Copyright © The Author(s) 2026
Jurnal Artificial, Vol 4 No 2, Oktober 2026

Klasifikasi Citra Berbasis Hybrid ResNet50–Broad Learning System pada Penyakit Daun Sawi Hijau

Mutia Salsabilla [1*], Andri Anto Tri Susilo [2], Lukman Hakim [3], Bunga Intan [4]

[1, 2, 3, 4] Universitas Bina Insan, Indonesia

* salsabillam180@gmail.com

Abstrak

Penyakit pada daun sawi hijau dapat menurunkan kualitas tanaman, sementara identifikasi berdasarkan gejala visual secara manual berpotensi mengalami kesalahan, terutama pada penyakit yang memiliki karakteristik gejala serupa. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi model *hybrid* ResNet50–*Broad Learning System* (BLS) untuk mengklasifikasikan citra daun sawi hijau ke dalam tiga kelas, yaitu bercak daun, busuk daun, dan daun sehat. Data yang digunakan berjumlah 1.937 citra yang diperoleh dari Kaggle, terdiri atas 1.173 citra data latih, 414 citra validasi, dan 350 citra uji. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing*, augmentasi citra, ekstraksi fitur menggunakan ResNet50 dengan bobot ImageNet, standardisasi fitur menggunakan *StandardScaler*, dan klasifikasi menggunakan BLS. Kinerja model dievaluasi menggunakan akurasi, *precision*, *recall*, F1-score, dan *confusion matrix*. Hasil pengujian terhadap 350 citra menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar 94% dengan *macro average* F1-score sebesar 0,94. Kelas daun sehat memperoleh F1-score tertinggi sebesar 0,98, sedangkan kelas bercak daun dan busuk daun masing-masing memperoleh F1-score sebesar 0,91 dan 0,92. Kesalahan klasifikasi terutama terjadi antara kelas bercak daun dan busuk daun. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ResNet50–BLS mampu memberikan kinerja klasifikasi yang baik dan berpotensi mendukung identifikasi penyakit daun sawi hijau berbasis citra.

Kata Kunci: *Broad Learning System, Deep Learning, Klasifikasi Citra, Penyakit Daun Sawi Hijau, ResNet50*

Pendahuluan

Tanaman sawi hijau (*Brassica rapa* var. *parachinensis*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang banyak dibudidayakan karena memiliki siklus panen relatif singkat, mudah dibudidayakan, serta memiliki nilai ekonomi dan permintaan konsumsi yang cukup tinggi. Kondisi tersebut menjadikan produktivitas dan kualitas tanaman sawi hijau sebagai aspek penting dalam kegiatan budidaya. Salah satu kendala yang dapat memengaruhi produktivitas tersebut adalah serangan penyakit pada daun. Penyakit seperti bercak daun dan busuk daun dapat mengubah karakteristik visual daun, menurunkan kualitas tanaman, serta berpotensi mengurangi hasil panen apabila tidak dikenali dan ditangani secara tepat. Permasalahan identifikasi penyakit tanaman pada dasarnya juga menjadi perhatian dalam bidang pertanian karena proses diagnosis yang terlambat dapat mempersulit tindakan pengendalian penyakit. Sejumlah kajian menunjukkan bahwa identifikasi penyakit tanaman secara konvensional membutuhkan pengetahuan khusus, waktu, dan tenaga, sehingga pengembangan sistem otomatis berbasis citra menjadi salah satu arah penting dalam penerapan kecerdasan buatan di bidang pertanian (Sajitha et al., 2024; Rismawati & Nuhardin, 2023).

https://doi.org/10.54065/artificial.4.2.2026.2009

Identifikasi penyakit pada daun secara konvensional masih banyak bergantung pada pengamatan visual terhadap perubahan warna, tekstur, bentuk, dan pola permukaan daun. Pendekatan tersebut relatif sederhana, tetapi memiliki keterbatasan ketika gejala penyakit memiliki karakteristik visual yang serupa atau muncul pada tingkat awal. Perbedaan penilaian antar pengamat juga dapat menyebabkan hasil identifikasi tidak selalu konsisten. Kajian mengenai pengolahan citra untuk diagnosis penyakit tanaman menunjukkan bahwa inspeksi visual oleh manusia dapat bersifat subjektif, membutuhkan waktu, dan sulit diterapkan secara efisien pada jumlah tanaman yang besar (Bagga & Goyal, 2024). Kondisi tersebut menunjukkan kebutuhan terhadap sistem yang mampu melakukan klasifikasi penyakit secara otomatis berdasarkan citra daun sehingga proses identifikasi dapat dilakukan secara lebih cepat dan konsisten.

Perkembangan *Artificial Intelligence* (AI), khususnya *machine learning* dan *deep learning*, memberikan alternatif untuk mengatasi permasalahan tersebut (Wafda, 2024). Citra daun dapat digunakan sebagai sumber informasi visual untuk mengenali pola penyakit melalui tahapan *preprocessing*, ekstraksi fitur, pembelajaran, dan klasifikasi. Penelitian dan kajian sistematis dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan bahwa *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi salah satu pendekatan yang paling banyak digunakan dalam klasifikasi penyakit tanaman karena mampu mempelajari karakteristik visual secara otomatis dari citra. Kajian terhadap 160 penelitian periode 2020–2024 menunjukkan bahwa CNN dan pendekatan *deep learning* telah digunakan secara luas untuk klasifikasi, deteksi, dan segmentasi penyakit daun (Pacal et al., 2024). Kajian lain terhadap 94 publikasi juga menunjukkan penggunaan berbagai arsitektur seperti VGG, Inception, DenseNet, dan ResNet dalam pengenalan penyakit tanaman (Bagga & Goyal, 2024).

Salah satu arsitektur yang relevan untuk ekstraksi fitur citra adalah ResNet50. Arsitektur ini mampu menghasilkan representasi fitur tingkat tinggi dari citra sehingga karakteristik visual yang kompleks dapat digunakan pada proses klasifikasi. Penggunaan ResNet pada identifikasi penyakit tanaman juga telah diterapkan pada berbagai objek. Misalnya, penelitian mengenai penyakit daun tomat mengembangkan model berbasis ResNet50 untuk mengatasi permasalahan dalam menangkap fitur penting pada citra penyakit daun (Liang & Jiang, 2023). Penelitian lain mengembangkan arsitektur berbasis ResNet50 untuk klasifikasi penyakit daun jagung dengan mempertimbangkan permasalahan seperti latar belakang kompleks, variasi pencahayaan, dan ketidakseimbangan data (Ji et al., 2024). Temuan tersebut menunjukkan bahwa ResNet50 memiliki kemampuan yang relevan dalam membangun representasi fitur visual untuk klasifikasi penyakit daun.

