

# Klasifikasi Jenis Tumor Otak Pada Citra MRI Menggunakan Metode CNN Arsitektur ResNet-50 Dengan Pendekatan Transfer Learning

Putu Yudha Arya Radita<sup>1\*</sup>, Anak Agung Gde Ekayana<sup>2</sup>, Ni Luh Wiwik Sri Rahayu G<sup>3</sup>, I Gusti Made Ngurah Desnanjaya<sup>4</sup>

<sup>1,2,3,4</sup> Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia, Denpasar, Bali

<sup>1</sup> Yudharadita17@gmail.com\*, <sup>2</sup> gungekayana@instiki.ac.id, <sup>3</sup> wiwik@instiki.ac.id, <sup>4</sup> ngurah.desnanjaya@instiki.ac.id

## INFO ARTIKEL

*Article history:*

Received Juni 2025

Accepted Juli 2025

Published Juli 2025

## ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi citra MRI otak menggunakan metode deep learning. Permasalahan utama yang dikaji adalah bagaimana melakukan klasifikasi jenis tumor otak menggunakan arsitektur ResNet-50, serta sejauh mana pengaruh kombinasi hyperparameter terhadap akurasi dan performa model. Data yang digunakan berjumlah 6.415 citra MRI otak, yang diperoleh dari dataset publik Kaggle dan RSUD Sanjiwani Kabupaten Gianyar. Proses klasifikasi dilakukan dengan memodifikasi arsitektur CNN ResNet-50 melalui pendekatan transfer learning dan diterapkan pula callback EarlyStopping dan ReduceLROnPlateau untuk meningkatkan efisiensi pelatihan dan mencegah overfitting. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ResNet-50 dengan pendekatan transfer learning dan penggunaan optimizer SGD memberikan performa terbaik, dengan akurasi 92%, precision 93%, recall 92%, dan F1-score 92%. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan arsitektur dan pengaturan hyperparameter yang tepat sangat berpengaruh terhadap kinerja model klasifikasi tumor otak berbasis deep learning.

Kata Kunci: Klasifikasi tumor otak, Transfer learning, ResNet-50, CNN

## ABSTRAK

*This study aims to develop a brain MRI image classification model using deep learning methods. The main issues addressed include how to classify brain tumor types using the ResNet-50 architecture and how the combination of hyperparameters affects model accuracy and performance. A total of 6,415 brain MRI images were used, obtained from a public Kaggle dataset and RSUD Sanjiwani Hospital in Gianyar Regency. The classification process was carried out by modifying the ResNet-50 CNN architecture through a transfer learning. Additionally, the EarlyStopping and ReduceLROnPlateau callbacks were applied to enhance training efficiency and prevent overfitting. Evaluation results showed that the ResNet-50 model with transfer learning and the SGD optimizer achieved the best performance, with 92% accuracy, 93% precision, 92% recall, and 92% F1-score. These findings confirm that selecting the right architecture and hyperparameter configuration plays a crucial role in improving the performance of deep learning-based brain tumor classification models.*

*Keywords:* Brain Tumor Classification, Transfer learning, ResNet-50, CNN

©2025 Authors. Licensed Under [CC-BY-NC-SA 4.0](#)

## 1. Pendahuluan

Tumor otak merupakan salah satu penyakit serius yang terus mengalami peningkatan setiap tahunnya di Indonesia. Berdasarkan data dari World Health Organization (WHO) pada tahun 2024 tercatat sebanyak 5.323 kasus baru tumor otak dengan 4.229 kematian, menjadikannya sebagai penyebab kematian ke-13 tertinggi akibat tumor (Dwi & Setiadi, 2024). Fenomena serupa juga ditemukan di tingkat daerah, tetapi juga di tingkat daerah, seperti di RSUD Sanjiwani Gianyar yang mencatat 30 kasus tumor otak sepanjang Januari 2024 hingga Januari 2025. Jenis tumor otak yang umum ditemukan antara lain glioma, meningioma, dan pituitary tumor, yang masing-masing menunjukkan karakteristik visual berbeda pada citra Magnetic Resonance Imaging (MRI) (Pratama et al., 2024). Diagnosis dini dan klasifikasi yang tepat terhadap jenis tumor sangat penting dalam menentukan langkah penanganan medis yang sesuai.

