

Comprehensive Evaluation of CNN Model Performance in Dogfruit Plant Classification

Mardiana¹, Meizano Ardhi Muhammad², Yessi Mulyani³, Martinus⁴,
Muhammad Afif Rafi Syaiim⁵, Wasilah⁶

^{1,2,3,4,5} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Lampung, Jalan Soemantri Brojonegoro No 1, Bandar Lampung

⁶Program Studi Sistem Informasi IIB Darmajaya, JL. ZA Pagar Alam No 93 Bandar Lampung

Riwayat Artikel

Submitted : 2/09/2025

Published : 28/01/2026

* Email Korespondensi:

mafif729@gmail.com



Abstrak: Jengkol (*Archidendron pauciflorum*) adalah tanaman hutan tropis Indonesia yang umum digunakan sebagai sumber pangan. Meskipun banyak digunakan sebagai bahan pangan, penelitian tentang klasifikasi morfologi Jengkol masih terbatas. Klasifikasi bagian-bagian Jengkol memiliki relevansi dalam bidang botani dan pertanian. CNN diterapkan untuk mengotomatisasi proses klasifikasi. Model akan dievaluasi dalam mengklasifikasi melalui analisis akurasi, precision, recall, dan f1-score. Model dilatih menggunakan 597 citra yang akan dibagi menjadi lima kelas. Model dilatih selama 200 epoch untuk meningkatkan kemampuan dalam mengenali pola visual antar kelas. Evaluasi kinerja diuji pada 120 citra yang dilakukan dengan mengukur akurasi, precision, recall, dan f1-score untuk setiap kelas. Hasil menunjukkan model mencapai akurasi 95%, dengan nilai precision dan f1-score tertinggi pada kelas batang (1.00), sedangkan kelas ranting memiliki f1-score terendah (f1-score 0.71). Ketidakseimbangan data antar kelas dan kemiripan visual antara ranting dan batang mempengaruhi hasil klasifikasi. Model CNN terbukti efektif untuk klasifikasi tanaman Jengkol pada kelas yang memiliki data lebih banyak dan fitur visual yang kuat.

Kata kunci: Convolutional Neural Network, Klasifikasi Tanaman, Jengkol, Hutan Tropis, Machine Learning

Abstract: Dogfruit (*Archidendron pauciflorum*) is a tropical forest plant in Indonesia that is commonly used as a food source. Although it is widely used as a food source, research on the morphological classification of jengkol remains limited. The classification of Jengkol parts is relevant in the fields of botany and agriculture. CNN was applied to automate the classification process. The model will be evaluated for classification performance through analysis of accuracy, precision, recall, and F1-score. The model was trained using 597 images divided into five classes. It was trained for 200 epochs to improve its ability to recognize visual patterns across classes. Performance evaluation was conducted on 120 images by measuring accuracy, precision, recall, and F1-score for each class. The results showed that the model achieved 95% accuracy, with the highest precision and F1-score values in the stem class (1.00), while the branch class had the lowest F1-score (0.71). Data imbalance across classes and the visual similarity between twigs and stems influenced the classification results. The CNN model proved effective for classifying Jengkol plants in classes with more data and strong visual features.

Keywords: Convolutional Neural Network, Plant Classification, Dogfruit, Tropical Forest, Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Jengkol (*Archidendron pauciflorum*) adalah satu dari tanaman khas hutan tropis yang tumbuh secara alami di Indonesia[1]. Jengkol banyak dimanfaatkan sebagai bahan pangan yang diolah menjadi berbagai hidangan tradisional di masyarakat lokal. Selain makanan, kulit jengkol dapat digunakan sebagai pupuk organik [2]. Hal tersebut membuktikan bahwa tanaman jengkol memiliki tingkat kepentingan yang tinggi di masyarakat Indonesia. Meskipun demikian, penelitian terkait klasifikasi morfologi tanaman jengkol masih sangat terbatas[1], [3], [4].