Meskipun CNN memiliki kemampuan klasifikasi yang kuat, penggunaan jaringan *deep learning* secara penuh dapat membutuhkan proses pelatihan dan sumber daya komputasi yang relatif besar. Kompleksitas tersebut menjadi salah satu pertimbangan ketika model diarahkan untuk dikembangkan menjadi sistem yang lebih efisien. Penelitian mengenai klasifikasi citra menggunakan *Broad Learning System* (BLS) menunjukkan bahwa BLS dikembangkan sebagai pendekatan pembelajaran yang menekankan efisiensi melalui struktur jaringan yang lebih lebar dibandingkan penambahan lapisan secara mendalam. BLS juga telah digunakan pada berbagai permasalahan klasifikasi citra. Studi pada *Pattern Recognition* tahun 2024 menunjukkan bahwa BLS dan pengembangannya masih menjadi pendekatan aktif dalam klasifikasi citra karena berupaya mempertahankan efisiensi

pembelajaran sekaligus meningkatkan kemampuan representasi fitur (Yi et al., 2024). Penelitian lain juga menunjukkan bahwa BLS memiliki keseimbangan antara akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi visual, meskipun BLS konvensional dapat menghadapi keterbatasan ketika berhadapan dengan representasi citra RGB yang kompleks (Huang et al., 2024).

Keterbatasan tersebut menjadi penting ketika BLS diterapkan secara langsung pada citra daun yang memiliki variasi warna, tekstur, bentuk, dan pola gejala penyakit. BLS memiliki keunggulan pada proses pembelajaran, tetapi kemampuan model dalam menghasilkan representasi fitur visual yang kompleks tetap bergantung pada kualitas fitur masukan. Dengan demikian, penggunaan BLS secara langsung belum tentu optimal apabila fitur citra belum mampu merepresentasikan karakteristik penyakit secara baik. Perkembangan penelitian BLS menunjukkan adanya kecenderungan untuk menggabungkannya dengan mekanisme ekstraksi fitur yang lebih kuat. Penelitian *Self-Training-Transductive-Learning Broad Learning System* (STTL-BLS), misalnya, menggabungkan mekanisme ekstraksi fitur dengan BLS untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi citra. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa pengembangan BLS dengan mekanisme pembelajaran dan ekstraksi fitur yang lebih baik dapat meningkatkan performa sekaligus mempertahankan karakteristik efisiensi BLS (Yi et al., 2024).

Pada konteks penyakit tanaman, pendekatan hybrid yang menggabungkan *deep feature extraction* dengan BLS juga mulai digunakan. Penelitian terbaru mengenai penyakit daun cabai menggabungkan DenseNet201 sebagai ekstraktor fitur dengan BLS sebagai classifier. Pendekatan tersebut menempatkan jaringan *deep learning* untuk menghasilkan representasi fitur citra, kemudian menggunakan BLS untuk melakukan klasifikasi (Kurniawan et al., 2026). Penelitian lain pada penyakit daun apel menggunakan ResNet50 sebagai *feature extractor* dan BLS sebagai *classifier* untuk mengklasifikasikan lima kelas penyakit. Penelitian tersebut menggunakan 3.298 citra dan memperoleh akurasi pengujian sebesar 97%, yang menunjukkan bahwa kombinasi ResNet50 dan BLS dapat digunakan sebagai pendekatan hybrid untuk klasifikasi penyakit daun (Sandora et al., 2026). Temuan tersebut memiliki keterkaitan langsung dengan penelitian ini karena menggunakan konfigurasi metode yang serupa, tetapi diterapkan pada objek tanaman yang berbeda.

Pada objek sawi, penelitian sebelumnya juga telah menerapkan pendekatan berbasis CNN untuk klasifikasi penyakit daun. Hafidurrohman dan Kusrini menggunakan arsitektur Xception dan VGG19 untuk mengklasifikasikan penyakit daun sawi. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pendekatan CNN mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi, dengan Xception memperoleh akurasi validasi sebesar 99%, sedangkan VGG19 memperoleh 94,50% (Hafidurrohman & Kusrini, 2025). Penelitian lain mengenai klasifikasi penyakit daun sawi menggunakan VGG19 juga menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* dapat digunakan untuk mengenali karakteristik visual penyakit pada daun (Sya'roni et al., 2025). Hasil penelitian-penelitian tersebut memperlihatkan bahwa CNN efektif untuk objek sawi, tetapi fokus utamanya berada pada penggunaan arsitektur *deep learning* sebagai model klasifikasi.

Penelitian terdahulu tersebut memperlihatkan dua arah pengembangan yang saling melengkapi. Di satu sisi, CNN seperti ResNet50 memiliki kemampuan dalam menghasilkan fitur visual tingkat tinggi yang diperlukan untuk membedakan pola penyakit pada citra daun. Di sisi lain, BLS menawarkan mekanisme pembelajaran yang relatif efisien untuk

melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang tersedia. Penelitian mengenai BLS dalam klasifikasi citra juga menunjukkan bahwa keterbatasan BLS dapat muncul ketika fitur masukan memiliki kompleksitas tinggi, sehingga kualitas representasi fitur menjadi aspek penting dalam penerapannya (Huang et al., 2026). Dengan demikian, penggunaan ResNet50 sebagai *feature extractor* dan BLS sebagai *classifier* memberikan dasar pendekatan yang logis untuk menggabungkan kekuatan kedua metode tersebut.

Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus mengkaji kombinasi ResNet50–BLS untuk klasifikasi penyakit daun sawi hijau masih terbatas. Penelitian pada sawi yang telah tersedia lebih banyak menggunakan CNN secara langsung, sedangkan penelitian hybrid ResNet50–BLS yang ditemukan pada konteks penyakit tanaman berfokus pada objek lain seperti apel (Sandora et al., 2026). Kondisi tersebut menunjukkan adanya celah penelitian pada penerapan kombinasi ekstraksi fitur mendalam dan klasifikasi berbasis BLS pada citra daun sawi hijau. Gap ini penting karena karakteristik visual penyakit pada setiap tanaman tidak sepenuhnya sama. Model yang menunjukkan performa baik pada apel atau tanaman lainnya tidak secara otomatis memberikan hasil yang sama pada sawi hijau. Oleh sebab itu, diperlukan pengujian empiris pada objek sawi hijau untuk mengetahui kemampuan pendekatan *hybrid* tersebut dalam membedakan kondisi daun yang sehat dan daun yang mengalami penyakit.

Kontribusi penelitian ini mencakup tiga aspek. Pertama, penelitian menyediakan penerapan pendekatan hybrid ResNet50–BLS pada klasifikasi penyakit daun sawi hijau yang belum menjadi fokus utama penelitian terdahulu. Kedua, penelitian memberikan evaluasi empiris terhadap kemampuan kombinasi ekstraksi fitur berbasis ResNet50 dan klasifikasi BLS dalam membedakan tiga kondisi daun, yaitu bercak daun, busuk daun, dan daun sehat. Ketiga, hasil penelitian memberikan dasar teknis untuk pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra yang lebih lanjut, khususnya melalui pengembangan dataset yang lebih beragam dan pengujian pada kondisi citra yang lebih mendekati lingkungan lapangan. Kontribusi tersebut ditempatkan pada aspek pengembangan dan evaluasi metode, bukan sebagai klaim bahwa model telah menjadi sistem diagnosis pertanian siap pakai.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasional untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi penyakit daun sawi hijau. Model yang digunakan merupakan pendekatan hybrid yang menggabungkan ResNet50 sebagai ekstraktor fitur dan *Broad Learning System* (BLS) sebagai pengklasifikasi. ResNet50 digunakan untuk memperoleh representasi fitur dari citra daun, sedangkan BLS digunakan untuk melakukan proses klasifikasi berdasarkan fitur yang telah diperoleh. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset citra daun sawi hijau, pemeriksaan dan persiapan data, prapemrosesan citra, augmentasi data, ekstraksi fitur menggunakan ResNet50, standardisasi fitur, pembentukan model BLS, proses pelatihan dan pengujian, serta evaluasi kinerja model.

Objek dan Sumber Data

Objek penelitian berupa citra daun sawi hijau yang dikelompokkan ke dalam tiga kelas, yaitu bercak daun (*leaf spot*), busuk daun (*leaf rot*), dan daun sehat (*healthy*).

Dataset diperoleh dari platform Kaggle dan digunakan sebagai data masukan untuk proses klasifikasi menggunakan model hybrid ResNet50–BLS. Dataset terdiri atas 1.937 citra yang terbagi menjadi 1.173 citra data latih, 414 citra data validasi, dan 350 citra data uji. Pembagian tersebut digunakan untuk memastikan bahwa proses pembentukan model, pemantauan selama pengembangan model, dan pengujian kinerja dilakukan pada kelompok data yang berbeda.

Komponen Penelitian

Komponen utama penelitian terdiri atas citra daun sawi hijau sebagai data masukan, ResNet50 sebagai ekstraktor fitur, standardisasi fitur menggunakan StandardScaler, representasi label menggunakan one-hot encoding, serta BLS sebagai pengklasifikasi. Citra masukan diproses dalam ukuran 224 × 224 piksel dengan tiga kanal warna RGB agar sesuai dengan ukuran masukan ResNet50. Fitur hasil ekstraksi kemudian diubah ke dalam bentuk vektor dan distandardisasi sebelum digunakan sebagai masukan bagi BLS. Label kelas dikonversi ke dalam bentuk numerik menggunakan one-hot encoding yang menghasilkan tiga dimensi sesuai dengan jumlah kelas yang digunakan.

Tahapan Pengolahan Data

Tahap pengolahan data diawali dengan pemeriksaan struktur dataset dan kesesuaian citra pada masing-masing kelas. Selanjutnya, seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224 × 224 piksel agar memiliki dimensi masukan yang seragam. Proses perubahan ukuran citra dapat dinyatakan dengan Persamaan (1).

$$I' = Resize(I, 224, 224)$$

Pada Persamaan (1), I merupakan citra masukan, sedangkan I' merupakan citra hasil perubahan ukuran dengan dimensi 224 × 224 piksel.

Augmentasi diterapkan pada data latih untuk meningkatkan keragaman citra dan membantu model memperoleh representasi fitur yang lebih beragam. Proses augmentasi meliputi *horizontal flip, random rotation, zoom*, dan *contrast adjustment*. Augmentasi hanya diterapkan pada data latih sehingga data validasi dan data uji tetap digunakan sebagai data evaluasi yang tidak mengalami perubahan karakteristik secara artifisial.

Setelah proses ekstraksi fitur menggunakan ResNet50, fitur yang diperoleh distandardisasi menggunakan StandardScaler. Standardisasi dilakukan dengan mengubah nilai setiap fitur berdasarkan nilai rata-rata dan standar deviasinya. Proses tersebut dirumuskan pada Persamaan (2).

$$z_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$$

Pada Persamaan (2), x_{ij} menunjukkan nilai fitur ke-j pada sampel ke-i, μ_j merupakan nilai rata-rata fitur ke-j, σ_j merupakan standar deviasi fitur ke-j, sedangkan z_{ij} merupakan nilai fitur setelah standardisasi.

Label kelas kemudian dikonversi menggunakan *one-hot encoding* agar dapat digunakan dalam proses klasifikasi BLS. Karena penelitian menggunakan tiga kelas, setiap label direpresentasikan dalam bentuk vektor tiga dimensi yang menunjukkan kelas bercak daun, busuk daun, atau daun sehat.

Metode Hybrid ResNet50–BLS

ResNet50 sebagai Ekstraktor Fitur

ResNet50 digunakan sebagai ekstraktor fitur untuk memperoleh representasi numerik dari citra daun sawi hijau. Model ResNet50 menggunakan bobot yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet dan bagian klasifikasi akhirnya tidak digunakan. Dengan demikian, jaringan digunakan untuk menghasilkan fitur dari citra masukan tanpa melakukan klasifikasi secara langsung.