Namun, dalam praktiknya proses klasifikasi jenis tumor otak masih menghadapi berbagai tantangan. Diagnosis sering kali masih bergantung pada metode konvensional seperti suntik kontras dan biopsi, yang bersifat invasif dan juga memerlukan waktu yang cukup lama, yaitu sekitar 10 hingga 15 hari untuk mendapatkan hasil secara menyeluruh (Misbullah et al., 2024). Menurut hasil wawancara dengan salah satu dokter spesialis neurologi di RSUD Sanjiwani, tenaga medis menghadapi kesulitan dalam membedakan jenis tumor otak berdasarkan citra MRI karena adanya kemiripan visual antara tumor dan kondisi lain seperti pendarahan. Hal ini diperparah oleh keterbatasan data pembandingan yang tersedia secara di institusi pelayanan kesehatan yang tersedia.

Untuk mengatasi tantangan tersebut, pendekatan berbasis kecerdasan buatan (Artificial Intelligence), khususnya deep learning, telah banyak dikembangkan dalam bidang pencitraan medis. Model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 menjadi salah satu pilihan utama karena kemampuannya dalam mengenali pola visual yang kompleks dan kedalamannya dalam ekstraksi fitur citra medis (Hasan Fadlun & Hayati, 2024). Penelitian oleh Rachmawanto et al. (2024) menunjukkan bahwa arsitektur ResNet-50 memiliki potensi tinggi dalam klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI, dengan capaian akurasi hingga 98,82%. Penelitian ini melanjutkan pendekatan tersebut dengan menerapkan ResNet-50 sebagai model dasar yang dilengkapi dengan transfer learning menggunakan bobot pretrained dari ImageNet dan penelitian ini juga mengeksplorasi lebih lanjut kombinasi hyperparameter, pemilihan optimizer, serta strategi augmentasi data untuk meningkatkan performa dan kemampuan generalisasi model.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi tumor otak berbasis CNN ResNet-50 yang dapat mengklasifikasikan empat jenis citra MRI, yaitu glioma, meningioma, pituitary tumor, dan non-tumor. Penelitian dilakukan dengan membandingkan dua pendekatan pelatihan, yaitu transfer learning dan training from scratch, serta menguji menggunakan optimizer SGD dengan penerapan callback seperti EarlyStopping dan ReduceLROnPlateau. Selain itu, teknik augmentasi data juga digunakan untuk meningkatkan keragaman data.

Penelitian ini terletak pada analisis sistematis kombinasi arsitektur pelatihan dan hyperparameter serta penerapan strategi augmentasi untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi model. Dengan pendekatan ini, diharapkan dapat diperoleh model klasifikasi tumor otak yang lebih akurat, efisien, dan adaptif, serta dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan sistem pendukung diagnosis berbasis deep learning di lingkungan medis.

## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan memanfaatkan algoritma deep learning sebagai metode komputasional utama dalam proses klasifikasi citra medis. Pendekatan ini memungkinkan analisis berbasis data numerik melalui serangkaian eksperimen terhadap model arsitektur CNN dalam mendeteksi dan mengelompokkan jenis tumor otak dari citra MRI.

