Jurnal Elektronika dan Teknik Informatika Terapan (JENTIK)
Volume 3 Nomor 4 Desember 2025
e-ISSN : 2988-0874; p-ISSN : 2988-0866, Hal 50-64
DOI: https://doi.org/10.59061/jentik.v3i4.1532
Tersedia: https://e-journal.poltek-kampar.ac.id/index.php/JENTIK

Deteksi Penyakit Daun Padi Berbasis Deep Learning untuk Pertanian Presisi: Studi Komparatif ResNet-18 dan Arsitektur CNN

Putrama Alkhairi[*1], Harly Okprana[2], Andri Nofiar. Am[3]
[1,2]Manajemen Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia
[3]Bisnis Digital, Politeknik Negeri Bengkalis, Bengkalis, Riau, Indonesia
Korespondensi penulis: putrama@amiktunasbangsa.ac.id

Abstract. *Rice plant diseases can reduce agricultural productivity and yield quality, highlighting the need for rapid and accurate identification methods to support precision agriculture. This study evaluates four deep learning architectures ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, and Inception V3 for rice leaf disease classification using digital images. The dataset underwent preprocessing and augmentation before training, while transfer learning with ImageNet pre-trained weights was applied. Models were trained using CrossEntropyLoss and Adam optimizer with a learning rate of 0.0001 for 10 epochs. Performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, AUC, and confusion matrix. Results demonstrate that the proposed ResNet-18 achieved the best overall performance, obtaining 96.94% accuracy, 100% precision, 95.45% recall, 96.18% F1-score, and 1.00 AUC. Inception V3 and MobileNetV2 showed competitive performance, whereas VGG-16 achieved relatively lower recall. These findings indicate that ResNet-18 provides effective feature representation and stable learning, demonstrating strong potential for rice leaf disease classification and future integration into mobile, field-camera, and IoT-based precision agriculture systems.*

Keywords: *Deep Learning; ResNet-18; Convolutional Neural Network; Rice Leaf Disease Classification; Transfer Learning; Precision Agriculture; Computer Vision.*

Abstrak. Penyakit tanaman padi dapat menurunkan produktivitas pertanian dan kualitas hasil panen, sehingga diperlukan metode identifikasi yang cepat dan akurat untuk mendukung pertanian presisi. Penelitian ini mengevaluasi empat arsitektur *deep learning* ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3 untuk klasifikasi penyakit daun padi menggunakan citra digital. Dataset menjalani tahap pra-pemrosesan dan augmentasi sebelum pelatihan, serta diterapkan metode *transfer learning* menggunakan bobot yang telah dilatih sebelumnya pada ImageNet. Model dilatih menggunakan fungsi kerugian *CrossEntropyLoss* dan pengoptimal Adam dengan laju pembelajaran 0,0001 selama 10 *epoch*. Kinerja model dievaluasi berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, skor F1, AUC, dan matriks kebingungan (*confusion matrix*). Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur ResNet-18 mencapai kinerja keseluruhan terbaik, dengan perolehan akurasi 96,94%, presisi 100%, *recall* 95,45%, skor F1 96,18%, dan AUC 1,00. Inception V3 dan MobileNetV2 menunjukkan kinerja yang kompetitif, sedangkan VGG-16 mencatatkan nilai *recall* yang relatif lebih rendah. Temuan ini mengindikasikan bahwa ResNet-18 mampu menghasilkan representasi fitur yang efektif dan proses pembelajaran yang stabil, sehingga memiliki potensi besar untuk klasifikasi penyakit daun padi serta integrasi di masa depan ke dalam sistem pertanian presisi berbasis perangkat seluler, kamera lapangan, dan IoT.

Kata kunci: Deep Learning; ResNet-18; Convolutional Neural Network; Klasifikasi Penyakit Daun Padi; Transfer Learning; Pertanian Presisi; Computer Vision.

1. LATAR BELAKANG

Pendahuluan

Padi merupakan salah satu komoditas pangan strategis di Indonesia yang berperan penting dalam menjaga ketersediaan pangan. Produktivitas tanaman padi dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor, termasuk perubahan lingkungan, organisme

Naskah Masuk: 01 September 2025; Revisi: 15 Oktober 2025; Diterima: 25 November 2025; Terbit: 30 Desember 2025

pengganggu tanaman, dan penyakit. Penyakit pada daun menjadi salah satu permasalahan penting karena dapat mengganggu proses fisiologis tanaman dan berpotensi menurunkan hasil produksi (Alshahrani et al., 2023; Suting, 2024; Wei, 2022). Gejala seperti perubahan warna, tekstur, bercak, dan pola lesi dapat digunakan untuk mengenali penyakit, tetapi kemiripan karakteristik visual, khususnya pada penyakit blast dan brown spot, dapat menyulitkan proses identifikasi secara akurat(Zheng, 2025).

Identifikasi penyakit secara konvensional umumnya masih mengandalkan pengamatan visual oleh petani atau tenaga ahli. Pendekatan tersebut memiliki keterbatasan karena hasil diagnosis dapat dipengaruhi oleh pengalaman pemeriksa, kondisi pencahayaan, kualitas pengamatan, serta tingkat keparahan dan kemiripan gejala. Selain membutuhkan waktu dan tenaga, pemeriksaan manual juga menjadi kurang efisien ketika diterapkan pada area pertanian yang luas. Kondisi ini mendorong kebutuhan terhadap teknologi yang mampu membantu proses identifikasi penyakit secara lebih cepat, konsisten, dan terukur sebagai bagian dari penerapan pertanian presisi(Alshahrani et al., 2023; Indumathi & Kumuthaveni, 2024; Satyanarayana et al., 2026).

