

## ***Ant Nesting Optimization* untuk Peningkatan Akurasi CNN Dalam Diagnostik Brain Tumor**

**Florentina Yuni Arini<sup>1</sup>, Nia Nur Hidayaturrohman<sup>2</sup>, Aloysius Oktavian<sup>3</sup>, Mohammad Farrel Aldevis<sup>4</sup>, Daffa Pramata Aryaputra<sup>5</sup>, Alul Hidja Syanjali<sup>6</sup>, Muhammad Zidan Aisar<sup>7\*</sup>**

<sup>1,2,3,4,5,6,7</sup> Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Ilmu Komputer, Universitas Negeri Semarang, Semarang, Indonesia

E-mail: <sup>1\*</sup>floyuna@mail.unnes.ac.id, <sup>2</sup>nianurrohman@students.unnes.ac.id,

<sup>3</sup>alloysiusoktavian@students.ac.id, <sup>4</sup>farrelalde08@students.unnes.ac.id,

<sup>5</sup>dpramata15@students.unnes.ac.id, <sup>6</sup>alulhidja62@students.unnes.ac.id,

<sup>7</sup>zidanaisar654@students.unnes.ac.id

(\* : corresponding author)

### **Abstrak**

Penelitian ini membahas penerapan algoritma optimasi baru, yaitu Ant Nesting Optimization (ANO), untuk meningkatkan performa Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI. ANO terinspirasi dari perilaku semut *Leptothorax* dalam memilih lokasi sarang yang optimal, yang diterapkan dalam proses eksplorasi dan eksploitasi model. Model CNN yang telah dioptimalkan menunjukkan peningkatan akurasi klasifikasi hingga 97%, dengan performa yang unggul dalam mendeteksi berbagai jenis tumor otak. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model yang diusulkan memiliki konvergensi *loss* yang lebih cepat dan stabil dibandingkan model standar. Metode optimasi ini tidak hanya meningkatkan presisi klasifikasi, tetapi juga mempercepat stabilisasi model selama proses pelatihan. Dengan hasil ini, penelitian membuktikan efektivitas ANO sebagai metode optimasi dalam jaringan deep learning, serta membuka peluang aplikasi lebih luas dalam bidang diagnostik berbasis kecerdasan buatan.

**Kata kunci:** Ant Nesting Optimization, citra MRI, CNN, deep learning, diagnosis citra medis, klasifikasi tumor otak

### **Abstract**

*This study discusses the application of a new optimization algorithm, namely Ant Nesting Optimization (ANO), to improve the performance of Convolutional Neural Networks (CNN) in brain tumor classification based on MRI images. ANO is inspired by the behavior of *Leptothorax* ants in selecting optimal nest locations, which is applied in the model's exploration and exploitation processes. The optimized CNN model shows an increase in classification accuracy of up to 97%, with superior performance in detecting various types of brain tumors. The evaluation results show that the proposed model has faster and more stable loss convergence compared to the standard model. This optimization method not only improves classification precision but also accelerates model stabilization during the training process. With these results, the research proves the effectiveness of ANO as an optimization method in deep learning networks and opens up wider application opportunities in the field of artificial intelligence-based diagnostics.*

**Keywords:** Ant Nesting Optimization, MRI image, CNN, deep learning, medical image diagnosis, brain tumor classification

## **1. PENDAHULUAN**

Otak merupakan organ vital sebagai pusat pengaturan tubuh dan kognisi manusia, yang terdiri atas jaringan pendukung serta sel-sel saraf yang saling terhubung [1]. Seperti organ tubuh lain, otak rentan terhadap pertumbuhan sel-sel abnormal seperti tumor. Tumor otak mengacu pada pertumbuhan sel tidak normal dalam berbagai ukuran dan lokasi di dalam otak [2]. Kondisi ini dapat berakibat fatal, karena dapat merusak dan membunuh sel-sel sehat di sekitarnya [3].

Tumor otak secara umum terbagi menjadi tiga jenis utama yaitu glioma, meningioma, dan tumor pituitari. Glioma tumbuh pada sel glial dan sering kali bersifat ganas, menyebabkan tekanan pada jaringan sehat di sekitarnya [4]. Meningioma berkembang di selaput pelindung otak bernama meninges, biasanya bersifat jinak, dan pertumbuhannya relatif lambat [5]. Sementara itu, tumor pituitari muncul di kelenjar pituitari terletak di dasar otak, dan dapat mempengaruhi regulasi hormon dalam tubuh [6]. Ketiga jenis tumor ini biasanya dideteksi dan diklasifikasi menggunakan teknologi Magnetic Resonance Imaging (MRI). MRI mampu memberikan gambaran beresolusi

tinggi tentang struktur dan kelainan dalam otak secara detail.