### A. Tumor Otak

Tumor otak merupakan pertumbuhan sel abnormal yang tumbuh sekitar otak yang dapat bersifat jinak maupun ganas (kanker). Tumor otak terbagi menjadi dua yaitu tumor otak primer yang berasal dari jaringan intrakranial seperti astrosit, neuron, meningen, atau sel glial. Tumor primer terjadi akibat paparan radiasi atau bahan kimia berbahaya yang merusak DNA sel-sel sehingga membentuk sel

tumor, Sedangkan tumor otak sekunder merupakan penyebaran kanker dari organ lain yang menyebar melalui aliran darah ke otak. Kedua jenis tumor ini dapat memengaruhi fungsi otak secara signifikan tergantung pada lokasi dan tingkat keparahannya (Yusuf et al., 2024)

## B. ResNet50

ResNet atau Deep Residual Network adalah arsitektur jaringan saraf dalam bidang pembelajaran mendalam yang diperkenalkan oleh Kaiming He pada tahun 2016. Arsitektur ini dirancang untuk mengatasi masalah pelatihan jaringan yang sangat dalam dengan menerapkan Skip connections yang memungkinkan informasi dari lapisan sebelumnya untuk dilewatkan ke lapisan yang lebih dalam, sehingga mengurangi masalah gradien yang hilang. ResNet memiliki beberapa varian, termasuk ResNet-50 yang terdiri dari 50 lapisan dan digunakan secara luas dalam aplikasi klasifikasi gambar dan pengenalan pola. Keunggulan utama dari ResNet adalah kemampuannya untuk mempertahankan kinerja yang baik meskipun jumlah lapisannya bertambah menjadikannya salah satu model paling efektif (Yoga et al., 2024)

## C. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 6.415 citra MRI otak, yang diperoleh dari dua sumber utama, yaitu dataset publik Brain Tumor Classification (Kaggle) yang dapat diakses melalui tautan <https://www.kaggle.com/datasets/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri> serta data tambahan dari RSUD Sanjiwani Kabupaten Gianyar. Seluruh citra MRI berformat JPG dan telah diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel untuk disesuaikan dengan kebutuhan input model. Dataset ini mencakup empat kelas utama, yaitu glioma, meningioma, pituitary tumor, dan non-tumor.

Berikut ini merupakan pembagian jumlah data berdasarkan masing-masing kelas yang digunakan dalam penelitian.

### 1) Dataset Training

Dataset ini akan digunakan pada tahap pelatihan model Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50 yang telah dirancang.

Tabel 1 Dataset Training

| No | Jenis      | Deskripsi                                                                         | Jumlah Data |
|----|------------|-----------------------------------------------------------------------------------|-------------|
| 1  | Glioma     | Tumor yang berasal dari jaringan glial di otak atau tulang belakang               | 1400        |
| 2  | Meningioma | Tumor yang tumbuh dari meninges, lapisan pelindung otak dan sumsum tulang         | 1402        |
| 3  | Pituitary  | Tumor yang berkembang di kelenjar pituitari, bagian otak yang menghasilkan hormon | 1342        |
| 4  | Non tumor  | Citra MRI otak normal tanpa indikasi adanya tumor                                 | 1101        |

### 2) Dataset Testing

Dataset ini akan digunakan pada tahap pengujian model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *ResNet50* yang telah dirancang.

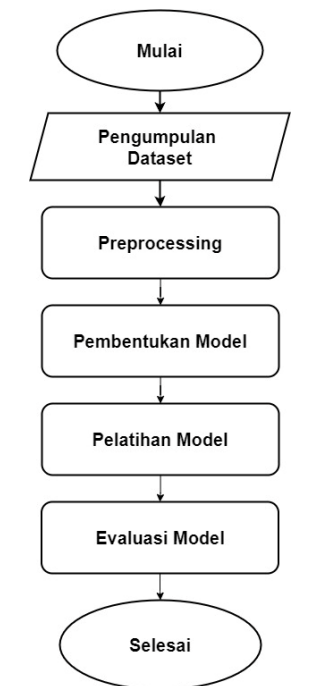
Tabel 2 Dataset Testing

| No | Jenis      | Deskripsi                                                                 | Jumlah Data |
|----|------------|---------------------------------------------------------------------------|-------------|
| 1  | Glioma     | Tumor yang berasal dari jaringan glial di otak atau tulang belakang       | 300         |
| 2  | Meningioma | Tumor yang tumbuh dari meninges, lapisan pelindung otak dan sumsum tulang | 294         |

|   |           |                                                                                   |     |
|---|-----------|-----------------------------------------------------------------------------------|-----|
| 3 | Pituitary | Tumor yang berkembang di kelenjar pituitari, bagian otak yang menghasilkan hormon | 276 |
| 4 | Non tumor | Citra MRI otak normal tanpa indikasi adanya tumor                                 | 300 |