Citra dengan ukuran 224 × 224 × 3 dimasukkan ke dalam ResNet50 untuk menghasilkan representasi fitur. Secara umum, proses ekstraksi fitur dapat dinyatakan dengan Persamaan (3).

$$f_i = R(x_i)$$

Pada Persamaan (3), x_i merupakan citra ke-i, R merupakan fungsi ekstraksi fitur ResNet50, sedangkan $f_i$merupakan vektor fitur yang dihasilkan dari citra tersebut. Fitur hasil ekstraksi selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk model BLS.

Broad Learning System sebagai Pengklasifikasi

Broad Learning System (BLS) digunakan sebagai pengklasifikasi pada tahap akhir model hybrid. Berbeda dengan pendekatan deep learning yang menambah kedalaman jaringan, BLS membangun struktur pembelajaran secara melebar melalui feature nodes dan enhancement nodes. Fitur hasil ResNet50 digunakan sebagai masukan untuk membentuk feature nodes, kemudian representasi tersebut diperluas melalui enhancement nodes untuk memperoleh representasi yang digunakan dalam proses klasifikasi.

Seluruh node tersebut kemudian digabungkan menjadi matriks representasi H, yang dapat dituliskan pada Persamaan (4).

$$H = [Z_1, Z_2, \dots, Z_n, E_1, E_2, \dots, E_m]$$

Pada Persamaan (4), $Z_1, \dots, Z_n$ merupakan feature nodes dan $E_1, \dots, E_m$ merupakan enhancement nodes. Matriks Hselanjutnya digunakan untuk menghitung bobot keluaran BLS. Bobot keluaran dihitung menggunakan regularisasi ridge sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$W = (H^T H + \lambda I)^{-1} H^T Y$$

Pada Persamaan (5), Wmerupakan bobot keluaran BLS, H merupakan matriks gabungan feature nodes dan enhancement nodes, Y merupakan matriks label target, λ merupakan parameter regularisasi, dan Imerupakan matriks identitas. Bobot yang diperoleh digunakan untuk menghasilkan keluaran klasifikasi terhadap data masukan.

Proses Implementasi dan Pengujian

Implementasi model dilakukan menggunakan lingkungan Google Colab. Dataset citra daun sawi hijau dimasukkan ke dalam lingkungan komputasi, kemudian dilakukan pemisahan data menjadi data latih, validasi, dan uji. Selanjutnya, citra diproses melalui tahap perubahan ukuran dan augmentasi pada data latih.

Citra yang telah dipersiapkan kemudian dimasukkan ke ResNet50 untuk memperoleh fitur. Fitur hasil ekstraksi diubah ke dalam bentuk vektor dan distandardisasi

menggunakan StandardScaler. Label kelas dikonversi ke dalam bentuk one-hot encoding. Fitur yang telah diproses selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk membangun model BLS.

Model BLS dilatih menggunakan data latih dan digunakan untuk menghasilkan prediksi pada data validasi dan data uji. Hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk memperoleh nilai kinerja klasifikasi. Pengujian akhir dilakukan menggunakan data uji yang tidak digunakan dalam proses pembentukan model sehingga kinerja model dapat dievaluasi berdasarkan data yang terpisah dari proses pelatihan.

Metode Evaluasi

Kinerja model hybrid ResNet50–BLS dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Accuracy digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap keseluruhan data. Pada klasifikasi biner, accuracy dapat dirumuskan menggunakan Persamaan (6).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Precision menunjukkan ketepatan model ketika memberikan prediksi positif dan dirumuskan pada Persamaan (7).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall menunjukkan kemampuan model dalam menemukan seluruh sampel yang termasuk dalam kelas positif dan dirumuskan pada Persamaan (8).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

F1-score merupakan nilai harmonis antara precision dan recall sehingga dapat digunakan untuk melihat keseimbangan kedua metrik tersebut. F1-score dirumuskan pada Persamaan (9).

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision \times Recall}$$

Pada Persamaan (6)–(8), TP menunjukkan jumlah prediksi positif yang benar, TN menunjukkan jumlah prediksi negatif yang benar, FPmenunjukkan jumlah prediksi negatif yang salah terhadap kelas positif, dan FN menunjukkan jumlah sampel positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Untuk kasus klasifikasi tiga kelas, metrik precision, recall, dan F1-score dihitung untuk masing-masing kelas berdasarkan hasil prediksi model.

Selain metrik numerik, confusion matrix digunakan untuk mengetahui pola kesalahan klasifikasi pada setiap kelas. Confusion matrix memperlihatkan jumlah citra yang diklasifikasikan dengan benar serta citra yang mengalami kesalahan klasifikasi dari satu kelas ke kelas lainnya. Hasil confusion matrix digunakan untuk mengetahui kelas yang paling mudah dikenali dan kelas yang masih mengalami kesalahan prediksi.

Lingkungan Implementasi

Implementasi penelitian dilakukan menggunakan Google Colab sebagai lingkungan komputasi. Pemrograman menggunakan bahasa Python dengan pustaka TensorFlow/Keras untuk implementasi ResNet50, scikit-learn untuk standardisasi dan

evaluasi model, OpenCV untuk pengolahan citra, serta NumPy dan Matplotlib untuk pengolahan dan visualisasi data. Model hybrid ResNet50–BLS kemudian diuji menggunakan dataset citra daun sawi hijau untuk memperoleh nilai kinerja klasifikasi berdasarkan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix.

Hasil

Persiapan dan Distribusi Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian terdiri atas citra daun sawi hijau yang terbagi ke dalam tiga kelas, yaitu bercak daun, busuk daun, dan daun sehat. Dataset tersebut dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji. Berdasarkan hasil pemuatan dataset, diperoleh 1.173 citra untuk data latih, 414 citra untuk data validasi, dan 350 citra untuk data uji. Seluruh subset memiliki tiga kelas yang sama sehingga dapat digunakan secara konsisten pada tahap pelatihan, validasi, dan pengujian model.

Tabel 1. *Pembagian Dataset*

Dataset	Jumlah Citra	Persentase
Data latih	1.173	60,56%
Data validasi	414	21,37%
Data Uji	350	18,07%
Total	1.937	100%

Pembagian tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar citra digunakan pada tahap pelatihan, sedangkan data validasi dan data uji dipisahkan untuk memantau serta mengevaluasi kemampuan model pada data yang tidak digunakan secara langsung dalam pembentukan model. Data uji yang berjumlah 350 citra selanjutnya digunakan sebagai dasar pengukuran kinerja akhir model.