Klasifikasi tanaman jengkol termasuk morfologinya menggunakan machine learning merupakan salah satu upaya dalam mengidentifikasi dan melestarikan tanaman hutan. Dalam melakukan klasifikasi tanaman hutan,

machine learning umumnya digunakan karena dapat menghemat waktu dan mengurangi ketergantungan terhadap pakar dalam melakukan identifikasi[5]. Convolutional Neural Networks (CNN) adalah salah satu dari algoritma machine learning yang telah banyak digunakan sebagai metode klasifikasi citra. Penelitian untuk klasifikasi menggunakan CNN telah dilakukan diantaranya untuk jenis bunga[6], tanaman hias[7], serta rempah-rempah[8].

Beberapa penelitian membahas efektivitas CNN dalam klasifikasi objek citra, termasuk tanaman, sebagai metode yang akurat untuk identifikasi bagian-bagian morfologi [9], [10], [11]. Metode CNN telah digunakan untuk deteksi pneumonia melalui klasifikasi citra x-ray [12]. Selain itu Penelitian di Universitas Batanghari Jambi menunjukkan CNN mampu mencapai akurasi 94% dalam mendeteksi

penyakit tersebut, membantu petani mengidentifikasi gejala secara lebih efisien [13]

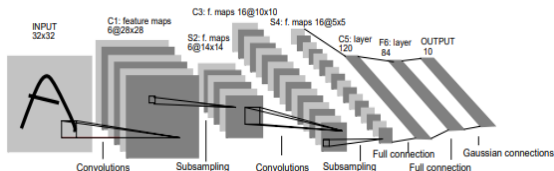
Publikasi klasifikasi tanaman jengkol terkait morfologinya belum banyak yang dipublikasikan, meskipun pengetahuan mengenai bagian-bagian tanaman Jengkol penting untuk dikenali, terutama dalam hal klasifikasi morfologinya. Klasifikasi diperlukan agar pelestarian dan budidaya jengkol dapat terlaksana dengan optimal. Klasifikasi terhadap bagian-bagian tanaman jengkol, seperti bagian daun, batang, dan buah, sangat penting dalam mendukung upaya konservasi, pemuliaan, serta peningkatan hasil pertanian. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang sistematis dan akurat dalam melakukan klasifikasi bagian-bagian tanaman Jengkol perlu dilakukan.

2. BAHAN DAN METODE PENELITIAN

Pada sub bab ini akan menjelaskan dasar teori yang digunakan dalam melakukan klasifikasi tanaman jengkol menggunakan CNN.

2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk menangani data berbentuk citra. Dalam klasifikasi tanaman, CNN digunakan untuk mengenali pola, tekstur, dan fitur khas pada citra tanaman guna membedakan satu spesies dengan spesies lainnya[14]. Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan dalam klasifikasi tanaman akan dirancang dengan arsitektur yang terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu lapisan konvolusi, lapisan aktivasi, lapisan pooling, dan lapisan fully connected seperti yang ditunjukkan pada gambar 1



Gambar 1 Contoh Arsitektur CNN

2.2 Google Colab

Google Colab adalah sebuah Integrated Development Environment (IDE) untuk pemrograman Python yang menawarkan kemampuan pemrosesan yang dilakukan oleh server Google dengan perangkat keras berperforma tinggi. Selain itu, Google Colab juga merupakan platform berbasis cloud yang memungkinkan pengguna untuk menjalankan kode secara bersamaan. Platform ini memberikan akses gratis ke GPU (Graphics Processing Unit) dan TPU (Tensor Processing Unit) yang sangat penting untuk melatih model pembelajaran mesin [15].

Dalam penelitian ini, Google Colab digunakan sebagai lingkungan pengembangan untuk membangun dan melatih model decision tree. Keunggulan Google Colab terletak pada

kemudahan akses dan kolaborasi real-time, yang mendukung efisiensi dalam proses pengembangan Metodologi Penelitian