#### D. Alur Penelitian

Pengembangan penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan bantuan pustaka TensorFlow dan Keras pada platform Google Colaboratory. Seluruh proses mulai dari preprocessing, pembentukan model, pelatihan model, hingga evaluasi model dilakukan secara terstruktur dengan menggunakan notebook google colab.



Gambar 1. Alur Penelitian

#### 3) *Pengumpulan Dataset*

Dalam tahapan pengumpulan data, peneliti menggunakan citra MRI otak yang diperoleh dari dua sumber utama, yaitu website Kaggle dan RSUD Sanjiwani Kabupaten Gianyar, dengan total keseluruhan 6.415 citra. Data diperoleh dari website dataset publik yang tersedia di situs Kaggle dengan judul Brain Tumor Classification (MRI) yang dapat diakses melalui <https://www.kaggle.com/datasets/sartajbhuvaji/brain-tumor-classification-mri>

#### 4) *PreProcessing*

Tahapan preprocessing dilakukan melalui beberapa langkah utama. Pertama, citra MRI di-resize ke ukuran  $224 \times 224$  piksel untuk menyeragamkan dimensi input model. Selanjutnya, dilakukan proses cropping guna memusatkan area penting pada citra otak dan mengurangi bagian yang tidak relevan. Setelah itu, citra diproses menggunakan teknik CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) untuk meningkatkan kontras dan memperjelas detail struktur jaringan. Citra kemudian dinormalisasi dengan mengubah nilai intensitas piksel ke dalam skala 0 hingga 1 agar sesuai dengan format input model CNN. Terakhir, data dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih sebanyak 5.245 sampel, yang kemudian dipisahkan kembali menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi menggunakan metode train-validation split.

#### 5) *Pembentukan Model*

Arsitektur model yang digunakan dalam penelitian ini berbasis pada ResNet-50 dengan bobot awal dari ImageNet (pretrained) sebagai model dasar. Pada tahap ini model ResNet50 akan dilatih sebelumnya menggunakan dataset ImageNet yang merupakan kumpulan data publik besar berisi lebih dari 1 juta gambar yang diklasifikasikan ke dalam 1000 kelas. Model yang telah terlatih pada ImageNet dimodifikasi dengan menambahkan beberapa fully connected layer, dropout dan dense dengan aktivasi relu untuk mencegah overfitting, serta output layer berjumlah 4 unit dengan aktivasi softmax sesuai jumlah kelas. Seluruh pemodelan dibangun menggunakan framework Keras yang berjalan di atas TensorFlow.