Karakteristik Citra dan Preprocessing

Citra yang digunakan dalam penelitian terdiri atas tiga karakteristik kelas, yaitu bercak daun, busuk daun, dan daun sehat. Kelas bercak daun ditandai dengan adanya bercak pada permukaan daun, sedangkan kelas busuk daun menunjukkan perubahan kondisi jaringan daun. Kelas daun sehat digunakan sebagai pembanding terhadap dua kelas yang mengalami penyakit.



Gambar 1. *Contoh Citra Daun Sawi Hijau pada Tiga Kelas*

Gambar 1 memperlihatkan contoh citra dari ketiga kelas yang digunakan dalam penelitian. Perbedaan karakteristik visual antar kelas menjadi dasar bagi model dalam memperoleh representasi fitur untuk proses klasifikasi. Citra dengan kondisi penyakit memiliki pola visual yang berbeda dari daun sehat, tetapi beberapa karakteristik penyakit dapat memiliki kemiripan sehingga berpotensi menyebabkan kesalahan klasifikasi.

Tahap *preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran seluruh citra menjadi 224 × 224 piksel agar sesuai dengan ukuran masukan ResNet50. Data latih selanjutnya diberikan augmentasi berupa pembalikan citra secara horizontal, rotasi acak, zoom, dan penyesuaian kontras. Augmentasi diterapkan hanya pada data latih, sedangkan data validasi dan data uji tidak diberikan augmentasi. Hasil implementasi *preprocessing* menunjukkan bahwa citra telah dipersiapkan dalam format yang sesuai untuk tahap ekstraksi fitur menggunakan ResNet50.

```
# PREPROCESSING & AUGMENTASI
data_augmentation = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.RandomFlip("horizontal"),
    tf.keras.layers.RandomRotation(0.15),
    tf.keras.layers.RandomZoom(0.15),
    tf.keras.layers.RandomContrast(0.15)
])

def preprocess_train(image, label):
    image = data_augmentation(image, training=True)
    image = preprocess_input(image)
    return image, label

def preprocess_eval(image, label):
    image = preprocess_input(image)
    return image, label

train_ds = train_ds.map(preprocess_train, num_parallel_calls=tf.data.AUTOTUNE)
val_ds   = val_ds.map(preprocess_eval, num_parallel_calls=tf.data.AUTOTUNE)
test_ds  = test_ds.map(preprocess_eval, num_parallel_calls=tf.data.AUTOTUNE)
```

Gambar 2. *Tahap Preprocessing dan Augmentasi Citra*

Penerapan augmentasi menghasilkan variasi citra latih melalui perubahan orientasi, skala, dan karakteristik kontras tanpa mengubah kelas asli citra. Tahap ini digunakan untuk memperkaya variasi data latih sehingga model memperoleh representasi yang lebih beragam terhadap karakteristik visual daun sawi hijau.

Ekstraksi Fitur ResNet50

Setelah *preprocessing*, citra diproses menggunakan ResNet50 yang telah dimuat dengan bobot ImageNet. Pada penelitian ini, ResNet50 tidak digunakan sebagai *classifier* akhir, tetapi sebagai *feature extractor*. Bagian klasifikasi bawaan ResNet50 tidak digunakan sehingga keluaran model berupa representasi fitur tingkat tinggi dari citra.

```
#EKSTRAKSI FITUR CNN
def extract_features(dataset):
    X, y = [], []
    for images, labels in dataset:
        feats = feature_extractor(images, training=False)
        X.append(feats.numpy())
        y.append(labels.numpy())
    return np.vstack(X), np.concatenate(y)

X_train, y_train = extract_features(train_ds)
X_val,   y_val   = extract_features(val_ds)
X_test,  y_test  = extract_features(test_ds)

print("Shape fitur train:", X_train.shape)
print("Shape fitur val  :", X_val.shape)
print("Shape fitur test :", X_test.shape)
```

```
Shape fitur train: (1173, 2048)
Shape fitur val  : (414, 2048)
Shape fitur test : (350, 2048)
```

Gambar 3. *Proses Ekstraksi Fitur Menggunakan ResNet50*

Proses ekstraksi dilakukan dalam mode inferensi dengan parameter *training=False*, sehingga bobot ResNet50 tidak mengalami perubahan selama proses ekstraksi fitur.

Setiap citra diproses secara bertahap dalam batch dan menghasilkan representasi numerik yang selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi BLS. Implementasi pada penelitian menunjukkan bahwa ResNet50 berfungsi sebagai tahap transformasi dari citra berdimensi piksel menjadi representasi fitur yang dapat digunakan pada proses klasifikasi.

Fitur yang dihasilkan kemudian distandardisasi menggunakan StandardScaler. Parameter standardisasi diperoleh dari data latih, sedangkan data validasi dan data uji ditransformasikan menggunakan parameter yang sama. Proses tersebut dilakukan untuk menjaga konsistensi representasi fitur dan mencegah penggunaan informasi dari data evaluasi dalam proses pembentukan parameter standardisasi.

```
#NORMALISASI FITUR
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.decomposition import PCA

scaler = StandardScaler()
X_trainN = scaler.fit_transform(X_train)
X_valN   = scaler.transform(X_val)
X_testN  = scaler.transform(X_test)

# PCA
pca = PCA(n_components=256, whiten=False, random_state=42)
X_trainP = pca.fit_transform(X_trainN)
X_valP   = pca.transform(X_valN)
X_testP  = pca.transform(X_testN)

print("PCA dim:", X_trainP.shape[1])  # 256
```

```
PCA dim: 256
```

Gambar 4. *Standardisasi Fitur Hasil Ekstraksi ResNet50*

Pada tahap normalisasi, StandardScaler digunakan untuk menstandarkan nilai fitur agar memiliki rata-rata nol dan simpangan baku satu. Proses fit hanya dilakukan pada data latih (X_train) untuk mempelajari parameter normalisasi, sedangkan data validasi dan data uji hanya ditransformasikan menggunakan parameter yang sama. Hal ini bertujuan untuk menjaga konsistensi dan mencegah kebocoran data (*data leakage*).

