

Pengembangan Arsitektur CNN untuk Sistem Identifikasi Penyakit Daun pada Tanaman Padi

Ichsan Yudistira*, Nur Nafiiyah

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Islam Lamongan, Lamongan, Indonesia

Email: ^{1,*}yudistiraichsan22@email.com, ²mynaff@unisla.ac.id

Email Penulis Korespondensi: yudistiraichsan22@email.com*

Submitted: 08/07/2025; Accepted: 14/07/2025; Published: 08/09/2025

Abstrak– Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan arsitektur CNN dalam sistem identifikasi penyakit daun pada tanaman padi. Penyakit seperti *blast*, *blight*, dan *tungro* merupakan ancaman serius bagi produktivitas padi di Indonesia. Identifikasi penyakit secara manual membutuhkan keahlian khusus dan tidak selalu akurat, sehingga dibutuhkan solusi otomatis berbasis teknologi. Penelitian ini menggunakan dataset citra daun padi dari tiga kelas penyakit, masing-masing sebanyak 80 gambar. Proses augmentasi citra dilakukan dengan metode peningkatan kontras menggunakan histogram equalization dan CLAHE, untuk memperjelas fitur visual pada citra. Struktur CNN dibangun menggunakan sejumlah lapisan konvolusi dan pooling yang dirancang khusus untuk menangkap pola visual dari gambar daun.. Model diuji menggunakan data validasi dan menghasilkan akurasi sebesar 75%. Evaluasi lebih lanjut melalui confusion matrix menunjukkan bahwa model dapat mengenali penyakit *blight* dengan sangat baik, meskipun masih terdapat kekeliruan dalam membedakan antara *blast* dan *tungro*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pengembangan CNN dengan pendekatan yang tepat dapat menjadi solusi efektif dalam mendukung deteksi penyakit tanaman secara otomatis dan akurat.

Kata Kunci: Identifikasi Penyakit Daun; CNN; Tanaman Padi; Klasifikasi; Augmentasi

Abstract– This study aims to develop a Convolutional Neural Network (CNN) architecture for the identification of leaf diseases in rice plants. Diseases such as blast, blight, and tungro pose serious threats to rice productivity in Indonesia. Manual disease identification requires specific expertise and is not always accurate, thus an automated, technology-based solution is needed. This research utilizes a dataset consisting of rice leaf images across three disease classes, with 80 images per class. Image augmentation was carried out using contrast enhancement techniques, namely histogram equalization and CLAHE, to improve the visibility of visual features. The CNN structure is built using a number of convolutional and pooling layers specifically designed to capture visual patterns from leaf images. The model was tested using validation data and achieved an accuracy of 75%. Further evaluation through a confusion matrix showed that the model performed well in identifying blight, although there were some misclassifications between blast and tungro. These findings demonstrate that a properly developed CNN can be an effective solution for accurate and automated detection of plant diseases.

Keywords: leaf disease identification; CNN; Rice Plant; Classification; Augmentation

1. PENDAHULUAN

Padi (*Oryza sativa*) merupakan komoditas pertanian strategis yang menjadi sumber pangan utama bagi sebagian besar masyarakat Indonesia [1]. Namun, produktivitas padi dapat menurun drastis akibat serangan penyakit daun seperti *blast*, *blight*, dan *tungro* [2] [3]. Identifikasi penyakit yang terlambat atau tidak akurat dapat menyebabkan kerugian hasil panen secara signifikan. Selama ini, proses identifikasi penyakit daun masih dilakukan secara manual, yang memerlukan keahlian khusus dan sangat bergantung pada pengalaman petani atau tenaga ahli di bidang pertanian. Keterbatasan ini menjadi tantangan serius dalam pengendalian penyakit tanaman secara cepat dan tepat [4].

Seiring perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang *computer vision*, metode *Convolutional Neural Network (CNN)* telah terbukti efektif dalam tugas klasifikasi citra, termasuk identifikasi penyakit tanaman [5] [6]. CNN memiliki keunggulan dalam mengenali pola dan fitur visual secara otomatis tanpa perlu ekstraksi manual. Oleh karena itu, penerapan CNN pada identifikasi penyakit daun padi menjadi salah satu solusi potensial yang dapat menggantikan metode manual yang tidak efisien [7].