Perkembangan artificial intelligence, khususnya computer vision dan deep learning, memberikan peluang untuk melakukan klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra secara otomatis. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN) karena mampu mempelajari representasi fitur visual seperti warna, tekstur, bentuk, dan pola lesi secara otomatis. Pendekatan transfer learning juga memungkinkan model yang telah dilatih menggunakan dataset berskala besar diadaptasi untuk klasifikasi citra daun padi(Abbili, 2025; Zhang, 2021). Sejumlah penelitian telah menunjukkan potensi CNN dalam klasifikasi penyakit tanaman, tetapi perbedaan karakteristik arsitektur, seperti jumlah parameter, kompleksitas komputasi, kemampuan ekstraksi fitur, dan kecenderungan overfitting, tetap menjadi pertimbangan penting dalam pemilihan model (Rožanec, 2023).

Dalam konteks tersebut, ResNet-18 menjadi arsitektur yang menarik untuk dikaji karena menerapkan konsep residual learning melalui shortcut connection, yang membantu mempertahankan aliran informasi dan gradien selama proses pembelajaran (Edderbali, 2024; Gupta, 2022). Dibandingkan VGG-16 dan Inception V3 yang memiliki kompleksitas lebih tinggi, ResNet-18 menawarkan struktur yang relatif ringan, sedangkan MobileNetV2 berorientasi pada efisiensi untuk lingkungan dengan sumber daya terbatas

(Mahesh, 2023; Shafi, 2022). Namun, karakteristik arsitektur secara teoritis belum cukup untuk menentukan model terbaik karena performanya dapat dipengaruhi oleh dataset, preprocessing, augmentasi, distribusi kelas, konfigurasi hyperparameter, serta proses training dan validasi. Oleh karena itu, diperlukan evaluasi komparatif menggunakan kondisi eksperimen yang sama agar perbedaan performa antararsitektur dapat dianalisis secara objektif(Tatar, 2024).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini melakukan perbandingan ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3 untuk klasifikasi penyakit daun padi menggunakan dataset citra dari Kaggle yang melalui tahapan preprocessing dan augmentasi (Gayathri, 2023; Shedbalkar, 2024). Evaluasi dilakukan berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, dan AUC, serta perkembangan training/validation accuracy dan loss untuk menilai kemampuan generalisasi dan indikasi overfitting. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa ResNet-18 memberikan performa keseluruhan terbaik, dengan accuracy 96,94%, precision 100%, recall 95,45%, F1-score 96,18%, dan AUC 1,00 (Al-Khater, 2024; Beissenova, 2024). Temuan ini menunjukkan potensi ResNet-18 sebagai model yang efektif untuk klasifikasi penyakit daun padi, sekaligus memberikan dasar bagi pengembangan sistem berbasis computer vision yang dapat diarahkan pada aplikasi mobile, kamera lapangan, atau IoT untuk mendukung pertanian presisi. Namun, hasil tersebut masih perlu divalidasi lebih lanjut menggunakan kondisi citra lapangan yang lebih beragam sebelum diterapkan pada lingkungan pertanian nyata.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Dataset Citra Daun Padi

Bahan utama yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset citra daun padi yang diperoleh dari platform Kaggle. Dataset tersebut digunakan sebagai sumber data untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi penyakit daun padi. Berdasarkan uraian dalam manuscript, citra yang digunakan mencakup tiga kategori, yaitu daun sehat, blast, dan brown spot. Citra daun padi digunakan karena karakteristik visual penyakit dapat direpresentasikan melalui perubahan warna, tekstur, pola bercak, dan bentuk area yang mengalami kerusakan. Informasi visual tersebut kemudian dipelajari oleh model CNN untuk membangun representasi fitur yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi.

Dalam penelitian supervised learning, setiap citra diasosiasikan dengan label kelas. Secara matematis, dataset dapat direpresentasikan sebagai:

$$D = \{(xi, yi)\}_{i=1}^{N} \quad (1)$$

dengan xi merupakan citra ke-i, yi merupakan label kelas citra ke-i, dan N merupakan jumlah keseluruhan sampel. Karena penelitian menggunakan tiga kelas, label dapat direpresentasikan sebagai:

$$yi \in \{0,1,2\} \quad (2)$$

yang masing-masing merepresentasikan kelas penyakit atau kondisi daun sesuai dengan label dataset. Catatan penting: manuscript yang ada belum mencantumkan jumlah total citra dan jumlah citra pada setiap kelas secara eksplisit. Oleh karena itu, angka tersebut sebaiknya tidak dibuat-buat dan perlu diambil langsung dari dataset atau hasil preprocessing sebelum manuscript final.