Kemajuan teknologi terus mendorong inovasi di berbagai bidang, termasuk dunia medis. Penggunaan teknologi canggih seperti Artificial Intelligence (AI) dan Machine Learning (ML) telah mengubah cara pendekatan diagnosis dan pengobatan [7]. MRI tetap menjadi instrumen utama untuk memperoleh citra otak, namun integrasi *Artificial Intelligence* (AI) dan *Machine Learning* (ML) memberikan dimensi baru melalui analisis data medis yang lebih otomatis, cepat, dan presisi [8]. Dengan kemampuan untuk memproses data dengan cepat dan akurat, teknologi ini memungkinkan deteksi pola-pola sulit dilakukan secara manual, sehingga membuka jalan baru untuk diagnosis menjadi lebih tepat dan efisien. Algoritma deep learning sering dipakai untuk klasifikasi. Contohnya Convolutional Neural Networks, dengan memanfaatkan jenis jaringan saraf tiruan spesial supaya dapat mengolah data-data bersifat tiga dimensi, seperti gambar, untuk tugas klasifikasi dan pengenalan objek [9]. Dengan konsep ini, CNN dapat membantu tenaga medis mengidentifikasi tumor otak dengan gambar MRI.

Meskipun CNN menjadi standar dalam klasifikasi citra medis, masih terdapat tantangan dalam standarisasi data dan kemampuan generalisasi model terhadap variasi pola tumor yang kompleks [10]. Salah satu kendala utama berupa variasi kompleksitas pola tumor, baik dalam ukuran, bentuk, maupun tekstur, membuat model sering mengalami kesulitan dalam melakukan generalisasi terhadap data baru [11]. Selain itu, kualitas citra MRI dipengaruhi oleh faktor eksternal seperti pencahayaan, resolusi, dan tingkat kebisingan dalam gambar, membuat pengurangan efektivitas CNN dalam membedakan antara jaringan normal dan jaringan tumor [12].

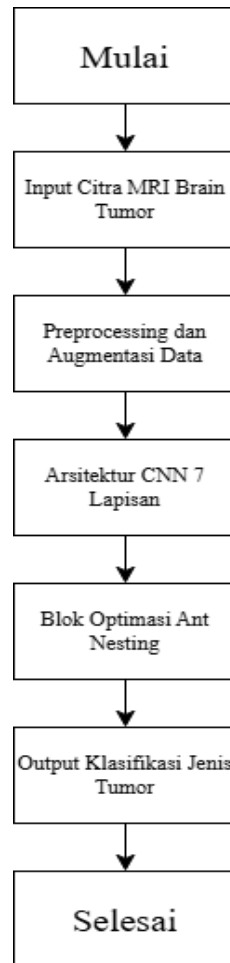
Oleh karena itu, diperlukan metode optimasi berfokus tidak hanya untuk meningkatkan akurasi model tetapi juga meningkatkan efisiensi dalam proses klasifikasi, sehingga CNN dapat lebih andal dalam menangani variasi data kompleks dan menghasilkan prediksi lebih akurat [13]. Metode optimasi Ant Nesting Optimization (ANO) digunakan pada penelitian ini, sebuah pendekatan terinspirasi dari perilaku sosial koloni semut dalam membangun sarang dan menentukan jalur optimal [14]. Semut secara alami menggunakan mekanisme pencarian efisien untuk menemukan lokasi terbaik bagi sarangnya, konsep ini dimanfaatkan dalam optimasi parameter Convolutional Neural Network (CNN) [15].

Tujuan utama dari penelitian ini yaitu, meningkatkan akurasi klasifikasi tumor otak dengan menerapkan algoritma klasifikasi CNN sesudah dioptimalkan menggunakan Ant Nesting Optimization (ANO) [16]. CNN telah terbukti sebagai salah satu pendekatan efektif dalam analisis citra medis, khususnya dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan tumor otak dari hasil pemindaian Magnetic Resonance Imaging (MRI) [17]. Namun, keterbatasan dalam parameter tuning serta tantangan dalam proses pelatihan dapat menghambat pencapaian akurasi maksimal. Dengan demikian, penelitian ini berfokus pada penggunaan Ant Nesting Optimization untuk meningkatkan keandalan dan presisi model CNN dalam tugas klasifikasi tumor otak, sehingga diharapkan dapat mendukung proses diagnosis lebih akurat dan efisien [18].

## **2. PENELITIAN**

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini divisualisasikan pada gambar 1. Proses komputasi memakai bahasa python dengan menggunakan kaggle. Adapun library python yang digunakan seperti tensorflow, pandas, numpy, sklearn, keras, dan matplotlib.