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun padi berbasis citra menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian oleh Khoiruddin [8] mengembangkan model CNN untuk mengklasifikasikan tiga jenis penyakit daun padi, yaitu blast, blight, dan tungro, menggunakan dataset berjumlah 6000 gambar, dan berhasil mencapai akurasi pengujian sebesar 98%. Saputra [9] mengusulkan penerapan CNN yang dikombinasikan dengan arsitektur MobileNetV1 dan ekstraksi fitur, serta mengembangkan aplikasi Android untuk mendeteksi penyakit daun padi dengan tingkat akurasi pengujian sebesar 92%. Selanjutnya, Hawari [10] menerapkan algoritma CNN untuk mengenali empat jenis daun padi, dengan hasil akurasi pelatihan sebesar 85% dan validasi sebesar 95%. Penelitian oleh Jinan [11] menggunakan pendekatan CNN dengan parameter pelatihan tertentu untuk mendeteksi penyakit seperti hawar daun dan bercak coklat, dan membuktikan efektivitas metode tersebut dalam mendukung deteksi dini penyakit tanaman. Sementara itu, Sheila [12] menggunakan model Inception V3 dalam arsitektur CNN dan berhasil mencapai akurasi pengujian sebesar 93,75%

dengan dataset dari Kaggle, yang setiap kelas terdiri dari 80 gambar daun padi. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan CNN, baik dengan arsitektur konvensional maupun pretrained model, telah terbukti efektif dalam klasifikasi penyakit daun padi berbasis citra.

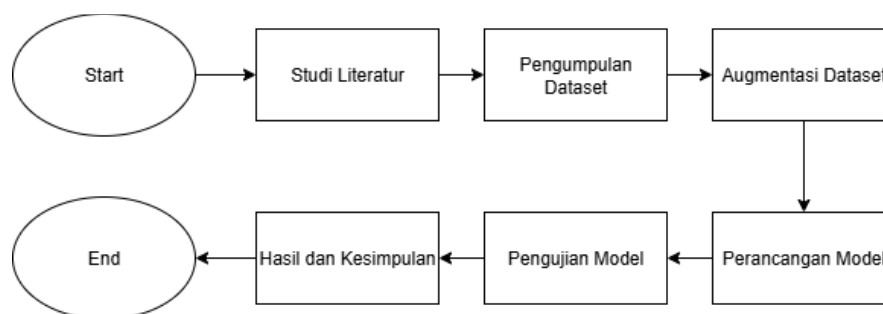
Meskipun penelitian-penelitian tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan, sebagian besar menggunakan arsitektur CNN standar tanpa modifikasi, serta belum mengoptimalkan pemrosesan citra dengan teknik peningkatan kontras yang sesuai untuk citra daun padi. Selain itu, data yang digunakan dalam beberapa studi belum sepenuhnya mencerminkan kondisi lapangan dengan pencahayaan dan latar belakang yang bervariasi. Oleh karena itu, masih terdapat celah penelitian (*research gap*) dalam hal pengembangan arsitektur CNN yang disesuaikan secara khusus untuk mengenali penyakit daun padi dengan kondisi citra yang kompleks [13] [14] [15].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan arsitektur CNN yang dioptimalkan untuk sistem identifikasi penyakit daun pada tanaman padi. Pendekatan yang digunakan meliputi teknik augmentasi berbasis histogram equalization dan CLAHE untuk meningkatkan kontras citra, serta perancangan struktur CNN yang disesuaikan dengan kompleksitas data. Harapannya, sistem yang dibangun dapat membantu proses deteksi penyakit daun padi secara otomatis, cepat, dan akurat, serta memberikan kontribusi dalam peningkatan produktivitas pertanian berbasis teknologi.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan terstruktur guna membangun model CNN yang mampu secara efektif mengenali penyakit pada daun padi. Penelitian dimulai dengan studi literatur yang bertujuan untuk meninjau teori-teori yang relevan serta hasil-hasil penelitian terdahulu. Setelah itu, dilakukan pengumpulan dataset yang akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model. Dataset yang telah terkumpul kemudian melewati tahap pra-proses untuk memastikan kualitas data sebelum digunakan pada proses selanjutnya. Data yang telah diproses kemudian digunakan dalam tahap perancangan model, di mana arsitektur CNN dibangun dan disesuaikan dengan kebutuhan klasifikasi. Model yang telah dirancang kemudian diuji untuk mengevaluasi performanya. Tahap akhir dari alur penelitian ini adalah analisis hasil dan penarikan kesimpulan dari keseluruhan proses penelitian. Gambar 1 menunjukkan rancangan alur penelitian ini.