Penelitian ini menggunakan dataset citra daun padi yang diperoleh dari situs penyedia data terbuka Kaggle.com, sebuah platform berbasis komunitas yang secara luas digunakan dalam penelitian dan pengembangan kecerdasan buatan. Dataset yang digunakan berjudul “Rice Leaf Diseases Dataset” dan terdiri dari tiga kelas utama: daun padi sehat (healthy), daun padi yang terkena penyakit blas (blast), serta daun padi yang terinfeksi bercak coklat (brown spot). Total dataset terdiri dari ribuan gambar yang telah dikategorikan sesuai dengan jenis penyakitnya. Citra-citra tersebut tersedia dalam format JPEG dengan resolusi bervariasi dan diambil dari berbagai kondisi pencahayaan dan latar belakang, yang mencerminkan variasi alami yang mungkin ditemui di lapangan. Contoh datasate penelitian bisa dilihat pada gambar 1 berikut.



a) Bacterialblight



b) Blast

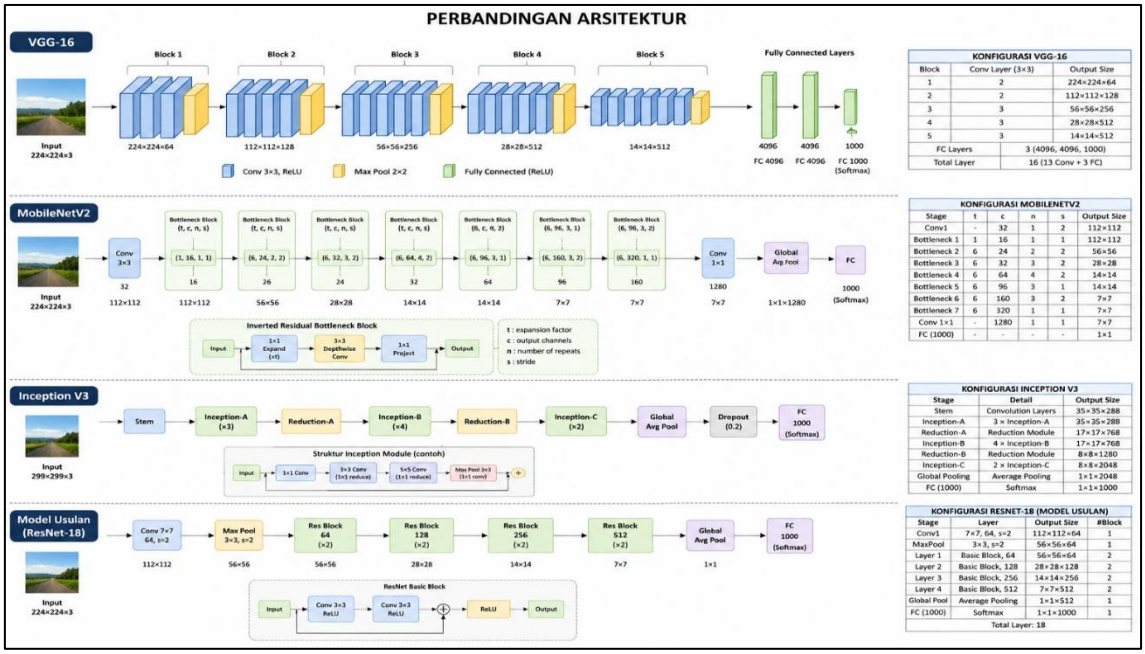
Source : (https://www.kaggle.com/code/umairinayat/rice-disease-classification-cnn/input)

Gambar 1 Sampel Data Penelitian

Pada gambar 1, dalam tahap awal, seluruh data yang diperoleh dari Kaggle telah melalui proses kurasi untuk memastikan kualitas dan representasi yang merata antar kelas. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi dua bagian utama, yaitu data latih (training set) dan data validasi (validation set) dengan perbandingan 80:20. Pemisahan ini dilakukan secara acak tetapi proporsional terhadap distribusi kelas, sehingga model dapat belajar dengan baik dari data yang representatif sekaligus diuji kemampuannya pada data yang tidak pernah dilihat sebelumnya. Untuk mendukung generalisasi model dan menghindari overfitting, dilakukan proses augmentasi data berupa rotasi, flipping horizontal dan vertikal, serta zooming acak pada citra daun.

2.2 Perbandingan Model dan Model Usulan (ResNet-18)

Dalam penelitian ini dilakukan evaluasi dan perbandingan kinerja antara beberapa model deep learning berbasis arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu VGG-16, Inception V3, dan model yang diusulkan sebagai kandidat utama yaitu ResNet-18. Setiap model memiliki karakteristik arsitektural yang berbeda dalam hal kedalaman jaringan, penggunaan parameter, serta pendekatan dalam menangani permasalahan pelatihan model yang kompleks.



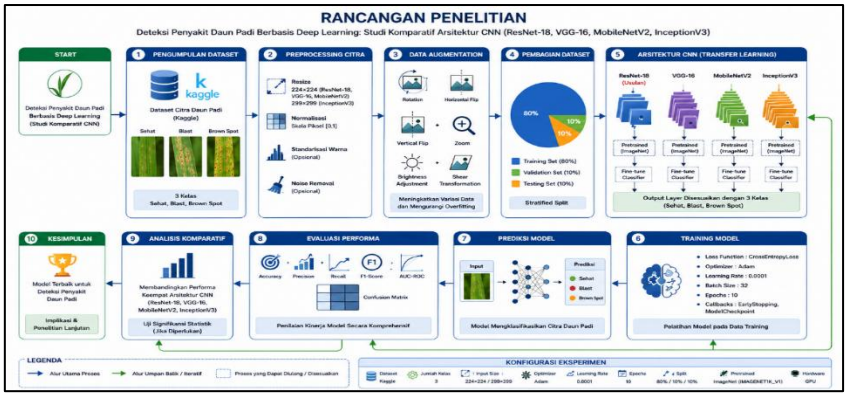
Gambar 2 Perbandingan Arsitektur dengan Model yang diusulkan