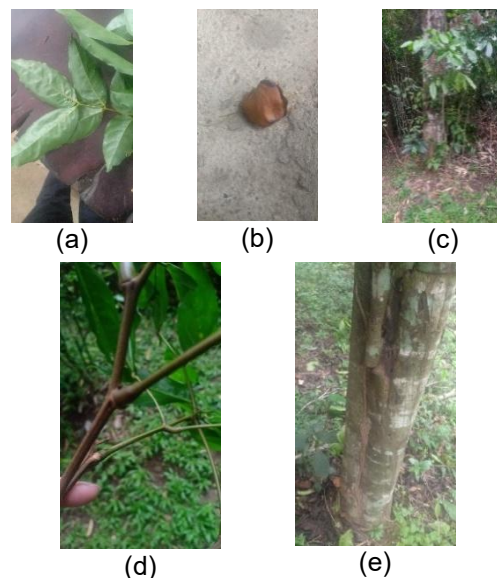
Metode penelitian yang digunakan terdiri dari empat tahap yaitu Data Collection, Data Preparation, Model Training, Model Evaluation yang dapat dilihat pada Gambar 2. Obyek pada penelitian adalah tanaman jengkol yang terbagi dalam lima kelas diantaranya daun, biji, bunga, batang, dan ranting. Dalam penelitian ini, diterapkan model CNN untuk mengotomatisasi proses klasifikasi bagian-bagian tanaman Jengkol.



Gambar 2 Metode

2.3 Data Collection

Tahapan pengumpulan data mencakup pengambilan sampel citra dari berbagai bagian tanaman Jengkol yang meliputi daun, buah, pohon, ranting, batang dapat dilihat dari gambar 3. Pengumpulan data ini menggunakan kamera *smartphone*.



Gambar 3. Tanaman Jengkol: (a) Daun (b) Buah (c) Pohon (d) Ranting (e) Batang

2.4 Data Preparation

Setelah mengumpulkan dataset, langkah selanjutnya adalah memilah citra untuk menghasilkan total 597 citra. Dataset tersebut dibagi menjadi tiga bagian data, yaitu 417 citra untuk pelatihan (70%), 120 citra untuk pengujian (20%), serta 60 citra untuk validasi (10%). Data validasi digunakan selama proses pelatihan untuk memantau performa model dan menghindari terjadinya overfitting, sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Dataset Jengkol

Kelas	Training	Validation	Testing
Batang	89	12	19
Buah	70	7	23
Daun	137	21	49
Pohon	81	12	20
Ranting	40	5	9

2.5 Model Training

Model dilatih menggunakan arsitektur CNN yang dirancang khusus untuk klasifikasi citra multi-kelas. Pelatihan dilakukan dengan menggunakan beberapa lapisan convolutional untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra, diikuti oleh lapisan pooling untuk mengurangi dimensi data, dan lapisan dense untuk melakukan klasifikasi. Model dilatih selama 200 epoch, dengan batch size sebesar 32 untuk memastikan keseimbangan antara kecepatan pelatihan dan stabilitas gradien. Model dioptimalkan menggunakan metode stochastic gradient descent (SGD) atau Adam optimizer. Learning rate diatur secara hati-hati untuk memastikan bahwa pembaruan bobot model terjadi secara stabil dan tidak terlalu agresif. Teknik regularisasi seperti dropout dan L2 regularization diterapkan untuk mengurangi risiko overfitting dan meningkatkan kemampuan generalisasi model pada data yang belum pernah dilihat.

2.6 Model Evaluation

Tahapan evaluasi dilakukan setelah model selesai dilatih, menggunakan dataset pengujian yang telah disiapkan. Evaluasi kinerja model dilakukan dengan beberapa metrik sebagai berikut:

- **Confusion Matrix:** Model menghasilkan prediksi untuk setiap gambar dalam dataset pengujian, dan confusion matrix dibuat untuk menganalisis prediksi yang benar dan salah bagi setiap kelas. Confusion matrix membantu dalam mengidentifikasi kelas mana yang memiliki tingkat kesalahan prediksi yang lebih tinggi.
- **Classification Report:** Laporan klasifikasi dihasilkan untuk setiap kelas dengan metrik precision, recall, dan F1-score. Metrik-metrik ini memberikan informasi yang lebih detail mengenai performa model dalam mengklasifikasikan setiap kelas secara individual.
- **Visualisasi Confusion Matrix:** Confusion matrix divisualisasikan dalam bentuk peta panas (heatmap) untuk mempermudah analisis hasil prediksi dan memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai performa model dalam mengklasifikasikan bagian-bagian tanaman Jengkol.