Gambar 1. Alur Penelitian

a. Studi Literatur

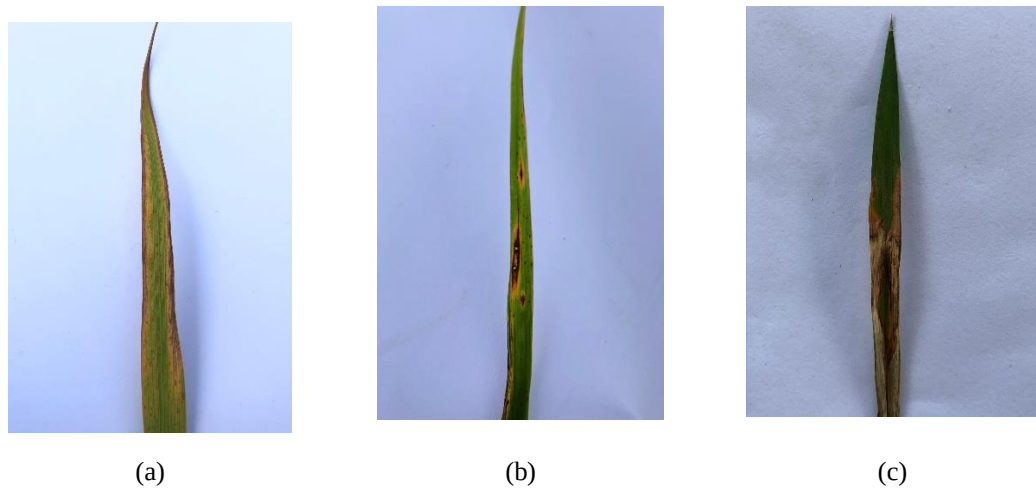
Penulis melakukan kajian pustaka dengan menelusuri berbagai sumber referensi yang relevan guna mendukung landasan teoritis dalam penelitian ini. Kajian dilakukan melalui penelaahan terhadap jurnal-jurnal ilmiah, artikel penelitian, serta buku-buku yang berkaitan langsung dengan topik dan permasalahan yang diteliti. Langkah ini bertujuan untuk memperoleh pemahaman yang komprehensif mengenai teori, metode, dan temuan-temuan sebelumnya yang dapat dijadikan acuan dalam merancang penelitian yang dilakukan.

b. Pengumpulan Dataset

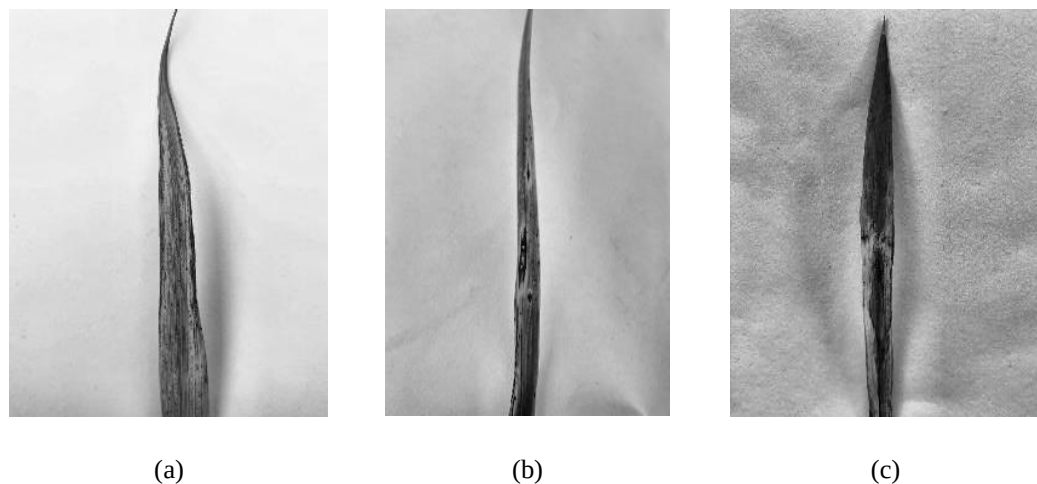
Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan sumber data sekunder yang telah tersedia secara daring. Data diperoleh dari platform Kaggle melalui tautan <https://www.kaggle.com/tedisetiady/leaf-rice-disease-indonesia>, yang menyediakan kumpulan citra daun tanaman padi yang telah diklasifikasikan berdasarkan jenis penyakitnya. Dataset ini terdiri dari total 240 gambar, yang terbagi secara seimbang ke dalam tiga kelas penyakit, yaitu *blast*, *blight*, dan *tungro*, masing-masing sebanyak 80 gambar. Pemanfaatan dataset ini memungkinkan peneliti untuk langsung melanjutkan ke tahap pra-pemrosesan data, karena gambar yang tersedia telah memiliki label klasifikasi dan kualitas visual yang memadai untuk digunakan dalam pelatihan model CNN [8].

c. Augmentasi Dataset

Augmentasi data dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum digunakan dalam pelatihan model CNN. Fokus augmentasi berada pada peningkatan kontras citra daun padi, sehingga fitur-fitur visual yang menunjukkan gejala penyakit menjadi lebih jelas dan mudah dikenali oleh model. Dua teknik yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Histogram Equalization dan CLAHE. Histogram Equalization digunakan untuk meratakan distribusi intensitas piksel secara keseluruhan [16], sedangkan CLAHE diterapkan untuk meningkatkan kontras secara lokal dengan membatasi peningkatan berlebihan. Melalui pendekatan ini, citra hasil augmentasi menjadi lebih informatif dan mendukung proses pembelajaran model secara lebih efektif. Untuk perbedaannya bisa dilihat pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Original Dataset



Gambar 3. Enhanced Dataset

Setelah dataset berhasil diperoleh, langkah selanjutnya adalah pembagian dataset: data validasi, data testing, dan data training [17] [18] [19]. Dataset yang berjumlah 240 gambar ini dibagi dengan perbandingan 80% sebagai data training, 10% sebagai data testing, 10% sebagai data validasi seperti dalam Tabel 1.