Implementasi Broad Learning System

Fitur hasil ekstraksi ResNet50 yang telah distandardisasi selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi *Broad Learning System* (BLS). Model BLS dibangun menggunakan feature nodes dan enhancement nodes untuk membentuk representasi yang digunakan dalam proses klasifikasi. Parameter arsitektur BLS meliputi jumlah feature window, jumlah feature nodes pada setiap window, jumlah enhancement nodes, dan parameter regularisasi.

```
#IMPLEMENTASI BROAD LEARNING SYSTEM (BLS)
class BroadLearningSystem:
    def __init__(self, n_window=10, n_feature=80, n_enhance=400, reg=1e-2):
        self.n_window = n_window
        self.n_feature = n_feature
        self.n_enhance = n_enhance
        self.reg = reg

    def _act(self, x):
        return np.tanh(x)

    def fit(self, X, Y):
        self.Wf, Zf = [], []
        for _ in range(self.n_window):
            W = 0.1 * np.random.randn(X.shape[1], self.n_feature)
            self.Wf.append(W)
            Zf.append(self._act(X @ W))
        Zf = np.hstack(Zf)
```

Gambar 5. *Implementasi Broad Learning System*

Proses pelatihan BLS dilakukan menggunakan fitur hasil ekstraksi ResNet50. Model kemudian menghasilkan prediksi untuk data validasi dan data uji melalui fungsi prediksi

BLS. Hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk memperoleh nilai akurasi dan metrik klasifikasi lainnya.

Klasifikasi Model Hybrid ResNet50–BLS

Evaluasi akhir dilakukan menggunakan 350 citra pada data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Hybrid ResNet50–BLS memperoleh akurasi sebesar 94%. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar citra pada data uji dapat diklasifikasikan sesuai dengan kelas sebenarnya. Hasil classification report untuk masing-masing kelas disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. *Hasil Classification Report Model Hybrid ResNet50–BLS*

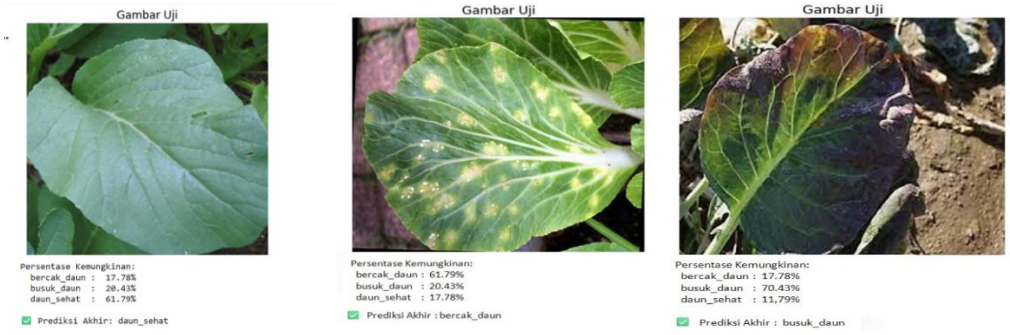
Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Bercak daun	0,93	0,88	0,91	121
Busuk daun	0,91	0,92	0,92	100
Daun sehat	0,96	1.00	0,98	129
Macro average	0,93	0,93	0,94	350
Weighted average	0,93	0,94	0,94	350

Hasil pada Tabel 2 menunjukkan adanya perbedaan kinerja pada ketiga kelas. Kelas bercak daun memperoleh precision sebesar 0,93, recall sebesar 0,88, dan F1-score sebesar 0,91. Nilai recall yang lebih rendah dibandingkan precision menunjukkan bahwa masih terdapat citra bercak daun yang diprediksi sebagai kelas lain. Berdasarkan hasil confusion matrix, kesalahan tersebut terutama terjadi karena 9 citra bercak daun diprediksi sebagai busuk daun dan 5 citra diprediksi sebagai daun sehat.

Kelas busuk daun memperoleh precision sebesar 0,91, recall sebesar 0,92, dan F1-score sebesar 0,92. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar citra busuk daun, meskipun terdapat beberapa kesalahan prediksi. Sebanyak 92 citra busuk daun berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 8 citra diklasifikasikan sebagai bercak daun. Tidak terdapat citra busuk daun yang diprediksi sebagai daun sehat.

Kelas daun sehat memperoleh hasil tertinggi dengan precision sebesar 0,96, recall sebesar 1,00, dan F1-score sebesar 0,98. Nilai recall 1,00 menunjukkan bahwa seluruh citra daun sehat pada data uji berhasil dikenali sebagai daun sehat. Hasil ini juga menunjukkan bahwa model tidak melewatkan citra daun sehat dalam proses klasifikasi.

Secara keseluruhan, nilai macro average dan weighted average berada pada kisaran 0,93–0,94. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kinerja model relatif konsisten pada ketiga kelas, dengan kesalahan klasifikasi terutama terjadi pada dua kelas penyakit yang memiliki karakteristik visual yang lebih mirip.



Gambar 6. *Hasil Classification Report Model Hybrid ResNet50–BLS*

Gambar 6 memperlihatkan hasil pengujian model secara keseluruhan, termasuk nilai precision, recall, F1-score, dan support untuk setiap kelas. Hasil tersebut memperkuat bahwa model mampu melakukan klasifikasi terhadap tiga kelas penyakit daun sawi hijau dengan kinerja yang relatif seimbang.

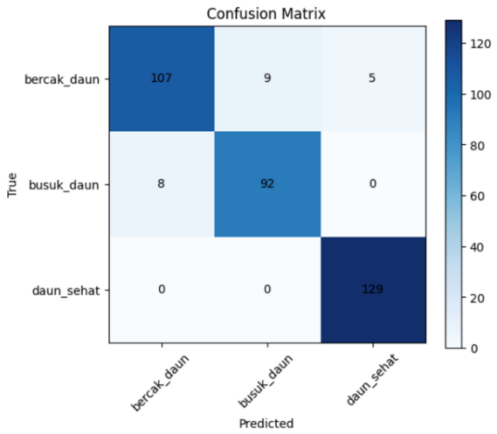
Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk melihat pola kesalahan prediksi pada masing-masing kelas. Hasil pengujian terhadap 350 citra menghasilkan matriks sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. *Confusion Matrix Model Hybrid ResNet50–BLS*

Kelas Aktual	Prediksi Bercak Daun	Prediksi Busuk Daun	Prediksi Daun Sehat
Bercak daun	107	9	5
Busuk daun	8	92	0
Daun sehat	0	0	129

Berdasarkan Tabel 3, sebanyak 107 dari 121 citra bercak daun berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sebanyak 9 citra bercak daun diprediksi sebagai busuk daun dan 5 citra diprediksi sebagai daun sehat. Pada kelas busuk daun, 92 dari 100 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 8 citra diprediksi sebagai bercak daun. Sementara itu, seluruh 129 citra daun sehat berhasil diklasifikasikan dengan benar. Data tersebut sesuai dengan hasil confusion matrix pada penelitian.