#### 6) *Pelatihan Model*

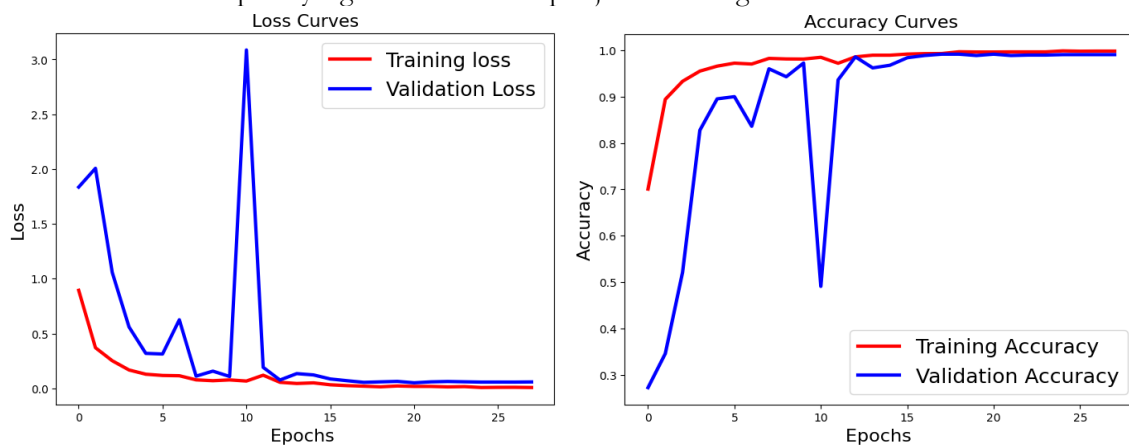
Model dikompilasi menggunakan optimizer Stochastic Gradient Descent (SGD) dengan nilai learning rate sebesar 0.001 untuk mengatur kecepatan pembaruan bobot selama proses pelatihan. Fungsi loss yang digunakan adalah Categorical Crossentropy, karena tugas klasifikasi melibatkan lebih dari dua kelas. Pelatihan dilakukan selama 100 epoch dengan ukuran batch sebesar 64 untuk memastikan proses konvergensi berjalan stabil. Selain itu, diterapkan beberapa callback, yaitu EarlyStopping untuk menghentikan pelatihan ketika tidak ada peningkatan pada validasi, ReduceLROnPlateau untuk menurunkan learning rate saat akurasi validasi stagnan, serta ModelCheckpoint untuk menyimpan model terbaik berdasarkan performa validasi.

#### 7) *Evaluasi Model*

Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan beberapa metrik pengukuran kinerja, yaitu akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk menilai seberapa baik model dalam mengklasifikasikan jenis tumor otak. Selain itu, digunakan pula confusion matrix untuk melihat distribusi prediksi model terhadap masing-masing kelas secara lebih detail. Seluruh proses evaluasi dilakukan menggunakan pustaka Scikit-learn, yang menyediakan fungsi-fungsi evaluasi metrik klasifikasi secara komprehensif dan efisien.

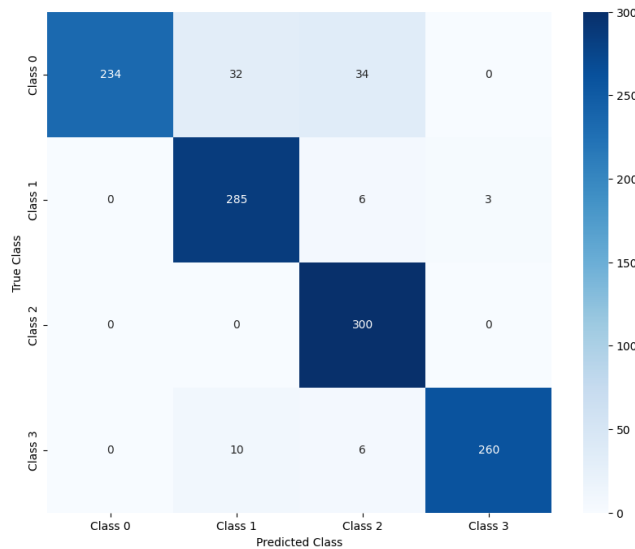
### 3. Hasil dan Pembahasan

Hasil proses pelatihan model klasifikasi menggunakan arsitektur ResNet-50 dihentikan secara otomatis pada epoch ke-28 oleh mekanisme EarlyStopping, karena tidak terjadi peningkatan nilai validation loss selama tujuh epoch berturut-turut. Model mencapai performa terbaiknya pada epoch ke-21, ditandai dengan nilai validation loss sebesar 0.0502, yang merupakan peningkatan signifikan dibandingkan nilai sebelumnya, yaitu 0.3234. Pada titik ini, model secara otomatis disimpan dalam file model\_best\_Checkpoint.keras melalui callback ModelCheckpoint. Selain itu, pada epoch tersebut, model menunjukkan kinerja pelatihan yang sangat baik dengan nilai akurasi sebesar 0.9956, loss sebesar 0.1349 menandakan kemampuan yang kuat dalam mempelajari dan mengklasifikasikan citra secara efektif.