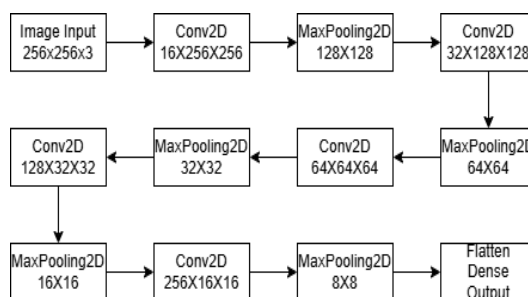
Tabel 1. Pembagian Dataset

Class	Rice blast	Bacterial leaf blight	Rice tungro virus
training 80%	60	60	60
validasi 10%	10	10	10

testing 10%	10	10	10
Total	80	80	80

d. Perancangan Model

Setelah data citra melewati tahap augmentasi, proses pelatihan model CNN dilakukan menggunakan arsitektur yang telah dimodifikasi. Arsitektur ini merupakan hasil penyesuaian dari model dasar CNN yang sudah ada, dengan perubahan pada jumlah lapisan konvolusi, ukuran filter, serta struktur *pooling* yang disesuaikan dengan karakteristik dataset daun padi yang digunakan dalam penelitian ini. Tujuan dari modifikasi ini adalah untuk menghasilkan model yang mampu mengekstraksi fitur secara efektif dan efisien, serta meningkatkan akurasi dalam klasifikasi penyakit.



Gambar 4. Arsitektur CNN

Arsitektur CNN yang dirancang dapat dilihat pada Gambar 4. Model diawali dengan *input layer* berukuran $256 \times 256 \times 3$ yang menerima citra berwarna sebagai masukan. Selanjutnya, citra diproses melalui beberapa lapisan *Conv2D* yang dilengkapi fungsi aktivasi ReLU, diikuti dengan *MaxPooling2D* untuk mereduksi dimensi dan mempertahankan fitur penting. Jumlah filter pada *Conv2D* meningkat bertahap mulai dari 16 hingga 256 filter, sementara ukuran citra dikurangi secara progresif dari 256×256 menjadi 8×8 piksel. Setelah proses ekstraksi fitur selesai, hasilnya diratakan melalui *Flatten layer*. Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur diteruskan ke lapisan Dense sebelum masuk ke lapisan output yang menggunakan fungsi aktivasi Softmax untuk mengklasifikasikan citra ke dalam tiga jenis penyakit: *blast*, *blight*, dan *tungro*. Arsitektur ini dirancang untuk mempelajari pola visual secara berurutan sehingga mampu memberikan prediksi yang tepat terhadap kondisi daun padi.

e. Pengujian Model

Model CNN yang telah dirancang dievaluasi menggunakan data validasi guna menilai kemampuannya dalam melakukan klasifikasi. Data uji yang digunakan merupakan citra yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan, sehingga dapat memberikan gambaran tentang sejauh mana model mampu menggeneralisasi terhadap input yang belum dikenal sebelumnya. Pengujian dilakukan dengan menghitung sejumlah metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai performa klasifikasi pada masing-masing kelas penyakit [20]. Confusion matrix turut dimanfaatkan untuk memvisualisasikan bagaimana model melakukan prediksi terhadap setiap kelas, termasuk menunjukkan jumlah klasifikasi yang tepat maupun yang keliru. Hasil dari pengujian ini menjadi dasar dalam menilai efektivitas arsitektur CNN yang dirancang serta menentukan sejauh mana model dapat diandalkan dalam mengidentifikasi penyakit daun padi secara akurat.

f. Hasil dan Kesimpulan

Setelah model CNN selesai dilatih dan diuji, dilakukan evaluasi untuk menilai performa klasifikasi terhadap citra daun padi. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji yang telah dipisahkan sebelumnya dan belum pernah digunakan dalam proses pelatihan. Hasil pengujian ditampilkan dalam bentuk metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta visualisasi menggunakan confusion matrix. Setiap metrik digunakan untuk melihat sejauh mana model dapat mengenali dan membedakan antara tiga kelas penyakit, yaitu *blast*, *blight*, dan *tungro*. Selain itu, dilakukan analisis terhadap distribusi kesalahan klasifikasi dan performa model per kelas untuk memahami kelebihan maupun keterbatasan model yang dikembangkan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah proses pelatihan selesai dilakukan pada dataset penyakit daun padi, model *Convolutional Neural Network (CNN)* yang telah dirancang dan dilatih kemudian dievaluasi menggunakan data pengujian yang telah dipisahkan sebelumnya dari data latih. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai sejauh mana model mampu melakukan

klasifikasi citra daun padi ke dalam tiga kategori penyakit yang telah ditentukan, yaitu *blast*, *blight*, dan *tungro*. Data pengujian terdiri dari gambar-gambar yang tidak digunakan selama proses pelatihan, sehingga dapat memberikan gambaran objektif mengenai kemampuan model dalam mengenali pola pada data yang belum pernah dilatih sebelumnya.