Gambar 7. *Confusion Matrix Model Hybrid ResNet50–BLS*

Confusion matrix menunjukkan bahwa kesalahan prediksi terbesar terjadi pada pertukaran antara kelas bercak daun dan busuk daun. Sebaliknya, tidak ditemukan kesalahan klasifikasi pada kelas daun sehat. Pola tersebut menunjukkan bahwa model lebih sering mengalami kesalahan ketika membedakan dua kondisi daun yang sama-sama menunjukkan gejala penyakit dibandingkan ketika membedakannya dengan daun sehat.

Pembahasan

Kinerja Model Hybrid ResNet50–BLS

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model Hybrid ResNet50–BLS mampu mencapai akurasi sebesar 94% pada 350 citra data uji. Nilai tersebut menunjukkan bahwa sebagian besar citra daun sawi hijau dapat diklasifikasikan sesuai dengan kelas sebenarnya. Kinerja model juga terlihat dari nilai *macro average* dan *weighted average* yang berada pada kisaran 0,93–0,94 untuk precision, recall, dan F1-score. Hasil tersebut menunjukkan

bahwa performa model tidak hanya bergantung pada satu kelas, tetapi relatif terjaga pada ketiga kelas yang digunakan dalam penelitian.

Kinerja tersebut berkaitan dengan pembagian fungsi antara ResNet50 dan BLS dalam arsitektur *hybrid*. ResNet50 digunakan untuk menghasilkan representasi fitur tingkat tinggi dari citra, sedangkan BLS menggunakan fitur tersebut sebagai masukan untuk proses klasifikasi. Penggunaan ResNet50 sebagai bagian dari pendekatan *transfer learning* juga telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam klasifikasi penyakit daun, termasuk pada citra penyakit daun tomat yang memperoleh peningkatan kinerja setelah integrasi ResNet50 ke dalam model klasifikasi (Muslih & Krismawan, 2024). ResNet50 juga telah dikembangkan dengan mekanisme tambahan untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur pada citra penyakit daun yang memiliki karakteristik visual berbeda-beda (Liang & Jiang, 2023).

ResNet50 yang menggunakan bobot awal ImageNet memungkinkan proses ekstraksi memanfaatkan representasi visual yang telah terbentuk sebelumnya. Pada penelitian ini, ResNet50 digunakan dalam mode inferensi sehingga bobotnya tidak diperbarui selama proses ekstraksi fitur. Fitur yang dihasilkan kemudian distandardisasi sebelum diteruskan ke BLS. Pemilihan lapisan dan representasi fitur pada arsitektur ResNet juga dapat memengaruhi kemampuan klasifikasi penyakit daun karena informasi fitur yang dihasilkan pada lapisan berbeda memiliki karakteristik yang berbeda dalam merepresentasikan citra (Rachmad et al., 2025).

Penggunaan BLS pada tahap klasifikasi memberikan pendekatan yang berbeda dari penggunaan jaringan saraf secara penuh hingga lapisan keluaran. Fitur hasil ResNet50 terlebih dahulu direpresentasikan melalui *feature nodes* dan enhancement nodes pada BLS. Struktur tersebut memungkinkan fitur hasil ekstraksi *deep learning* digunakan sebagai representasi masukan untuk pembelajaran BLS (Xiu et al., 2024; Rehman et al., 2023). Dengan demikian, model hybrid dalam penelitian ini tidak menjadikan ResNet50 sebagai pengklasifikasi akhir, tetapi memanfaatkan kemampuan ekstraksi fiturnya dan menyerahkan proses klasifikasi kepada BLS. Penggunaan BLS sebagai pengklasifikasi juga memiliki relevansi dengan perkembangan penelitian BLS dalam klasifikasi citra. BLS merupakan jaringan pembelajaran yang memanfaatkan *feature nodes* dan *enhancement nodes*, sedangkan pengembangan terbaru menunjukkan bahwa struktur BLS masih dapat ditingkatkan untuk memperbaiki pemisahan antarkelas melalui pengaturan representasi label dan karakteristik intrakelas maupun antarkelas (Jin et al., 2025).

Hasil tersebut mendukung penggunaan pendekatan *hybrid* untuk klasifikasi citra penyakit daun. Citra daun memiliki karakteristik visual yang kompleks karena informasi penyakit dapat muncul dalam bentuk perubahan warna, pola, tekstur, dan struktur permukaan daun. Penggunaan ResNet50 memungkinkan informasi visual tersebut direpresentasikan dalam bentuk fitur yang lebih sesuai untuk proses klasifikasi, sedangkan BLS digunakan untuk memetakan fitur tersebut ke dalam tiga kelas. Penguatan kemampuan ekstraksi fitur menjadi aspek penting dalam klasifikasi penyakit daun karena kemiripan visual antarjenis penyakit dapat menyebabkan informasi diagnostik sulit dipisahkan secara optimal (Liang & Jiang, 2023).

Perbedaan Kinerja Antar Kelas

Kinerja model menunjukkan bahwa kemampuan klasifikasi tidak sepenuhnya sama pada setiap kelas. Kelas daun sehat memperoleh hasil tertinggi dengan precision sebesar

0,96, recall sebesar 1,00, dan F1-score sebesar 0,98. Sebanyak 129 citra daun sehat pada data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar dan tidak terdapat citra daun sehat yang diprediksi sebagai bercak daun maupun busuk daun.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa karakteristik visual daun sehat dalam dataset relatif dapat dibedakan dari dua kelas penyakit. Tidak adanya kesalahan pada kelas daun sehat juga menyebabkan nilai recall mencapai 1,00. Dengan kata lain, seluruh citra yang secara aktual termasuk dalam kelas daun sehat berhasil dikenali oleh model. Kondisi tersebut memperlihatkan bahwa representasi fitur yang diperoleh dari ResNet50 mampu memberikan pemisahan yang baik antara citra tanpa gejala penyakit dan citra yang termasuk dalam kelas berpenyakit pada dataset penelitian.