Gambar tersebut memperlihatkan perbandingan empat arsitektur CNN, yaitu VGG-16, MobileNetV2, Inception V3, dan ResNet-18, yang digunakan untuk klasifikasi penyakit daun padi. VGG-16 memiliki 16 layer dan sekitar 138 juta parameter, sedangkan MobileNetV2 merupakan arsitektur ringan dengan sekitar 3,4 juta parameter melalui depthwise separable convolution dan inverted residual. Inception V3 menggunakan struktur multi-branch untuk ekstraksi fitur multi-skala dengan sekitar 23,8 juta parameter dan input 299×299 piksel.

ResNet-18 digunakan sebagai model usulan karena memanfaatkan residual connection untuk menjaga aliran informasi dan mengurangi risiko vanishing gradient, yang secara konseptual dirumuskan sebagai $y=F(x,W)+x$. Dengan sekitar 11,7 juta parameter dan input 224×224 piksel, ResNet-18 menawarkan keseimbangan antara kemampuan ekstraksi fitur dan efisiensi komputasi. Seluruh arsitektur kemudian diuji menggunakan dataset dan konfigurasi eksperimen yang sama untuk memperoleh perbandingan performa yang objektif dalam klasifikasi penyakit daun padi.

2.3 Rancangan Penelitian

Penelitian ini dirancang menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif dengan tahapan utama meliputi pengumpulan dan pemrosesan data, pembangunan model deep learning, pelatihan model (training), evaluasi performa model, dan analisis hasil. Pada tahap pertama, dataset dari Kaggle diunduh dan diklasifikasikan berdasarkan jenis penyakit. Selanjutnya, dilakukan preprocessing data yang meliputi pengubahan ukuran gambar menjadi 224x224 piksel agar sesuai dengan input layer model, normalisasi piksel, serta augmentasi data untuk memperbanyak variasi citra. Proses ini penting agar model dapat belajar dari lebih banyak skenario dan meningkatkan kemampuan generalisasi. Rancangan Penelitian bisa dilihat pada gambar 2 berikut.



Gambar 3 Rancangan Penelitian

Rancangan penelitian menggambarkan tahapan sistematis klasifikasi penyakit daun padi berbasis deep learning, mulai dari dataset collection, preprocessing, augmentation, stratified splitting, transfer learning, training, prediction, evaluation, hingga comparative analysis. Dataset terdiri atas tiga kelas, yaitu healthy, blast, dan brown spot, kemudian dilakukan resizing dan normalisasi dengan ukuran input 224×224 piksel untuk ResNet-18, VGG-16, dan MobileNetV2 serta 299×299 piksel untuk Inception V3. Selanjutnya, data augmentation diterapkan melalui rotasi, horizontal/vertical flipping, shearing, dan perubahan ukuran, kemudian data dibagi secara stratified menjadi 80% training dan 20% validation. Keempat model menggunakan pretrained weights ImageNet melalui pendekatan transfer learning, dengan lapisan klasifikasi disesuaikan terhadap jumlah kelas penelitian.

Proses training menggunakan CrossEntropyLoss dan Adam optimizer dengan learning rate 0,0001 selama 10 epoch, kemudian performa model dievaluasi berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, AUC-ROC, dan confusion matrix. Hasil evaluasi dibandingkan berdasarkan performa klasifikasi serta karakteristik arsitektur, termasuk kompleksitas dan jumlah parameter, untuk menentukan model dengan kombinasi performa dan kemampuan generalisasi terbaik. Dalam rancangan ini, ResNet-18 ditetapkan sebagai model usulan dan dibandingkan dengan VGG-16, MobileNetV2, serta Inception V3 menggunakan prosedur eksperimen yang sama..

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini membandingkan efektivitas empat arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu ResNet-18, VGG-16, Inception V3, dan MobileNetV2, dalam klasifikasi penyakit daun padi berbasis citra digital. Pelatihan dan validasi dilakukan selama 10 epoch dengan evaluasi berdasarkan training accuracy, validation accuracy, training loss, dan validation loss. Dataset mencakup citra daun dalam kondisi healthy, blast, dan bacterial leaf blight, dengan karakteristik visual seperti warna, tekstur, pola bercak, dan kerusakan permukaan sebagai dasar pembentukan representasi fitur oleh CNN. Melalui tahapan preprocessing, training, validation, dan evaluasi, penelitian ini membandingkan kemampuan setiap arsitektur dalam mengenali pola penyakit serta menentukan model dengan performa klasifikasi dan generalisasi terbaik.