Evaluasi ini memberikan wawasan tentang efektivitas model CNN dalam melakukan klasifikasi pada dataset citra tanaman Jengkol, dan mengidentifikasi area di mana model dapat

ditingkatkan lebih lanjut, terutama pada kelas yang menunjukkan performa klasifikasi rendah. Model yang dihasilkan dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan solusi yang efisien dan akurat untuk klasifikasi tanaman hutan tropis, serta mendukung upaya konservasi dan pemanfaatan tanaman Jengkol secara lebih efektif.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pelatihan

Pelatihan model CNN untuk klasifikasi citra tanaman Jengkol dilakukan menggunakan dataset yang terdiri dari 597 citra pelatihan dan 120 citra pengujian. Augmentasi data diterapkan guna meningkatkan variasi dalam data dan mengurangi risiko overfitting. Proses pelatihan dijalankan di platform Google Colab, dengan spesifikasi CPU Intel Xeon @ 2.20GHz dan dukungan GPU untuk mempercepat pelatihan selama 200 epoch seperti yang dijelaskan pada Tabel II. Model dilatih menggunakan Adam optimizer dengan pengaturan learning rate yang disesuaikan untuk mencapai konvergensi yang optimal.

Tabel 2 Spesifikasi Google Colab

Architecture	X86_64
CPU op-mode(s)	32-bit, 64-bit
Address sizes	46 bits physical, 48 bits virtual
Byte Order	Little Endian
CPU(s)	2
On-Line Cpu(s) List	0,1
Vendor ID	GenuineIntel
Model Name	Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20GHz
CPU Family	6
Model	79
Thread(s) per core:	2
Core(s) per socket	1

3.2 Evaluasi Model

Hasil evaluasi model pada dataset pengujian yang terdiri dari 120 gambar menunjukkan peningkatan akurasi pelatihan yang stabil hingga mencapai mendekati 100%. Model telah mencapai akurasi 95% setelah 200 epoch, yang menandakan kemampuan model dalam mengklasifikasikan bagian-bagian tanaman Jengkol dengan cukup baik. Akurasi tersebut telah menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi dan membedakan lima kelas utama berdasarkan fitur visual dari citra. Model CNN akan dievaluasi menggunakan metrik precision, recall, F1-score, dan support untuk setiap kelas. Tabel berikut menunjukkan hasil evaluasi model pada data uji berdasarkan kelas:

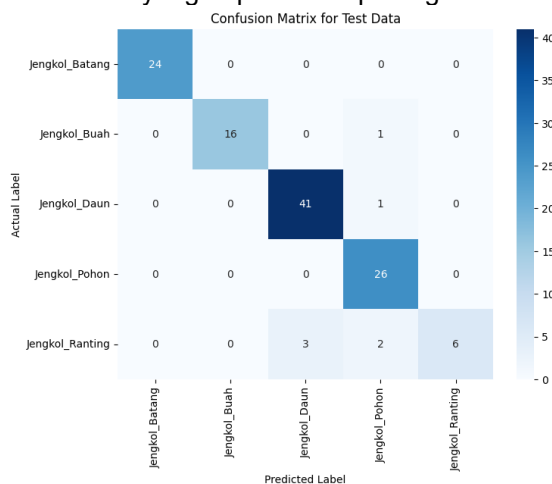
Tabel 3 Metrik Precision, Recall, F1-Score, Dan Support

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Jengkol_Batang	1.00	1.00	1.00	24
Jengkol_Buah	1.00	0.94	0.97	17
Jengkol_Daun	0.93	0.98	0.95	42
Jengkol_Pohon	0.87	1.00	0.93	26
Jengkol_Ranting	1.00	0.55	0.71	11

Precision, recall, dan F1-score memberikan evaluasi yang lebih mendalam dibandingkan akurasi, terutama pada situasi di mana jumlah data antar kelas tidak seimbang.