Dataset berjudul *BRAIN TUMOR MRI DATASET* yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle. Dataset awal ini terdiri dari 1.311 file citra MRI yang terbagi ke dalam empat kelas klasifikasi, yaitu glioma, meningioma, *no tumor*, dan *pituitary tumor*. Data tersebut dianalisis berdasarkan jenis tumor, ukuran, dan variasi intensitas piksel untuk menentukan pola yang dapat meningkatkan akurasi klasifikasi.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Untuk memperluas variasi data dan meningkatkan kemampuan generalisasi model, dilakukan tahap augmentasi citra pada data awal tersebut. Melalui proses augmentasi ini, jumlah sampel data meningkat menjadi total 5.712 data yang kemudian digunakan dalam tahap pelatihan dan pengujian model untuk memastikan hasil yang lebih stabil. Selain itu, dilakukan eksplorasi terhadap outlier dan ketidakseimbangan kelas yang mungkin mempengaruhi performa model. Setelah analisis data, tahap analisis fitur dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik yang paling relevan bagi klasifikasi tumor otak. Fitur yang diekstraksi mencakup tekstur, tepi, dan pola intensitas dalam citra, yang kemudian diolah menggunakan CNN untuk membangun representasi fitur yang lebih kompleks. Dengan bantuan Ant Nesting, pemilihan fitur terbaik dilakukan secara adaptif, sehingga model dapat secara otomatis mengoptimalkan arsitektur dan parameter berdasarkan informasi yang paling signifikan dalam citra MRI.

Setelah tahap preprocessing, dilakukan augmentasi citra untuk memperluas variasi data dan meningkatkan generalisasi model. Dataset kemudian dibagi menjadi 80% data validasi dan 20% data uji guna memastikan keseimbangan antara pelatihan dan evaluasi model. Penelitian ini menerapkan metode *deep learning* CNN yang dioptimalkan menggunakan *Ant Nesting Optimization* (ANO). ANO secara spesifik digunakan untuk melakukan *hyperparameter tuning* pada model, seperti penyesuaian *learning rate* dan optimasi bobot pada lapisan *fully connected* secara adaptif. Model dikembangkan menggunakan 7 lapisan *convolutional* untuk menyeimbangkan kedalaman ekstraksi fitur tekstur dengan efisiensi komputasi. Pelatihan ditetapkan selama 20 *epoch* karena bantuan optimasi ANO memungkinkan model mencapai titik konvergensi lebih awal, yang didukung dengan mekanisme *early stopping* untuk mencegah *overfitting*.

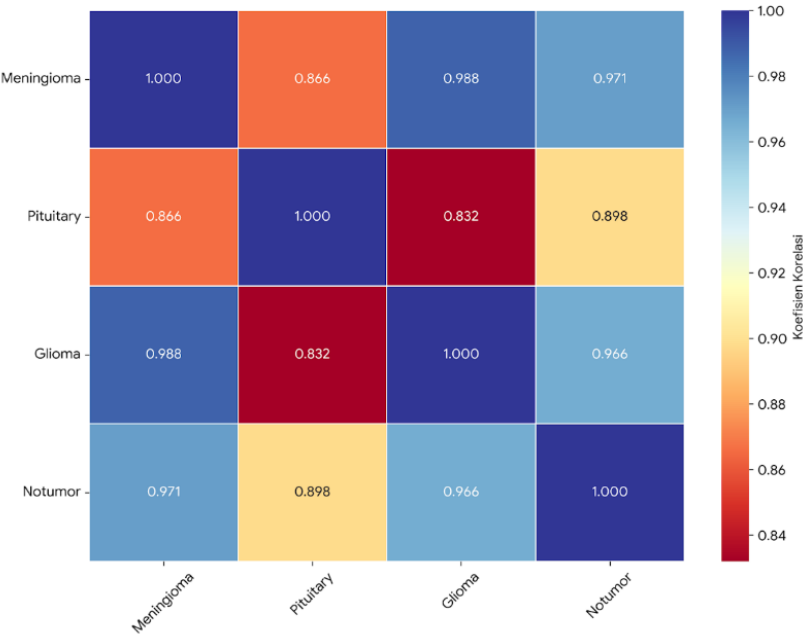
Setelah implementasi algoritma klasifikasi dan optimasinya, pelatihan data dilakukan selama 3 generasi, memungkinkan model untuk semakin menyesuaikan diri dengan pola data yang kompleks. Dalam penelitian ini, analisis data dilakukan untuk memahami distribusi dan karakteristik citra MRI yang digunakan. Pendekatan ini menghasilkan peningkatan akurasi klasifikasi dibandingkan dengan metode konvensional yang hanya mengandalkan arsitektur CNN standar. Evaluasi performa klasifikasi dilakukan dengan mengukur akurasi validasi akhir dan akurasi uji akhir, yang menunjukkan efektivitas optimasi dalam meningkatkan performa prediksi model. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik seperti precision, recall, dan F1-score, yang bertujuan untuk mengukur tingkat akurasi serta efektivitas model dalam mengidentifikasi tumor otak berdasarkan citra MRI.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Eksperimen Klasifikasi Tumor Otak

Tahap ini menyajikan hasil analisis dari eksperimen yang telah dilakukan untuk mengevaluasi performa metode klasifikasi tumor otak berdasarkan citra MRI. Gambaran dataset yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan distribusi yang relatif seimbang, dengan total 1.311 file yang mencakup empat kategori utama: glioma (300 file), meningioma (306 file), no tumor (405 file), dan pituitary (300 file). Data ini disusun dalam bentuk tabel dengan 5712 baris dan 2 kolom. Dataset ini dipilih dalam penelitian, untuk memastikan representasi yang cukup dari setiap kategori sehingga model klasifikasi dapat belajar dengan baik dari pola yang ada.