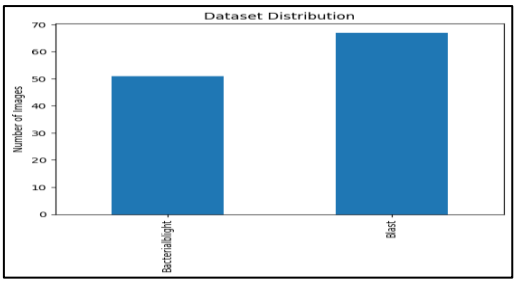
3.1 Hasil Preprocessing dan Pembagian Data

Tahap awal eksperimen dilakukan melalui preprocessing terhadap citra daun padi dari dataset Kaggle untuk menyesuaikan karakteristik input dengan kebutuhan model dan meningkatkan keragaman data. Proses ini mencakup pengolahan citra serta data augmentation berupa rotasi, horizontal dan vertical flipping, shearing, serta resizing. Transformasi tersebut menghasilkan variasi visual tanpa mengubah kelas citra, sehingga model dapat mempelajari karakteristik penyakit secara lebih beragam dan mengurangi ketergantungan terhadap pola tertentu pada citra asli. Hasil preprocessing dan augmentasi ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 4 Hasil Augmentasi

Seluruh citra kemudian disesuaikan dengan ukuran input masing-masing arsitektur, yaitu 224×224 piksel untuk ResNet-18, VGG-16, dan MobileNetV2, serta 299×299 piksel untuk Inception V3. Selanjutnya, dataset dibagi menjadi 80% training set dan 20% validation set dengan mempertahankan distribusi setiap kelas, yaitu daun sehat, blast, dan bercak coklat. Pembagian tersebut dilakukan untuk memastikan setiap model memperoleh data pelatihan dan validasi yang representatif. Distribusi data pada masing-masing kelas setelah proses pembagian ditampilkan pada Gambar 4.

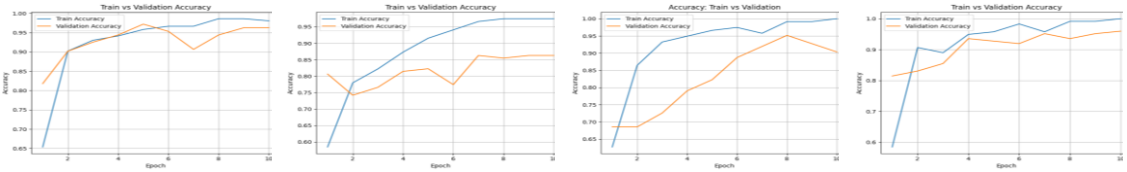


Gambar 5 Distribusi Data

Pada gambar 4, proses pembagian ini dilakukan secara stratified agar setiap subset data memiliki proporsi kelas yang seimbang. Hasil visualisasi distribusi data menunjukkan bahwa masing-masing kelas terwakili secara proporsional yang penting untuk menghindari bias klasifikasi selama pelatihan. Langkah ini menjadi krusial dalam menjamin keakuratan dan kemampuan generalisasi model saat menghadapi data nyata di lapangan.

3.2 Model Training dan Kelasifikasi Citra

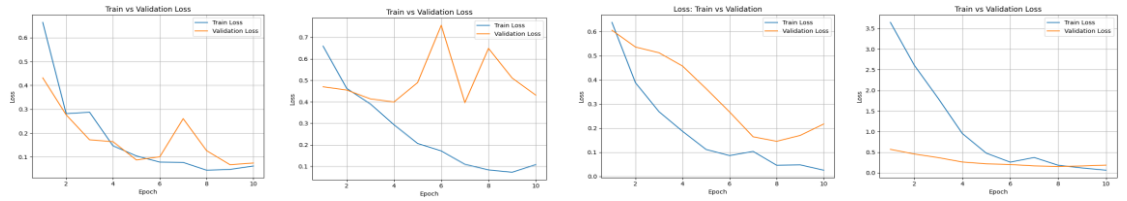
Setelah data dipersiapkan, proses training dilakukan menggunakan ResNet-18 sebagai model usulan, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3 dengan pendekatan transfer learning berbasis pretrained weights ImageNet (IMAGENET1K_V1). Lapisan klasifikasi akhir disesuaikan dengan jumlah kelas dataset, sedangkan seluruh model dilatih menggunakan CrossEntropyLoss dan Adam optimizer dengan learning rate 0,0001 selama 10 epoch. Konfigurasi yang seragam diterapkan untuk menjaga konsistensi dan objektivitas perbandingan antararsitektur, dengan perkembangan accuracy dan loss masing-masing model disajikan pada Gambar 6 dan Gambar 7.



a) ResNet 18 (Model Usulan) b) Vgg16 c) MobileNet V2 d) Inception V3

Gambar 6 Akurasi Training dari 4 model yang di uji

Gambar 6 memperlihatkan perkembangan training accuracy dan validation accuracy dari empat arsitektur CNN selama 10 epoch, yaitu ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3. ResNet-18 menunjukkan peningkatan akurasi yang relatif konsisten dengan selisih kecil antara training dan validation accuracy, yang mengindikasikan generalisasi yang baik. VGG-16 menghasilkan akurasi training yang tinggi, tetapi memiliki jarak kurva yang lebih besar dan fluktuasi pada validasi, sehingga menunjukkan kecenderungan overfitting. MobileNetV2 memperlihatkan pola akurasi yang cukup stabil dengan validation accuracy sedikit lebih rendah dibandingkan training accuracy. Sementara itu, Inception V3 mengalami peningkatan akurasi yang cepat pada fase awal dan relatif stabil setelah epoch keempat. Secara keseluruhan, ResNet-18 menunjukkan keseimbangan terbaik antara performa training dan validation, sedangkan Inception V3 juga memperlihatkan proses pembelajaran yang stabil.