Proses evaluasi ini dilakukan untuk memastikan bahwa model tidak sekadar mengingat pola dari data pelatihan, melainkan juga mampu mengidentifikasi pola yang serupa pada gambar yang tidak pernah digunakan saat pelatihan. Dalam konteks ini, performa model dilihat dari sejumlah metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Metrik-metrik tersebut digunakan untuk mengevaluasi tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan citra secara tepat pada masing-masing kelas penyakit. Selain itu, digunakan juga confusion matrix sebagai alat bantu visual untuk melihat sejauh mana model dapat memprediksi label yang sesuai dengan label sebenarnya. Melalui hasil evaluasi ini, performa dari arsitektur CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini dapat dianalisis secara lebih komprehensif.

3.1 Implementasi/Pengujian

a. Arsitektur CNN

Arsitektur model *Convolutional Neural Network (CNN)* yang digunakan dalam penelitian ini dirancang secara bertingkat dan disusun dalam bentuk sequential model. Berdasarkan output dari fungsi model.summary(), model terdiri dari 4 blok utama Conv2D + MaxPooling2D yang bertugas mengekstraksi fitur visual dari citra input secara bertahap. Lapisan awal menggunakan 16 filter dengan ukuran kernel default (3×3), yang kemudian meningkat bertahap hingga 256 filter pada lapisan terdalam. Setiap lapisan konvolusi diikuti dengan operasi *MaxPooling2D* untuk mereduksi dimensi spasial dari fitur map, sekaligus mempercepat proses komputasi dan mengurangi risiko overfitting.

Setelah seluruh lapisan konvolusi dan pooling dijalankan, hasil dari ekstraksi fitur diratakan melalui lapisan *Flatten* dengan ukuran output sebesar 16.384, yang kemudian dihubungkan ke lapisan *Dense* (fully connected) dengan 128 neuron. Untuk mencegah overfitting, digunakan lapisan *Dropout* setelah dense layer, yang secara acak menonaktifkan sebagian neuron selama proses pelatihan. Pada bagian akhir, terdapat lapisan *Dense* dengan 3 unit output dan fungsi aktivasi *softmax*, yang bertugas memberikan probabilitas klasifikasi untuk masing-masing kelas penyakit (*blast*, *blight*, dan *tungro*).

Secara keseluruhan, model ini memiliki total 2.490.275 parameter terlatih, yang cukup kompleks untuk dataset berukuran kecil-menengah. Struktur ini dipilih untuk menyeimbangkan antara akurasi, efisiensi komputasi, dan risiko overfitting. Gambar arsitektur model ini dapat dilihat secara rinci pada Tabel 2, yang menampilkan informasi lengkap dari tiap lapisan seperti output shape dan jumlah parameter.