Setelah data dipastikan seimbang, penelitian ini dilanjutkan ke tahap selanjutnya dengan menerapkan jumlah epoch awal ditetapkan sebanyak 20 untuk memastikan proses pelatihan model berlangsung secara optimal. Metode CNN yang dioptimalkan dengan *Ant Nesting Optimization* (ANO) diterapkan untuk meningkatkan efektivitas klasifikasi. Peran utama ANO adalah mensimulasikan pencarian lokasi sarang semut sebagai representasi pencarian titik optimal global dalam ruang parameter CNN, sehingga model tidak terjebak pada *local optima* yang biasa terjadi pada optimasi standar. Untuk memvisualisasikan performa model dalam mengidentifikasi berbagai kategori tumor, disajikan Heatmap yang menggambarkan hasil klasifikasi pada Gambar 2.



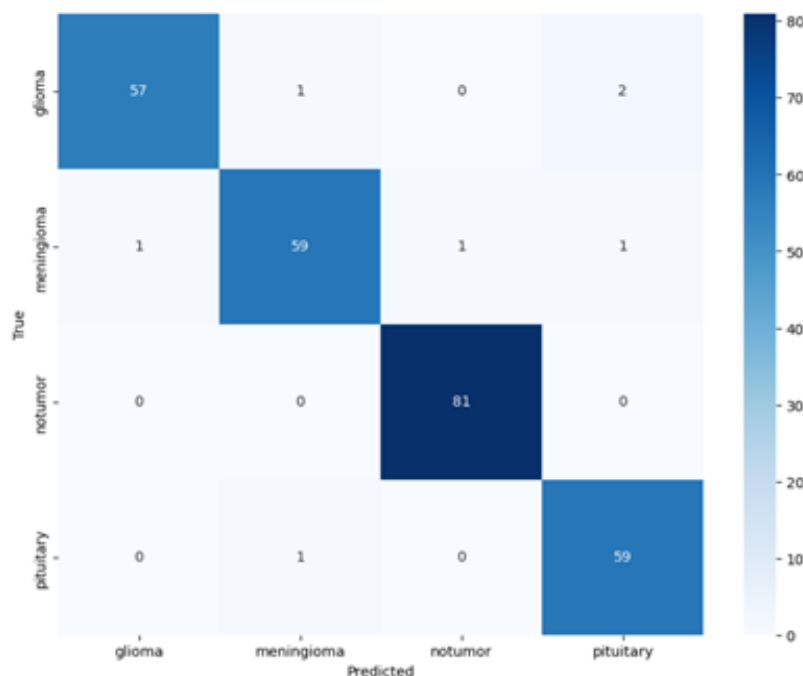
Gambar 2. Heatmap Dataset Brain Tumor MRI

Korelasi dataset yang ditunjukkan pada Gambar 2 menyajikan analisis tentang hubungan antar-fitur pada dataset tumor otak. Analisis ini mencakup empat kategori, yaitu meningioma,

pituitary, glioma, dan no tumor. Analisis Ini penting untuk mengetahui informasi dasar pada data sebelum membuat model klasifikasi. Nilai korelasi yang tinggi menunjukkan terdapatnya kesamaan fitur yang kuat antar kelas.

Berdasarkan heatmap, terlihat adanya tingkat kesamaan fitur yang tinggi antar-kelas. Korelasi tertinggi terlihat antara kelas glioma dan meningioma dengan nilai 0.988. Angka ini menunjukkan bahwa ciri-ciri visual kedua tumor ini memiliki kesamaan pada data citra MRI. Selain itu, korelasi yang tinggi ditemukan antara meningioma dan no tumor (0.971), serta antara glioma dan no tumor (0.966). Sementara itu, hubungan fitur dengan korelasi terendah ditemukan antara kelas pituitary dan glioma dengan nilai 0.832, nilai ini tetap menunjukkan hubungan fitur yang kuat.

Heatmap menekankan bahwa dataset yang digunakan memiliki tantangan klasifikasi yang besar karena tingginya kemiripan fitur di semua kategori. Adanya korelasi yang sangat tinggi, terutama antara glioma dan meningioma (0.988), berarti model klasifikasi biasa akan sulit untuk membedakannya. Informasi Ini menjadi alasan mengapa perlu digunakan metode optimasi seperti *Ant Nesting Optimization* (ANO) untuk meningkatkan kemampuan model dalam membedakan kelas yang memiliki kesamaan.