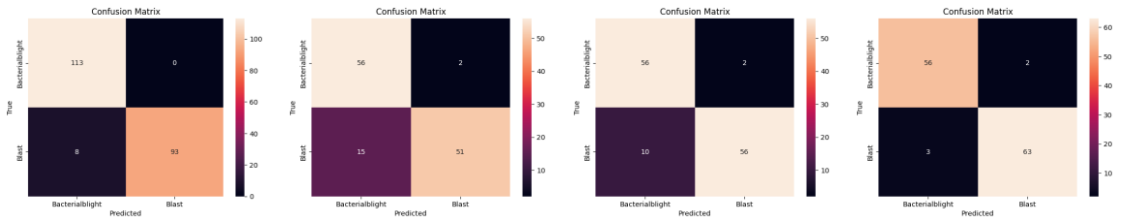
a) ResNet 18 (Model Usulan) b) Vgg16 c) MobileNet V2 d) Inception V3

Gambar 7 Training and validation loss of the four evaluated CNN architectures

Gambar 7 memperlihatkan perkembangan training loss dan validation loss selama 10 epoch. ResNet-18 menunjukkan penurunan loss yang konsisten dengan selisih relatif kecil antara data training dan validation, sehingga mencerminkan proses pembelajaran dan generalisasi yang baik. VGG-16 mengalami fluktuasi validation loss setelah epoch kelima yang mengindikasikan kecenderungan overfitting, sedangkan MobileNetV2 memperlihatkan penurunan loss yang stabil meskipun masih terdapat selisih antara kedua kurva. Inception V3 menunjukkan penurunan training loss yang cepat dan validation loss yang relatif rendah serta stabil sejak awal pelatihan. Secara keseluruhan, ResNet-18 dan Inception V3 memiliki proses pembelajaran yang stabil, dengan ResNet-18 menunjukkan keseimbangan terbaik antara loss training dan validation serta konvergensi yang relatif cepat. Seluruh pelatihan dilakukan menggunakan GPU, dan hasil tersebut menunjukkan bahwa keempat arsitektur mampu mempelajari fitur visual yang relevan untuk membedakan kelas penyakit daun padi..

3.3 Evaluasi Kuantitatif Model

Evaluasi kuantitatif dilakukan untuk membandingkan kemampuan ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3 dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi berdasarkan training accuracy, validation accuracy, training loss, dan validation loss. Selanjutnya, confusion matrix pada Gambar 8 digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi benar dan kesalahan klasifikasi pada setiap kelas, khususnya dalam membedakan Bacterial blight dan Blast. Evaluasi ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai performa masing-masing model, baik secara keseluruhan maupun berdasarkan pola kesalahan antar kelas.



a) ResNet 18 (Model Usulan) b) Vgg16 c) MobileNet V2 d) Inception V3

Gambar 8 Confusion Matrik dari 4 model yang di uji

Gambar 8 menunjukkan bahwa ResNet-18 menghasilkan performa klasifikasi terbaik, dengan 113 prediksi benar untuk Bacterial blight dan 93 untuk Blast, serta jumlah kesalahan yang relatif rendah. VGG-16 memiliki kesalahan klasifikasi paling tinggi, sedangkan MobileNetV2 menunjukkan perbaikan dengan kesalahan yang lebih rendah.

Inception V3 menjadi model dengan performa paling mendekati ResNet-18, dengan kesalahan yang relatif sedikit dan distribusi prediksi yang lebih seimbang. Secara keseluruhan, ResNet-18 menunjukkan performa klasifikasi paling unggul, sementara Inception V3 menjadi alternatif kompetitif. Perbandingan performa kuantitatif keempat model selanjutnya disajikan pada Tabel 2 berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan.

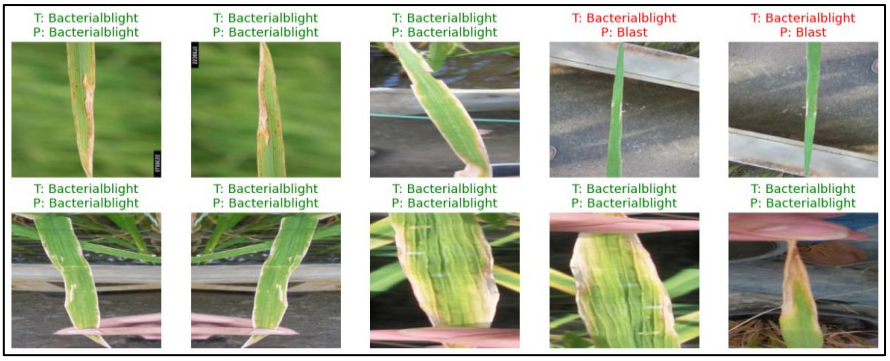
Tabel 2 Hasil Training Perbandingan Arsitektur CNN

Model	Train Accuracy	Val Accuracy	Train Loss	Val Loss	Stabilitas	Overfitting
ResNet-18	98.60%	97.20%	0.0445	0.0675	Tinggi	Rendah
VGG-16	97.46%	86.29%	0.0722	0.7561	Rendah	Tinggi
MobileNetV2	95.97%	97.46%	0.0675	0.0445	Tinggi	Rendah
Inception V3	100.00%	95.97%	0.0642	0.1537	Tinggi	Rendah

Pada tabel 2, model ResNet-18 berhasil mencapai akurasi validasi tertinggi sebesar 97.20% dengan validation loss minimum 0.0675, menjadikannya model dengan kinerja terbaik dalam penelitian ini. Inception V3 mengikuti dengan akurasi validasi sebesar 95.97% dan validation loss sebesar 0.1537, yang masih sangat baik meskipun lebih kompleks secara komputasi. VGG-16 hanya mencapai akurasi validasi maksimal sebesar 86.29% dan menunjukkan nilai validation loss yang tidak stabil, dengan puncaknya pada 0.7561.