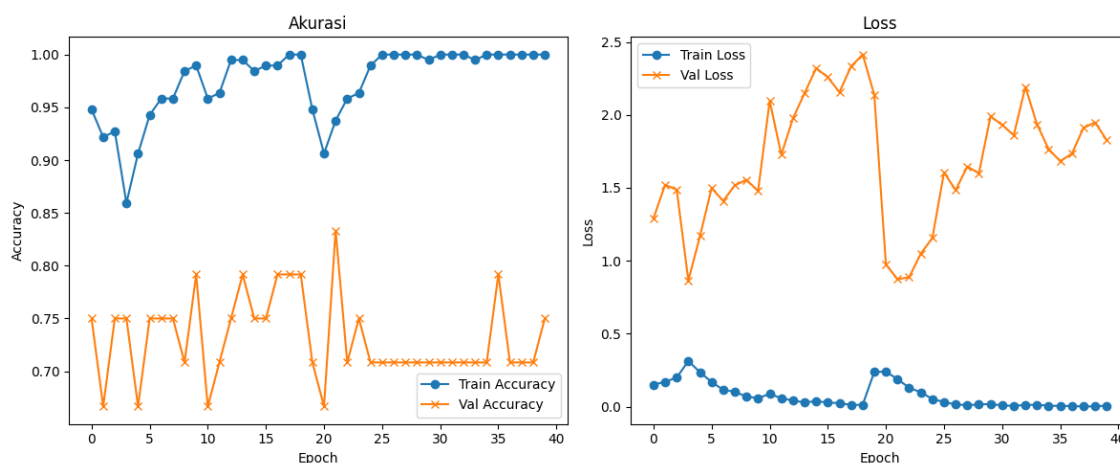
Tabel 2. Model Arsitektur CNN

Layer (Type)	Output Shape	Param #
Conv2D	(None, 256, 256, 16)	448
MaxPooling2D	(None, 128, 128, 16)	0
Conv2D	(None, 128, 128, 32)	4,640
MaxPooling2D	(None, 64, 64, 32)	0
Conv2D	(None, 64, 64, 64)	18,496
MaxPooling2D	(None, 32, 32, 64)	0
Conv2D	(None, 32, 32, 128)	73,856
MaxPooling2D	(None, 16, 16, 128)	0
Conv2D	(None, 16, 16, 256)	295,168
MaxPooling2D	(None, 8, 8, 256)	0
Flatten	(None, 16384)	0

Dense	(None, 128)	2,097,280
Dropout	(None, 128)	0
Dense	(None, 3)	387

b. Hasil Evaluasi dan Model

Setelah model selesai dilatih, dilakukan evaluasi terhadap kinerjanya menggunakan data pengujian. Berdasarkan hasil evaluasi, diperoleh akurasi pengujian sebesar 75%. Akurasi pelatihan menunjukkan peningkatan yang konsisten dan mencapai hampir 100% pada akhir epoch, sedangkan akurasi validasi menunjukkan fluktuasi dan cenderung stagnan di angka 70%–80%. Hal ini mengindikasikan adanya gejala overfitting, di mana model sangat baik dalam mengenali data latih tetapi kurang optimal dalam menggeneralisasi data baru. Visualisasi akurasi dan loss selama pelatihan ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik akurasi dan loss model CNN

Selain akurasi, evaluasi model dilakukan menggunakan metrik precision, recall, dan f1-score. Tabel 3 menyajikan performa model untuk setiap kelas penyakit.

Tabel 3. Evaluasi Kinerja Model CNN

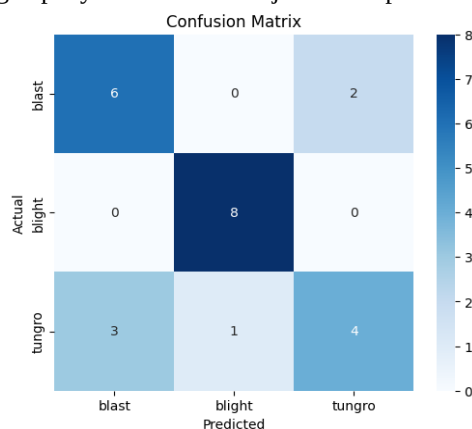
Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Blast	0.67	0.75	0.71
Blight	0.89	1.00	0.94
Tungro	0.67	0.50	0.57
Macro Avg	0.74	0.75	0.74
Weighted Avg	0.74	0.75	0.74

c. Confusion Matrix

Confusion Matrix hasil klasifikasi model *Convolutional Neural Network (CNN)* pada dataset uji memberikan gambaran visual mengenai seberapa baik model mampu membedakan antara ketiga kelas penyakit daun padi, yaitu *blast*, *blight*, dan *tungro*. Matriks ini menyajikan informasi tentang jumlah prediksi yang benar dan salah yang dilakukan oleh model terhadap setiap kelas. Berdasarkan hasil yang diperoleh, diketahui bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan tepat, terutama pada kelas *blight*. Seluruh sampel citra dari kelas ini, yaitu sebanyak 8 gambar, berhasil diprediksi dengan benar oleh model, menunjukkan akurasi sempurna untuk

kelas tersebut. Capaian ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali ciri khas visual dari penyakit *blight*, seperti warna kecoklatan atau pola penyebaran bercak, dengan sangat baik.

Keberhasilan model dalam mengklasifikasikan kelas *blight* dapat disebabkan oleh kejelasan fitur visual yang lebih konsisten dan kontras tinggi pada gambar-gambar di kelas tersebut, terutama setelah melalui proses augmentasi menggunakan *histogram equalization* dan *CLAHE*. Teknik augmentasi ini membantu menonjolkan karakteristik citra yang menjadi pembeda utama antar kelas. Sementara itu, pada kelas *blast* dan *tungro*, masih ditemukan kesalahan klasifikasi, yang menunjukkan adanya kesulitan model dalam membedakan gejala penyakit yang memiliki kemiripan secara visual. Meskipun demikian, performa yang tinggi pada kelas *blight* menandakan bahwa struktur arsitektur CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini memiliki potensi yang menjanjikan dalam tugas klasifikasi apabila diikuti dengan penyesuaian lebih lanjut terhadap data dan parameter model.