Gambar 3. Confusion Matrix CNN dan Ant Nesting

Confusion Matrix pada Gambar 3 menunjukkan performa yang sangat baik dalam membedakan empat kategori kondisi otak berdasarkan citra MRI. Confusion matrix memberikan gambaran tentang jumlah prediksi yang benar dan salah dalam setiap kategori, memungkinkan evaluasi terhadap akurasi dan efektivitas model dalam mengidentifikasi masing-masing jenis tumor. Model ini menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan glioma, meningioma, dan pituitary tumor, dengan persentase kesalahan yang relatif kecil. Selain itu, model mampu memprediksi seluruh kasus kategori no tumor dengan benar, mengindikasikan bahwa jaringan CNN yang dioptimalkan dengan Ant Nesting Optimization (ANO) memiliki sensitivitas yang sangat baik dalam mendeteksi citra MRI yang tidak mengandung tumor.

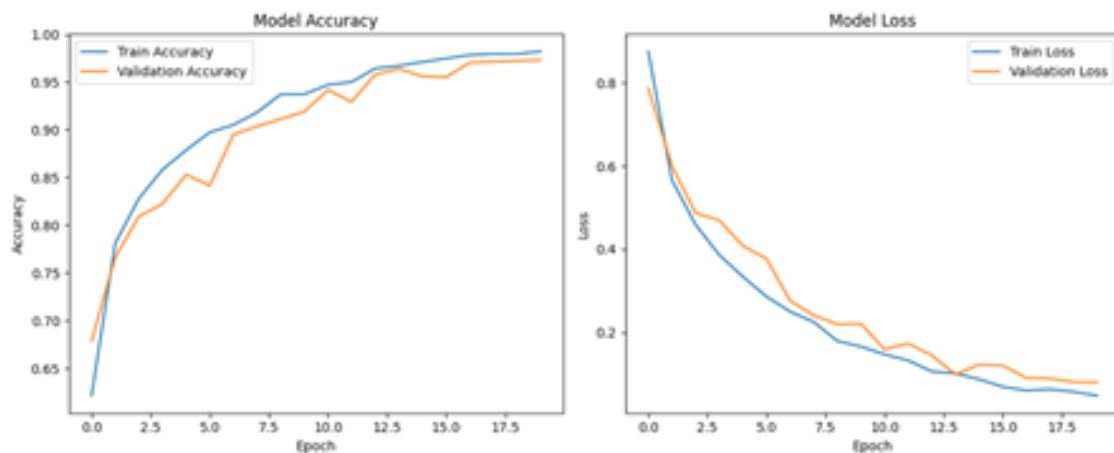
Model berhasil mengklasifikasikan 109 dari 120 kasus glioma dengan benar, yang menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi untuk kelas ini. Namun, masih terdapat 11 kasus yang keliru diklasifikasikan sebagai meningioma, yang mengindikasikan bahwa karakteristik glioma pada beberapa sampel mungkin memiliki kesamaan fitur dengan meningioma. Untuk kelas meningioma, sebanyak 118 kasus diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 4 kasus salah teridentifikasi sebagai no tumor, dan 1 kasus diklasifikasikan sebagai pituitary tumor. Kesalahan

ini dapat menunjukkan bahwa terdapat beberapa pola atau karakteristik yang tumpang tindih antara meningioma dan kategori lainnya, yang menjadi tantangan dalam proses klasifikasi. Sementara itu, kelas no tumor menunjukkan performa yang sangat akurat dengan 162 dari 162 kasus yang berhasil diprediksi tanpa kesalahan. Keakuratan penuh pada kategori ini mengindikasikan bahwa model memiliki sensitivitas yang sangat baik dalam mengenali citra otak yang tidak mengandung tumor. Pada kelas pituitary tumor, 118 dari 120 kasus berhasil diklasifikasikan dengan benar, dengan 1 kasus yang salah dikategorikan sebagai glioma dan 1 kasus sebagai meningioma. Kesalahan prediksi ini dapat terjadi karena variasi dalam bentuk atau intensitas tumor yang menyerupai karakteristik glioma dan meningioma pada citra MRI tertentu.

Confusion matrix menunjukkan bahwa model klasifikasi yang digunakan memiliki tingkat akurasi yang sangat baik dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan tumor otak berdasarkan citra MRI. Meskipun sebagian besar prediksi berhasil dilakukan dengan benar, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang terjadi pada kategori dengan karakteristik yang mirip, seperti glioma dan meningioma atau pituitary tumor dengan glioma. Hal ini dapat disebabkan oleh kemiripan fitur tekstur dan pola pencitraan yang membuat model sulit membedakan antara kategori tersebut.

Grafik pada Gambar 4 memberikan gambaran tentang performa model CNN yang telah dioptimalkan dengan Ant Nesting Optimization (ANO) dalam proses pelatihan dan validasi. Pada grafik sebelah kiri, akurasi memperlihatkan sebagai tingkat keberhasilan dalam memprediksi kelas tumor otak berdasarkan citra MRI. Garis biru mewakili akurasi data training, sedangkan garis oranye menunjukkan akurasi pada data validasi. Dari grafik terlihat bahwa kedua akurasi mengalami peningkatan seiring bertambahnya epoch, yang berarti model semakin mampu mengenali pola data dengan lebih baik. Stabilitas akurasi yang tinggi pada akhir pelatihan menunjukkan bahwa model berhasil belajar tanpa mengalami overfitting, yaitu kondisi di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih namun gagal bekerja pada data baru.