Precision mengukur proporsi prediksi positif yang benar untuk setiap kelas. Pada penelitian ini, precision tinggi dicapai pada beberapa kelas seperti batang dan buah memiliki precision sempurna (1.00) yang menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan model pada kelas-kelas ini cukup akurat. Recall mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua sampel positif dari setiap kelas. Kelas ranting menunjukkan nilai recall yang lebih rendah (0.55), menunjukkan bahwa model gagal mengenali sebagian besar sampel dari kelas ini. Hal tersebut disebabkan oleh jumlah data yang lebih sedikit dibandingkan dengan kelas lainnya yang ditambahkan dengan visual yang menyerupai batang pada tanaman jengkol.

F1-score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall, memberikan gambaran keseimbangan performa model. F1-score pada sebagian besar kelas berada di atas 0.90, kecuali pada kelas ranting yang lebih rendah. Nilai F1-score yang rendah ini menunjukkan bahwa model tidak cukup baik dalam mendeteksi dan memprediksi kelas ranting yang disebabkan oleh nilai recall yang lebih rendah dibandingkan dengan precision. Confusion matrix menunjukkan kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan bagian-bagian tanaman Jengkol pada data uji, dengan hasil yang bervariasi antar kelas yang dapat dilihat pada gambar 4.

**Gambar 4.** Confusion Matrix

Untuk kelas Jengkol_Batang, semua 24 gambar diklasifikasikan dengan benar, menunjukkan performa yang sangat baik dengan precision dan recall sempurna. Pada kelas Jengkol_Buah, 16 dari 17 gambar berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara satu gambar salah diklasifikasikan sebagai daun, yang mungkin disebabkan oleh kemiripan fitur visual antara buah dan daun. Kelas Jengkol_Daun juga menunjukkan hasil yang baik dengan 41 dari 42 gambar diklasifikasikan dengan benar, meskipun terdapat satu kesalahan klasifikasi ke kelas pohon. Model juga memiliki performa sempurna pada kelas Jengkol_Pohon, di mana semua 26 gambar diklasifikasikan dengan benar. Sebaliknya, kelas Jengkol_Ranting menunjukkan performa yang lebih rendah, dengan hanya 6 dari 11 gambar yang diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan klasifikasi pada kelas ranting terjadi pada tiga gambar yang salah diklasifikasikan sebagai buah dan dua gambar yang salah diklasifikasikan sebagai daun, yang mengindikasikan bahwa model kesulitan membedakan ranting dari kelas lainnya. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh ketidakseimbangan jumlah data atau kemiripan visual antara ranting dan bagian tanaman lainnya.

Penelitian telah berhasil mengembangkan model klasifikasi citra tanaman Jengkol menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan lima kelas utama, yaitu daun, biji, bunga, batang, dan ranting. Model telah mencapai nilai akurasi 95% dilanjutkan dengan menyajikan hasil dari pelatihan dan evaluasi model serta pembahasan mengenai performa model berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa model untuk mengklasifikasikan jengkol memiliki performa yang sangat baik pada kelas-kelas tertentu seperti batang dan buah, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang hampir sempurna (1.00 untuk precision dan F1-score). Namun, kinerja model menurun pada kelas ranting, dengan nilai recall sebesar 0.55 dan F1-score sebesar 0.71, mengindikasikan bahwa model kesulitan dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kelas tersebut secara konsisten. CNN dapat memberikan hasil yang sangat baik pada beberapa kelas, terdapat tantangan yang signifikan dalam hal generalisasi, khususnya pada kelas dengan jumlah data yang terbatas, seperti ranting. Fakta ini didukung oleh confusion matrix yang menunjukkan kesalahan klasifikasi lebih banyak pada kelas ranting dibandingkan kelas lainnya.

Model CNN terbukti efektif untuk klasifikasi tanaman Jengkol pada kelas yang memiliki data lebih banyak dan fitur visual yang kuat, seperti batang dan buah. Untuk kelas dengan data yang lebih sedikit dan fitur yang kurang menonjol, seperti ranting, model mengalami kesulitan dalam

menghasilkan prediksi yang akurat. Precision pada sebagian besar kelas sangat tinggi, namun recall yang rendah pada kelas ranting mengurangi kemampuan model dalam mendeteksi semua sampel pada kelas ini. Oleh karena itu, disarankan melakukan optimasi lebih lanjut, termasuk penambahan data dan augmentasi khusus untuk kelas ranting, serta perbaikan arsitektur model untuk meningkatkan kinerja pada kelas yang lebih sulit.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Taman Kupu-Kupu Gita Persada dan LPPM Universitas Lampung yang telah memberikan dukungan serta hibah yang diberikan