Gambar 6. Confusion Matrix

Untuk hasil confusion matrix bisa dilihat pada Gambar 6. Sementara itu, untuk kelas *blast* terdapat dua gambar yang salah diklasifikasikan sebagai *tungro*, dan untuk kelas *tungro* terdapat beberapa kesalahan, yaitu tiga gambar diklasifikasikan sebagai *blast*, dan satu gambar diklasifikasikan sebagai *blight*. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat ambiguitas atau kemiripan visual antara gejala penyakit *blast* dan *tungro* yang menyebabkan kebingungan pada model.

3.2 Pembahasan

Model CNN yang digunakan dalam penelitian ini merupakan hasil modifikasi dari arsitektur dasar yang umum digunakan pada tugas klasifikasi citra. Modifikasi dilakukan dengan menambahkan beberapa lapisan konvolusi dan *pooling* untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengekstraksi fitur visual dari citra daun padi. Penyesuaian ini dirancang agar sesuai dengan kompleksitas dan keragaman pola visual pada dataset yang digunakan. Tujuannya adalah untuk menangkap informasi penting dari gambar secara efisien dan meningkatkan akurasi klasifikasi. Sebelum pelatihan dilakukan, dataset citra daun padi diproses menggunakan teknik augmentasi berbasis peningkatan kontras, yaitu *Histogram Equalization* dan *CLAHE*. Teknik ini diterapkan untuk mempertegas perbedaan intensitas warna dan pola pada daun, sehingga fitur penyakit seperti bercak, warna abnormal, dan tepi yang rusak dapat dikenali lebih jelas oleh model. Langkah ini terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas input, terutama pada citra dengan pencahayaan yang kurang merata atau kontras rendah.

Model yang telah dilatih menunjukkan performa akurasi yang sangat baik berdasarkan hasil pelatihan, bahkan mendekati 100% pada data latih. Namun, akurasi pada data validasi dan pengujian menunjukkan adanya ketidakseimbangan performa antar kelas. Model mencapai akurasi pengujian sebesar 75%, yang menunjukkan performa cukup baik untuk dataset berukuran terbatas. Meski demikian, hasil ini juga mengindikasikan kelemahan, seperti kesulitan membedakan kelas dengan kemiripan visual tinggi. Untuk mengatasi hal ini, perbaikan dapat dilakukan, seperti menambah jumlah dan variasi data, menyeimbangkan distribusi antar kelas, serta menerapkan teknik regularisasi tambahan seperti *dropout* atau *batch normalization*. Dengan perbaikan tersebut, diharapkan performa model dapat meningkat dan mampu menggeneralisasi data dengan lebih baik.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan mengembangkan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengidentifikasi penyakit daun pada tanaman padi berdasarkan citra digital. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dirancang mampu mengenali tiga jenis penyakit utama, yaitu *blast*, *blight*, dan *tungro*, dengan tingkat akurasi validasi sebesar 75%. Penerapan teknik augmentasi berbasis *CLAHE* terbukti meningkatkan

kualitas citra, sehingga fitur visual yang dipelajari model menjadi lebih jelas. Arsitektur CNN yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan pooling juga efektif dalam mengekstraksi fitur serta membedakan ketiga kelas penyakit tersebut. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan. Jumlah dataset yang terbatas dengan distribusi data yang relatif kecil pada tiap kelas berpotensi memengaruhi kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Selain itu, hasil confusion matrix menunjukkan masih terdapat kesalahan klasifikasi, khususnya pada kelas tungro dan blast yang memiliki pola gejala mirip secara visual. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah data, menerapkan teknik augmentasi yang lebih bervariasi, serta mengeksplorasi arsitektur CNN yang lebih kompleks atau mengadopsi pendekatan transfer learning guna memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal.