Berikut visualisasi perbandingan grafik model accuracy dan loss model CNN dengan Ant Nesting Optimization (ANO). Grafik model akurasi menunjukkan perbedaan peningkatan akurasi selama proses pelatihan, sementara grafik loss menggambarkan seberapa baik model meminimalkan kesalahan prediksi dari epoch ke epoch.

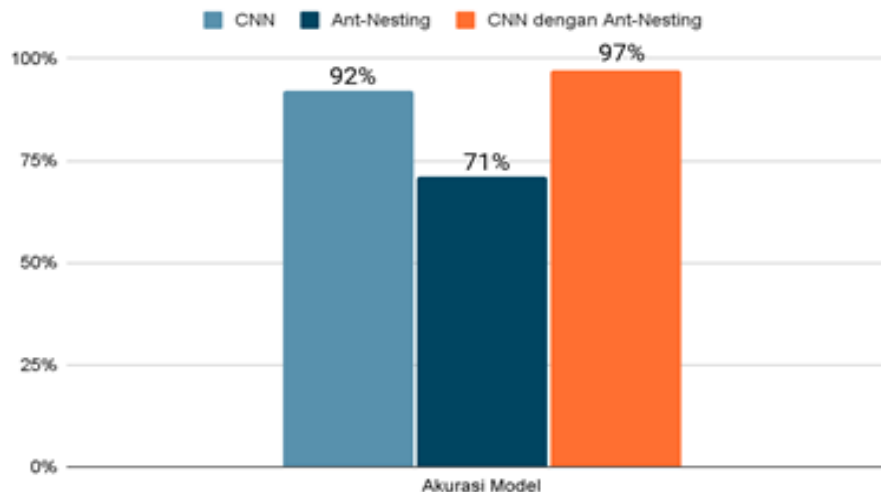


Gambar 4. Perbandingan Grafik Model Accuracy dan Loss CNN dengan ANO

Pada grafik sebelah kanan, nilai loss atau tingkat kesalahan model diukur selama proses pelatihan. Garis biru menggambarkan loss pada data training, sedangkan garis oranye menunjukkan loss pada data validasi. Grafik menunjukkan bahwa loss pada kedua data secara keseluruhan mengalami penurunan, yang mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam meminimalkan kesalahan prediksi. Meskipun loss validasi sempat mengalami fluktuasi di awal, akhirnya stabil pada nilai yang rendah, menunjukkan bahwa model tidak hanya belajar dari data latih tetapi juga mampu bekerja secara efektif pada data baru.

### 3.2 Evaluasi Model

Ketiga pendekatan berbeda di evaluasi dalam klasifikasi tumor otak menggunakan citra MRI, yaitu Convolutional Neural Network (CNN), metode optimasi Ant Nesting, dan kombinasi CNN dengan Ant Nesting. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi untuk menilai efektivitas setiap metode dalam mengklasifikasikan jenis tumor. Perbandingan grafik pada ketiga model dapat dilihat lebih lanjut pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik Evaluasi Algoritma

Model CNN menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali pola dalam citra MRI. Dengan arsitektur dasar yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan pooling, CNN mampu mengekstraksi fitur penting untuk klasifikasi tumor otak. Dari hasil uji coba, CNN standar menghasilkan akurasi mencapai 92%. Meskipun memiliki performa yang cukup baik, CNN masih menghadapi tantangan dalam pemilihan parameter terbaik, yang dapat berdampak pada akurasi klasifikasi.

Pendekatan optimasi Ant Nesting diterapkan untuk meningkatkan pemilihan parameter model secara adaptif. Model ini menggunakan mekanisme eksplorasi dan eksploitasi berbasis perilaku semut dalam mencari kombinasi parameter terbaik untuk klasifikasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode Ant Nesting berada di tingkat lebih rendah dengan mencapai akurasi sebesar 71%.

Kombinasi CNN dengan Ant Nesting menunjukkan hasil yang paling optimal dalam klasifikasi tumor otak pada citra MRI. Dengan memanfaatkan CNN untuk ekstraksi fitur dan Ant Nesting untuk optimasi parameter, model ini berhasil meningkatkan akurasi klasifikasi menjadi 97%, yang menunjukkan bahwa model lebih mampu dalam membedakan jenis tumor dengan tingkat ketelitian tinggi. Selain itu, pendekatan ini juga lebih adaptif terhadap variasi dalam citra MRI, memungkinkan generalisasi yang lebih baik saat diuji pada data yang berbeda.

Dari hasil evaluasi, dapat terlihat bahwa penggunaan optimasi Ant Nesting memberikan kontribusi signifikan dalam meningkatkan performa CNN. CNN memiliki keterbatasan dalam pemilihan parameter optimal, sedangkan Ant Nesting mampu mengatasi tantangan tersebut dengan pendekatan berbasis eksplorasi parameter. Kombinasi kedua metode ini menghasilkan model dengan akurasi yang lebih tinggi dan stabil, menjadikannya lebih efektif untuk aplikasi dalam klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI.