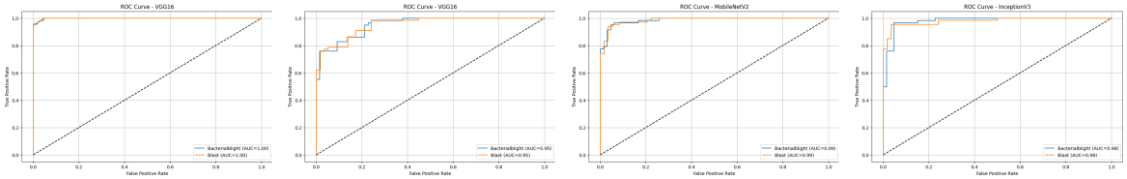
3.4 Pembahasan

Selain metrik numerik, dilakukan juga analisis visual terhadap hasil prediksi model terhadap data validasi. Model menghasilkan label klasifikasi yang akurat ketika diuji dengan citra daun padi yang memiliki gejala visual khas seperti bercak coklat besar, perubahan warna hijau ke kuning, serta bentuk lesi memanjang yang sering ditemukan pada infeksi blast. Sampel hasil komputasi dari arsitektur CNN untuk mendeteksi daun padi.



Gambar 9 Sampel Hasil Klasifikasi Prediksi

Gambar 9 menampilkan contoh hasil klasifikasi penyakit daun padi dengan label T (True/label sebenarnya) dan P (Prediksi). Warna hijau menunjukkan kesesuaian antara label aktual dan prediksi, sedangkan warna merah menunjukkan kesalahan klasifikasi. Sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun terdapat beberapa sampel Bacterial Blight yang diprediksi sebagai Blast. Hasil ini menunjukkan bahwa model, khususnya ResNet-18, mampu mengenali karakteristik visual penyakit secara konsisten pada sebagian besar citra. Selanjutnya, evaluasi kemampuan diskriminasi keempat model berdasarkan ROC-AUC disajikan pada Gambar 10.



a) ResNet 18 (Model Usulan) b) Vgg16 c) MobileNet v2 d) Inception V3

Gambar 10 Kurva ROC AUC dari 4 model yang di uji

Analisis ROC Curve dan AUC

Gambar 10 menyajikan kurva Receiver Operating Characteristic (ROC) dan nilai Area Under the Curve (AUC) dari ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3. ROC menggambarkan kemampuan model dalam membedakan kelas berdasarkan hubungan antara True Positive Rate (TPR) dan False Positive Rate (FPR), sedangkan AUC menjadi indikator kemampuan diskriminatif model, dengan nilai mendekati 1 menunjukkan performa yang semakin baik. Hasil menunjukkan bahwa ResNet-18 memperoleh AUC tertinggi sebesar 1,00, diikuti MobileNetV2 sebesar 0,99, Inception V3 sebesar 0,98, dan VGG-16 sebesar 0,95. Dengan demikian, seluruh model memiliki kemampuan diskriminasi yang tinggi, tetapi ResNet-18 menunjukkan performa terbaik, sementara MobileNetV2 dan Inception V3 menjadi alternatif yang kompetitif. Temuan ini juga sejalan dengan hasil confusion matrix yang menunjukkan kesalahan klasifikasi relatif lebih rendah pada ResNet-18 dan Inception V3. Perbandingan keseluruhan performa keempat model berdasarkan berbagai metrik evaluasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Akhir

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
ResNet-18 (Model Usulan)	0,9694	1	0,9545	0,9618	1
VGG-16	0,8333	0,9623	0,7727	0,8567	0,95
MobileNetV2	0,8888	0,9655	0,8484	0,9027	0,99

Inception V3	0,9513	0,9692	0,9208	0,9585	0,98

Tabel 3 memperlihatkan perbandingan performa ResNet-18, VGG-16, MobileNetV2, dan Inception V3 berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, dan AUC. ResNet-18 menghasilkan performa terbaik dengan accuracy 96,94%, precision 100%, recall 95,45%, F1-score 96,18%, dan AUC 1,00, diikuti Inception V3 dengan accuracy 95,13% dan F1-score 95,85%, serta MobileNetV2 dengan F1-score 90,27% dan AUC 0,99. Sementara itu, VGG-16 menunjukkan performa relatif lebih rendah, terutama pada recall sebesar 77,27%. Perbedaan tersebut sejalan dengan karakteristik pembelajaran masing-masing arsitektur, di mana ResNet-18 menunjukkan stabilitas dan generalisasi yang lebih baik, sedangkan VGG-16 memperlihatkan indikasi overfitting dan Inception V3 memiliki kompleksitas komputasi yang lebih tinggi. Secara keseluruhan, ResNet-18 merupakan model paling unggul dalam konfigurasi eksperimen ini dan berpotensi dikembangkan sebagai komponen sistem klasifikasi penyakit daun padi berbasis citra untuk mendukung aplikasi pertanian presisi, seperti aplikasi mobile, kamera lapangan, dan sistem monitoring berbasis IoT..