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Cahyanto et al., 'Kajian Etnobotani Tanaman Jengkol (*Pithecellobium jiringa*) di Desa Cimanggu Kecamatan Cibeber Kabupaten Cianjur', *J. Trop. Ethnobiol.*, pp. 186–189, Apr. 2021.
- [2] Mukhlis, 'Respon Pertumbuhan dan Produksi Tanaman Kailan (*Brassica oleraceae* var. *Acephala*) Terhadap Pemberian Pupuk Kompos Kulit Jengkol dan Pupuk Organik Cair Urin Sapi', Oct. 2017, Accessed: Sep. 10, 2024. [Online]. Available: <https://repositori.uma.ac.id/handle/123456789/8245>
- [3] O. Anal, 'Karakterisasi Morfologi Tanaman Jengkol (*Pithecellobium jiringa*) Di Kabupaten Sijunjung', diploma, Universitas Andalas, 2019. Accessed: Sep. 10, 2024. [Online]. Available: <http://scholar.unand.ac.id/56173/>
- [4] Y. Maxiselly, D. Ustari, A. Ismail, and A. Karuniawan, 'Pola penyebaran tanaman jengkol (*Pithecellobium jiringa* (Jack) Prain.) di Jawa Barat bagian selatan berdasarkan karakter morfologi', *Kultivasi*, vol. 15, no. 1, Mar. 2016, doi: 10.24198/kultivasi.v15i1.12007.
- [5] R. Maisyaroh, N. Azizah, N. Hidayat, and Hozairi, "Tren penelitian klasifikasi sentimen pelanggan berbasis machine learning," *Jurnal Rekayasa Lampung (JRL)*, vol. 3, no. 3, pp. 69–78, 2025.
- [6] F. Fitriani, 'Klasifikasi Jenis Bunga Dengan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)', *Tek. Teknol. Inf. Dan Multimed.*, vol. 2, no. 2, Art. no. 2, Dec. 2021, doi: 10.46764/teknimedia.v2i2.39
- [7] A. M. Tama and R. C. N. Santi, 'Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)', *INTECOMS J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, pp. 764–770, Sep. 2023, doi: 10.31539/intecom.v6i2.7002.
- [8] A. E. Putra, M. F. Naufal, and V. R. Prasetyo, 'Klasifikasi Jenis Rempah Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning', *JEPIN J. Edukasi Dan Penelit. Inform.*, vol. 9, no. 1, Art. no. 1, Apr. 2023, doi: 10.26418/jp.v9i1.58186.
- [9] M. Rahman, 'Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Identifikasi Kualitas Tanaman Selada Berdasarkan Citra Daun', *J. Inform. Dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, Art. no. 3s1, Sep. 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3368.
- [10] B. Setiyono et al., 'Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)', *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 385–392, Apr. 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231026809.
- [11] S. A. F. Syahputra, N. M. Azizah, J. Aiman, D. A. Nikmah, and P. Rosyani, 'Identifikasi Dan Prediksi Umur Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Deep Learning Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)', *AI Dan SK J. Artif. Intell. Dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 2, no. 1, Art. no. 1, Jun. 2024.
- [12] B. Nugroho and E. Y. Puspaningrum, 'Kinerja Metode CNN untuk Klasifikasi Pneumonia dengan Variasi Ukuran Citra Input', *J. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 3, pp. 533–538, Jun. 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021834515.
- [13] D. Iswanto and D. H. Un, 'Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)', *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi*, vol. 22, no. 2, Art. no. 2, Jul. 2022, doi: 10.33087/jiubj.v22i2.2065.
- [14] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Ha, 'Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition', 1998.
- [15] R. G. Guntara, 'Deteksi Atap Bangunan Berbasis Citra Udara Menggunakan Google Colab dan Algoritma Deep Learning YOLOv7', *J. Manaj. Sist. Inf. JMASIF*, vol. 2, no. 1, Art. no. 1, May 2023, doi: 10.59431/jmasif.v2i1.156.