### 3.3 Analisis Performa Model

Bagian ini membahas analisis performa model yang digunakan dalam klasifikasi tumor otak berdasarkan citra MRI. Analisis dilakukan dengan mempertimbangkan berbagai metrik, seperti precision, recall, dan F1-score, dan akurasi total, untuk memahami efektivitas metode yang

diterapkan. Selain itu, analisis ini juga bertujuan untuk mengidentifikasi keunggulan serta keterbatasan model, sehingga dapat memberikan wawasan bagi pengembangan lebih lanjut. Berikut data lengkap terdapat pada Tabel 1.

Tabel 1. Classification Report CNN Dengan ANO

|                | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|----------------|-----------|--------|----------|---------|
| Glioma         | 0.98      | 0.95   | 0.97     | 60      |
| Meningioma     | 0.97      | 0.95   | 0.96     | 62      |
| No Tumor       | 0.99      | 1.00   | 0.99     | 81      |
| Pituitari      | 0.95      | 0.98   | 0.97     | 60      |
| Accuracy: 97 % |           |        |          |         |

Tabel 1 menggambarkan performa model klasifikasi tumor otak berdasarkan hasil evaluasi menggunakan metrik precision, recall, dan F1-score dengan akurasi total 97%, model menunjukkan efektivitas tinggi dalam mengidentifikasi empat jenis kondisi otak: glioma, meningioma, no tumor, dan pituitary tumor.

Model mencapai akurasi tertinggi dalam mendeteksi kasus no tumor, dengan precision sebesar 0.98 dan recall 1.00. Hasil ini menunjukkan bahwa seluruh sampel yang benar-benar tidak memiliki tumor berhasil diklasifikasikan dengan sempurna tanpa kesalahan, mengindikasikan kemampuan model dalam membedakan citra MRI yang tidak mengandung tumor dari yang menunjukkan keberadaan tumor. Pada klasifikasi glioma, model memperoleh precision sebesar 0.99, yang berarti hampir semua sampel yang dikategorikan sebagai glioma memang benar adanya. Namun, recall sebesar 0.91 menunjukkan adanya sejumlah kecil kasus glioma yang keliru diklasifikasikan sebagai kategori lain. Hal ini mengindikasikan bahwa beberapa citra MRI glioma memiliki karakteristik yang menyerupai jenis tumor lain, sehingga menyebabkan kesalahan identifikasi.

Kelas meningioma dan pituitary tumor juga menunjukkan performa yang baik, dengan F1-score di atas 0.93 untuk masing-masing kategori. Metrik ini mencerminkan keseimbangan antara precision dan recall, menunjukkan bahwa model secara konsisten mampu mendeteksi kedua jenis tumor dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya berkaitan dengan pola citra MRI yang mirip antara meningioma dan glioma atau pituitary, yang menjadi tantangan dalam model klasifikasi berbasis CNN.

Analisis lebih lanjut terhadap faktor-faktor yang menyebabkan kesalahan klasifikasi diperlukan untuk meningkatkan performa model. Pendekatan yang dapat dilakukan meliputi analisis lebih dalam terhadap fitur yang digunakan dalam proses klasifikasi, peningkatan teknik preprocessing gambar untuk memperjelas karakteristik masing-masing kategori, serta pengujian terhadap metode optimasi tambahan yang dapat membantu model dalam membedakan pola tumor dengan lebih akurat. Dengan perbaikan ini, diharapkan model dapat mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dan semakin andal dalam mendukung diagnosis tumor otak berbasis MRI.

#### 4. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa optimasi Ant Nesting pada CNN berhasil meningkatkan akurasi klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI hingga 97%. Model yang diterapkan mampu membedakan kategori glioma, meningioma, no tumor, dan pituitary tumor dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode konvensional. Meskipun demikian, masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi pada kategori dengan karakteristik serupa, yang menunjukkan adanya tantangan dalam membedakan pola tertentu dalam citra MRI.

Dari hasil analisis, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode optimasi dalam sistem klasifikasi berbasis CNN berperan penting dalam meningkatkan performa model, terutama dalam percepatan konvergensi selama pelatihan. Penelitian ini juga menegaskan bahwa inovasi dalam teknik optimasi dapat memberikan dampak signifikan dalam pengembangan metode klasifikasi yang lebih efektif dan akurat untuk aplikasi medis.