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, deep learning berbasis Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif untuk klasifikasi penyakit daun padi, dengan perbedaan performa antararsitektur. ResNet-18 sebagai model usulan memberikan hasil terbaik dengan accuracy 96,94%, precision 100%, recall 95,45%, F1-score 96,18%, dan AUC 1,00. Hasil confusion matrix dan ROC-AUC turut menunjukkan kemampuan diskriminasi yang tinggi, sementara Inception V3 dan MobileNetV2 memberikan performa kompetitif dan VGG-16 menunjukkan generalisasi yang relatif lebih rendah. Keunggulan ResNet-18 didukung oleh proses pembelajaran yang stabil serta mekanisme residual learning dalam mempertahankan aliran informasi. Dengan demikian, ResNet-18 berpotensi dikembangkan sebagai model klasifikasi penyakit daun padi untuk mendukung pertanian presisi, termasuk integrasi pada aplikasi mobile, kamera lapangan, maupun sistem monitoring berbasis IoT.

DAFTAR REFERENSI

Abbili, K. K. (2025). Explainable Artificial Intelligence (XAI) and Machine Learning Technique for Prediction of Properties in Additive Manufacturing. *Journal of*

Advanced Manufacturing Systems, *24*(2), 229–240. https://doi.org/10.1142/S0219686725500118

Al-Khater, W. (2024). Using 3D-VGG-16 and 3D-Resnet-18 deep learning models and FABEMD techniques in the detection of malware. *Alexandria Engineering Journal*, *89*, 39–52. https://doi.org/10.1016/j.aej.2023.12.061

Alshahrani, H. M., Saeed, M. K., Alotaibi, S. S., Mohamed, A., Assiri, M., & Ibrahim, S. S. (2023). Quantum-Inspired Moth Flame Optimizer Enhanced Deep Learning for Automated Rice Variety Classification. *IEEE Access*, *11*, 125593–125600. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3330918

Beissenova, G. (2024). Using Pretrained VGG19 Model and Image Segmentation for Rice Leaf Disease Classification. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *15*(8), 743–752. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150873

Edderbali, F. (2024). Mobilenet, inception ResNet and GoogleNet for epilepsy detection using spectrogram images. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, *34*(2), 870–877. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v34.i2.pp870-877

Gayathri, P. (2023). Exploring the Potential of VGG-16 Architecture for Accurate Brain Tumor Detection Using Deep Learning. *Journal of Computers Mechanical and Management*, *2*(2), 13–22. https://doi.org/10.57159/gadl.jcmm.2.2.23056

Gupta, R. K. (2022). COVID-19 Lesion Segmentation and Classification of Lung CTs Using GMM-Based Hidden Markov Random Field and ResNet 18. *International Journal of Fuzzy System Applications*, *11*(2). https://doi.org/10.4018/IJFSA.296587

Indumathi, P., & Kumuthaveni, R. (2024). Coati Optimized Transfer Leaning with Vision Transformer Model for Improving Deep Learner based Plant Diseases Detection. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, *17*(4), 277–288. https://doi.org/10.22266/IJIES2024.0831.21

Mahesh, T. R. (2023). Early Predictive Model for Detection of Plant Leaf Diseases Using MobileNetV2 Architecture. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, *11*(2), 46–54.

Rožanec, J. M. (2023). Human-centric artificial intelligence architecture for industry 5.0 applications. *International Journal of Production Research*, *61*(20), 6847–6872.

https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2138611

Satyanarayana, T. V. V, Aravinda Babu, T., Vardhana Reddy, K. V, Venkat Reddy, D., & Nageswara Rao, M. V. (2026). Ensemble quantum deep learning for segmentation and classification of central nervous system demyelinating diseases. *Biomedical Signal Processing and Control*, *113*. https://doi.org/10.1016/j.bspc.2025.108924

Shafi, I. (2022). Internal defects detection and classification in hollow cylindrical surfaces using single shot detection and MobileNet. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, *202*. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2022.111836

Shedbalkar, J. (2024). Deep transfer learning model for brain tumor segmentation and classification using UNet and chopped VGGNet. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, *33*(3), 1405–1415. https://doi.org/10.11591/ijeecs.v33.i3.pp1405-1415

Suting, A. (2024). Rice Leaf Diseases Classification Using Deep Learning Algorithms for Smartphone Application Development: An Empirical Study. *International Journal of Image and Graphics*. https://doi.org/10.1142/S0219467826500300

Tatar, C. Ö. (2024). Mobilenet based traffic sign detection system for mobile mapping: Crowdsourced geographical data collection system. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, *39*(4), 2305–2315. https://doi.org/10.17341/gazimmfd.1249165

Wei, Y. (2022). Lightweight rice disease identification method based on attention mechanism and EfficientNet. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, *43*(11), 172–181. https://doi.org/10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2022.11.024

Zhang, D. (2021). Artificial intelligence in E-commerce fulfillment: A case study of resource orchestration at Alibaba's Smart Warehouse. *International Journal of Information Management*, *57*. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102304

Zheng, J. (2025). High-efficiency real-time rice leaf disease classification using convolutional neural network accelerator on FPGA for edge computing in precision agriculture. *Measurement Journal of the International Measurement Confederation*, *256*. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.118122