REFERENCES

- [1] H. N. Niko Pirnando, J. Petrus, and T. Tinaliah, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur AlexNet," *MDP Student Conf.*, vol. 4, no. 1, pp. 207–214, 2025, doi: 10.35957/mdp-sc.v4i1.11099.
- [2] G. Y. Christiawan, R. A. Putra, A. Sulaiman, E. Poerbaningtyas, S. Widyayuningtias, and P. Listio, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Mengklasifikasikan Penyakit Daun Tanaman Padi Informasi Artikel Abstrak," *J. Inf. Technol.*, vol. 65146, no. 204, pp. 1–13, 2023.
- [3] R. P. Rahmadani, C. O. Qomaroni, and T. Agustin, "Klasifikasi Jenis Penyakit Pada Daun Padi berdasarkan pada Warna dan Tekstur menggunakan CNN," *Pros. Semin. Nas. AMIKOM Surakarta*, vol. 2, no. November, pp. 448–460, 2024.
- [4] S. Azizah, A. I. Pradana, and D. Hartanti, "Identifikasi Kesehatan Daun Tanaman Padi Menggunakan Klasifikasi Biner Sehat dan Tidak Sehat dengan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Di Kabupaten Klaten," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 13, no. 2, pp. 173–181, 2024, doi: 10.34010/komputika.v13i2.12771.
- [5] M. R. S. Alfarizi, M. Z. Al-farish, M. Taufiqurrahman, G. Ardiansah, and M. Elgar, "Penggunaan Python Sebagai Bahasa Pemrograman untuk Machine Learning dan Deep Learning," *Karya Ilm. Mhs. Bertauhid (KARIMAH TAUHID)*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2023.
- [6] Radikto, I. M. Dadang, R. Ainur, and Z. Ohan, "Klasifikasi Kendaraan pada Jalan Raya menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Pendidik. Tambusai*, vol. 6, no. 1, pp. 1668–1679, 2022.
- [7] A. ZHANG, Z. C. LIPTON, M. LI, and A. J. SMOLA, "Dive Into Deep Learning," *J. Am. Coll. Radiol.*, vol. 17, no. 5, pp. 637–638, 2020, doi: 10.1016/j.jacr.2020.02.005.
- [8] M. Khoiruddin, A. Junaidi, and W. A. Saputra, "Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Dinda Data Sci. Inf. Technol. Data Anal.*, vol. 2, no. 1, pp. 37–45, 2022, doi: 10.20895/dinda.v2i1.341.
- [9] R. A. Saputra, S. Wasiyanti, A. Supriyatna, and D. F. Saefudin, "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Arsitektur MobileNet Pada Aplikasi Deteksi Penyakit Daun Padi," *Swabumi*, vol. 9, no. 2, pp. 184–188, 2021, doi: 10.31294/swabumi.v9i2.11678.
- [10] F. H. Hawari, F. Fadillah, M. R. Alviandi, and T. Arifin, "KLASIFIKASI PENYAKIT PADI MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK) Fakhri," *J. RESPONSIF*, vol. 4, no. 1, pp. 1–6, 2022, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1167.
- [11] A. Jinan, B. H. Hayadi, and U. P. Utama, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron)," *J. Comput. Eng. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 37–44, 2022.
- [12] S. Sheila, I. Permata Sari, A. Bagas Saputra, M. Kharil Anwar, and F. Restu Pujianto, "Deteksi Penyakit Pada Daun Padi Berbasis Pengolahan Citra Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Multinetics*, vol. 9, no. 1, pp. 27–34, 2023, doi: 10.32722/multinetics.v9i1.5255.
- [13] H. Nurdiana, N. Lestari, Rusdiyanto, and A. Sobri, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berdasarkan Kondisi Daun Menggunakan Compact Convolutional Transformers," *J. Ilm. Komput. dan Inform.*, vol. 14, no. 1, 2025, doi: 10.34010/komputa.v14i1.
- [14] U. N. Oktaviana, R. Hendrawan, A. D. K. Annas, and G. W. Wicaksono, "Klasifikasi Penyakit Padi berdasarkan Citra Daun Menggunakan Model Terlatih Resnet101," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 6, pp. 1216–1222, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i6.3607.
- [15] S. Sariah, N. Suarna, I. Ali, and ..., "Penerapan Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Prediksi Penyakit Tanaman Padi Melalui Citra Daun," ... *Komtika (Komputasi dan ...)*, vol. 9, no. 1, pp. 1–10, 2025, [Online]. Available: <https://journal.unimma.ac.id/index.php/komtika/article/view/12852%0Ahttps://journal.unimma.ac.id/index.php/komtika/article/download/12852/5830>
- [16] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing," *SANITAS J. Teknol. dan Seni Kesehat.*, vol. 9, no. 2, pp. 93–104, 1992, doi: 10.36525/sanitas.2018.11.
- [17] E. Hermawan, S. Agustian2, and D. M. Saputra, "Klasifikasi Kesehatan Pada Tanaman Padi Menggunakan Citra



- Unmaned Aerial Vehicle (Uav) Dengan Metode Convolutional Neural Networks (Cnn),” *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 9, no. 3, pp. 308–318, 2023, doi: 10.33197/jitter.vol9.iss3.2023.1044.
- [18] A. Agustina, F. Yanto, E. Budianita, I. Iskandar, and F. Syafira, “KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI MENGGUNAKAN METODE CNN ARSITEKTUR DENSENET- 121 DAN AUGMENTASI DATA TUGAS,” *J. Ekon. Vol. 18, Nomor 1 Maret201*, vol. 2, no. 1, pp. 41–49, 2024.
- [19] M. Rijal, A. M. Yani, and A. Rahman, “Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi menggunakan Pendekatan Deep Learning dengan Model CNN,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 56–62, 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1224.
- [20] S. A. Wisak, N. A. Safirah, and Y. R. Kaesmetan, “Identifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Ciri Daun Menggunakan Metode Cnn,” *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 121–129, 2024, doi: 10.47080/simika.v7i2.3295.