Gambar 2. Grafik Loss dan Akurasi

Grafik pada Gambar 2.3 menunjukkan bahwa proses pelatihan model berlangsung stabil dengan akurasi pelatihan yang meningkat cepat hingga hampir 100% pada epoch ke-10. Akurasi validasi sempat mengalami fluktuasi tajam, namun stabil dan meningkat setelah epoch ke-12, menandakan kemampuan generalisasi yang baik. Grafik loss juga menunjukkan penurunan training loss yang konsisten, sementara validation loss sempat melonjak di epoch ke-10, tetapi kembali stabil setelahnya. Fluktuasi ini berhasil dikendalikan berkat penggunaan callback seperti EarlyStopping dan ReduceLROnPlateau sehingga overfitting dapat dicegah dan performa model tetap optimal.



**Gambar 3. Confusion Matrix**

Berdasarkan gambar 2. menunjukkan confusion matrix dari hasil evaluasi model ResNet-50 dengan transfer learning menggunakan optimizer SGD pada data uji, dapat dilihat bahwa model memiliki performa klasifikasi yang cukup baik, dengan nilai prediksi benar tertinggi pada class 2 (non-Tumor) sebanyak 300 sampel, dan class 1 (meningioma) sebanyak 285 sampel yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Untuk class 0 (glioma), terdapat 234 sampel yang diklasifikasikan dengan benar, namun masih terdapat kesalahan prediksi sebanyak 34 sampel yang diklasifikasikan sebagai non-tumor (class 2) dan 32 sampel sebagai meningioma (class 1), sedangkan pada Class 3 (pituitary) model mampu mengklasifikasikan 260 sampel dengan benar, namun terdapat 6 sampel yang dikira non-tumor dan 10 sampel dikira meningioma.

Berikut merupakan visualisasi confusion matrix yang menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan masing-masing jenis tumor otak, yaitu meningioma, glioma, pituitary, dan non-tumor. Setiap nilai pada tabel merepresentasikan jumlah prediksi yang benar (true positive) maupun kesalahan klasifikasi (false positive dan false negative) untuk setiap kelas. Melalui confusion matrix ini, dapat dilihat seberapa baik model membedakan antar kelas serta sejauh mana tingkat akurasi, precision, recall, dan F1-score dicapai dalam proses klasifikasi citra MRI tumor otak.

**Tabel 3 Confusion Matrix**

| Class | Jenis     | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|-------|-----------|-----------|--------|----------|---------|
| 0     | Glioma    | 1.00      | 0.78   | 0.88     | 300     |
| 1     | Mengioma  | 0.87      | 0.97   | 0.92     | 294     |
| 2     | Non tumor | 0.87      | 1.00   | 0.93     | 300     |
| 3     | Pituitary | 0.99      | 0.94   | 0.96     | 276     |

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan data test, model klasifikasi yang dikembangkan berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 92%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi jenis tumor otak dengan tingkat ketepatan yang tinggi pada data yang belum pernah dilatih sebelumnya.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi tumor otak berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan memanfaatkan arsitektur ResNet-50 melalui pendekatan transfer learning. Model yang dibangun dimodifikasi agar mampu mengklasifikasikan citra MRI ke dalam empat kategori, yaitu glioma, meningioma, pituitary, dan non-tumor. Berdasarkan hasil evaluasi, kombinasi ResNet-50 pretrained dengan optimizer SGD menghasilkan performa terbaik dengan akurasi sebesar 92%, precision 93%, recall 92%, dan F1-score 92%. Temuan ini menunjukkan bahwa pemanfaatan bobot awal dari ImageNet dan pemilihan optimizer yang tepat dapat meningkatkan kemampuan model dalam menggeneralisasi data uji serta meningkatkan efektivitas klasifikasi tumor otak.