Kontribusi utama dari penelitian ini merupakan pengembangan pendekatan optimasi yang



mampu meningkatkan akurasi sistem klasifikasi tumor otak berbasis citra MRI, yang berpotensi memberikan manfaat bagi bidang diagnostik medis berbasis kecerdasan buatan. Namun, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, seperti kompleksitas perhitungan dalam metode optimasi dan kebutuhan daya komputasi yang lebih tinggi. Penelitian lanjutan dapat dilakukan untuk menyempurnakan teknik optimasi agar lebih efisien dan dapat diterapkan dalam skala yang lebih luas.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. K. Avberšek, and G. Repovš, “Deep learning in neuroimaging data analysis: Applications, challenges, and solutions,” *Frontiers in Neuroimaging*, vol. 1, pp. 01-23, 2022, doi: 10.3389/fnimg.2022.981642.
- [2] A. Mjahad and A. Rosado-Muñoz, “Optimizing Tumor Detection in Brain MRI with One-Class SVM and Convolutional Neural Network-Based Feature Extraction,” *Journal of Imaging*, vol. 11, no. 7, pp.1-27, 2025, doi: 10.3390/jimaging11070207.
- [3] E. Albalawi *et al.*, “Enhancing brain tumor classification in MRI scans with a multi-layer customized convolutional neural network approach,” *Frontiers in Computational Neuroscience*, vol. 18, pp: 01-19, 2024, doi: 10.3389/fncom.2024.1418546.
- [4] M. Muslih and E. H. Rachmawanto, “Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Citra Penyakit Diabetes Retinopathy,” *SKANIKA*, vol. 5, no. 2, pp. 167–176, 2022, doi: 10.36080/skanika.v5i2.2945.
- [5] S. Mulyana, *et al.*, “Identifikasi Penyakit Tanaman Berdasarkan Citra Daun Berbasis Web dengan Pendekatan Algoritma Convolutional Neural Network,” *SKANIKA: Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 305–317, 2025, doi: 10.36080/skanika.v8i2.3573.
- [6] M. Rasheed, S. Iqbal, A. Jaffar, and S. Akram, “Advanced deep learning-based brain tumor classification using a novel customized CNN and optimized residual network,” *PLOS One*, vol. 20, no. 10, p. e0334430, 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0334430.
- [7] N. W. Tajuddin, Y. W. Wardhana, and R. Indrati, “Pemanfaatan Kecerdasan Buatan (AI) Pada MRI,” *Jurnal Sudut Pandang*, vol. 4, no. 6, pp. 29–37, 2024, doi: 10.55314/jsp.v4i6.814.
- [8] A. M. Alhejaily, “Artificial intelligence in healthcare (Review),” *Biomedical Reports*, vol. 22, no. 1, pp. 1-8, 2024, doi: 10.3892/br.2024.1889.
- [9] P. Mehta, S. Narwadkar, G. Chillarge, S. Rathi, G. Shinde, and C. Shewale, “A New Approach to Brain Tumor Detection with CNNs: Addressing the Issues of Standardization and Generalizability,” *IJISAE: International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, vol. 12, no. 8s, pp. 01-13, 2024, Available: <https://ijisae.org/index.php/IJISAE/article/view/4082>
- [10] M. M. Zahoor *et al.*, “Brain Tumor MRI Classification Using a Novel Deep Residual and Regional CNN,” *Biomedicines*, vol. 12, no. 7, p. 1395, Autumn 2024, doi: 10.3390/biomedicines12071395.
- [11] A. B. Naeem, O. Osman, S. Alsubai, T. Cevik, A. Zaidi, and J. Rasheed, “Lightweight CNN for accurate brain tumor detection from MRI with limited training data,” *Frontiers in Medicine*, vol. 12, 2025, doi: 10.3389/fmed.2025.1636059.
- [12] M. A. Ilani, D. Shi, and Y. M. Banad, “T1-weighted MRI-based brain tumor classification using hybrid deep learning models,” *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-92020-w.
- [13] M. K. Jahan, *et al.*, “CerevianNet: parameter efficient multi-class brain tumor classification using custom lightweight CNN,” *Frontiers in Medicine*, vol. 12, 2026, doi: 10.3389/fmed.2025.1664673.

- [14] E. S. Budi, A. N. Chan, P. P. Alda, and M. A. F. Idris, "Optimasi Model Machine Learning untuk Klasifikasi dan Prediksi Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, vol. 4, no. 5, pp. 502–509, 2024, doi: 10.30865/resolusi.v4i5.1892.
- [15] F. Citra R, F. Indriyani, and I. R. Rahadjeng, "Klasifikasi Tumor Otak Berbasis Magnetic Resonance Imaging Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Digital Transformation Technology (Online)*, vol. 3, no. 2, pp. 918–924, 2024, doi: 10.47709/digitech.v3i2.3469.
- [16] D. Husen, "Klasifikasi Citra MRI Tumor Otak Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *bit-Tech*, vol. 7, no. 1, pp. 143–152, 2024, doi: 10.32877/bt.v7i1.1576.
- [17] K. N. Qodri, "Analisis Perbandingan Klasifikasi Tumor Otak Menggunakan Deep Learning," *IJITECH Indonesian Journal of Information Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 16–21, 2024, doi: 10.71155/rdgrt890.
- [18] N. R. Wahyudi, Y. Rahmawati, and S. Supriyanto, "Implementasi Rapidminer Untuk Menentukan Siswa Unggulan Menggunakan Metode K-Means," *SKANIKA: Sistem Komputer dan Teknik Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 109–118, 2024, doi: 10.36080/skanika.v7i2.3173.