#### Daftar Pustaka

- Dwi, B. S. E., & Setiadi, D. R. I. M. (2024). Deteksi Tumor Otak Dengan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Eksplora Informatika*, 13(2), 188–197. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v13i2.971>
- Eka Okta Putra, G., Queena Fredlina, K., & Nyoman Yudi Anggara Wijaya, I. (2024). Implementasi Transfer Learning Menggunakan Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Penyus. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 8, Issue 1).
- Faiz Nashrullah, Suryo Adhi Wibowo, & Gelar Budiman. (2020). The Investigation of Epoch Parameters in ResNet-50 Architecture for Pornographic Classification. *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, 1(1). <https://doi.org/10.52435/complete.v1i1.51>
- Hasan Fadlun, M., & Hayati, U. (2024). Klasifikasi Tumor Otak menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning. *Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak*, Vol. 6, No. 1, (ISSN 2656-2855 e-ISSN 2685-5518), 289–295.
- Kurniawan, M., & Abdullah, R. G. (2024a). Sistem Deteksi Penyakit Pada Otak Dengan Pendekatan Klasifikasi CNN Dan Preprocessing Image Generator. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4371>
- Kurniawan, M., & Abdullah, R. G. (2024b). Sistem Deteksi Penyakit Pada Otak Dengan Pendekatan Klasifikasi CNN Dan Preprocessing Image Generator. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4371>
- Misbullah, A., Mursyida, W., Farsiah, L., & Martiwi Sukiakhy, K. (2024). Analisis Performa Segmentasi Citra MRI Tumor Otak dengan Arsitektur U-Net dan Res-UNet. *J-SIGN*, 2(2), 83–95. <https://doi.org/10.24815/j-sign.v2i02>
- Prasetyo, R. R. E., & Ichwan, M. (2021). Perbandingan Metode Deep Residual Network 50 dan Deep Residual Network 152 untuk Deteksi Penyakit Pneumonia pada Manusia. *MIND Journal*, 6(2), 168–182. <https://doi.org/10.26760/mindjournal.v6i2.168-182>
- Pratama, N., Liebenlito, M., Irene, Y., Sains, F., Teknologi, D., Syarif, U., & Jakarta, H. (2024). Perbandingan Model Klasifikasi Transfer Learning Convolutional Neural Network Tumor Otak Menggunakan Citra Magnetic Resonance Imaging. *Jurnal Sehat Indonesia*, 6(1).
- Rachmawanto, E. H., Hermanto, D., Pratama, Z., & Sari, C. A. (2024). Performa Convolutional Neural Network Dalam Deep Layers ResNet-50 Untuk Klasifikasi MRI Tumor Otak. *Jurnal Semnas Ristek 2024*
- Setia Budi, E., Nofriyaldi Chan, A., Priscillia Alda, P., & Arif Fauzi Idris, M. (2024). Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Optimasi Model Machine Learning untuk Klasifikasi dan Prediksi Citra

Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Media Online*, 4(5), 509.  
<https://djournals.com/resolusi>

- Yoga, F. P., Sri Kusuma Aditya, C., & Rizki Chandranegara, D. (2024). Segmentasi dan Klasifikasi Gambar Citra pada Kanker Kulit Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur ResNet-50. *REPOSITOR*, 6(4), 391–404.
- Yusuf, B., Fitriani, N., & Puspasari, E. (2024). Penyakit Otak Kemenkes Poltekkes Palangka Raya 2 Kemenkes Poltekkes Palangka Raya 3 Kemenkes Poltekkes Palangka Raya. In *Jurnal Riset Ilmiah* (Vol. 3, Issue 7).