Kelas busuk daun menghasilkan precision sebesar 0,91, recall sebesar 0,92, dan F1-score sebesar 0,92. Dari 100 citra busuk daun, sebanyak 92 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 8 citra diprediksi sebagai bercak daun. Tidak terdapat citra busuk daun yang diprediksi sebagai daun sehat.

Pola tersebut menunjukkan bahwa kesalahan pada kelas busuk daun terutama terjadi karena adanya pertukaran prediksi dengan kelas bercak daun. Hal ini dapat dikaitkan dengan karakteristik kedua kelas yang sama-sama menunjukkan kondisi daun berpenyakit. Ketika ciri visual yang digunakan model memiliki kemiripan, batas pemisah antarkelas menjadi lebih sulit dibentuk. Permasalahan serupa juga ditemukan dalam pengembangan model ResNet untuk penyakit daun, ketika kemiripan karakteristik visual antarjenis penyakit menjadi salah satu tantangan dalam proses identifikasi (Liang & Jiang, 2023). Meskipun demikian, tidak adanya kesalahan busuk daun menjadi daun sehat menunjukkan bahwa model masih mampu membedakan kondisi daun berpenyakit dari daun sehat pada seluruh sampel busuk daun dalam data uji.

Kelas bercak daun memperoleh precision sebesar 0,93, recall sebesar 0,88, dan F1-score sebesar 0,91. Dari 121 citra bercak daun, sebanyak 107 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Sebanyak 9 citra diprediksi sebagai busuk daun dan 5 citra diprediksi sebagai daun sehat. Nilai recall 0,88 merupakan nilai recall terendah dibandingkan dua kelas lainnya. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa sebagian citra yang sebenarnya termasuk bercak daun masih belum berhasil dikenali oleh model. Kesalahan terbesar terjadi ketika citra bercak daun diprediksi sebagai busuk daun. Pola ini memperlihatkan bahwa tantangan utama model berada pada pemisahan antarjenis penyakit, bukan pada pemisahan antara daun sehat dan daun berpenyakit.

Analisis Kesalahan Berdasarkan Confusion Matrix

Confusion matrix memberikan informasi lebih rinci mengenai pola kesalahan yang menghasilkan nilai evaluasi pada masing-masing kelas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kesalahan paling banyak terjadi pada pertukaran antara kelas bercak daun dan busuk daun. Sebanyak 9 citra bercak daun diklasifikasikan sebagai busuk daun, sedangkan 8 citra busuk daun diklasifikasikan sebagai bercak daun.

Pola tersebut menunjukkan bahwa kesalahan antara kedua kelas relatif dua arah. Model tidak hanya mengalami kesulitan ketika mengenali bercak daun sebagai busuk daun, tetapi juga ketika mengenali busuk daun sebagai bercak daun. Hal ini mengindikasikan adanya karakteristik visual yang tumpang tindih pada kedua kelompok penyakit dalam dataset yang digunakan. Kondisi tersebut sejalan dengan permasalahan

klasifikasi penyakit daun yang memerlukan ekstraksi fitur lebih kuat karena perbedaan antarkelas penyakit dapat bersifat relatif kecil secara visual (Liang & Jiang, 2023).

Kesalahan klasifikasi antara dua kelas penyakit tersebut juga menjelaskan perbedaan nilai recall yang diperoleh. Kelas bercak daun memiliki recall 0,88 karena terdapat 14 citra yang keluar dari kelas sebenarnya, sedangkan kelas busuk daun memiliki recall 0,92 karena terdapat 8 citra yang salah diklasifikasikan. Sebaliknya, seluruh citra daun sehat berada pada diagonal utama confusion matrix sehingga menghasilkan recall 1,00.

Temuan tersebut menunjukkan bahwa akurasi 94% perlu dipahami bersama metrik per kelas dan confusion matrix. Accuracy memberikan gambaran umum mengenai ketepatan model, sedangkan precision, recall, F1-score, dan confusion matrix memberikan informasi yang lebih spesifik mengenai kemampuan model pada setiap kelas. Pada penelitian ini, penggunaan beberapa metrik tersebut penting karena kesalahan klasifikasi tidak tersebar secara merata pada ketiga kelas.

Peran Preprocessing dan Standardisasi Fitur

Tahap preprocessing menjadi bagian penting dalam alur model karena seluruh citra harus memiliki ukuran masukan yang seragam sebelum diproses oleh ResNet50. Citra diubah menjadi ukuran 224 × 224 piksel, sedangkan augmentasi diterapkan pada data latih melalui horizontal flip, rotasi, zoom, dan penyesuaian kontras. Tahapan tersebut memberikan variasi terhadap data latih tanpa mengubah kelas asli citra. Implementasi pada penelitian juga menunjukkan bahwa augmentasi hanya diterapkan selama proses training, sedangkan data validasi dan data uji diproses tanpa augmentasi.

Penerapan augmentasi dapat membantu model menghadapi variasi visual pada data latih, terutama variasi orientasi, skala, dan kontras citra. Dengan adanya variasi tersebut, model tidak hanya menerima pola citra dalam kondisi yang sama selama pembelajaran. Hal ini menjadi relevan pada klasifikasi citra daun karena bentuk dan tampilan daun dapat berubah akibat posisi pengambilan gambar maupun kondisi pencahayaan. Pengembangan metode augmentasi untuk klasifikasi penyakit tanaman juga menunjukkan bahwa peningkatan keragaman citra dapat dimanfaatkan untuk memperkaya data pelatihan dan mendukung proses klasifikasi penyakit berbasis citra (Krishnakumar & Balasubrahmanyan, 2024; Younes et al., 2024).

Setelah ekstraksi fitur, standardisasi menggunakan StandardScaler dilakukan dengan parameter yang dipelajari dari data latih. Data validasi dan data uji kemudian ditransformasikan menggunakan parameter yang sama. Prosedur tersebut menjaga agar informasi dari data evaluasi tidak digunakan untuk menentukan parameter standardisasi.

Standardisasi menjadi penting karena fitur hasil ekstraksi ResNet50 digunakan sebagai masukan bagi BLS. Penyamaan skala fitur membantu menyediakan representasi numerik yang lebih konsisten sebelum proses pembelajaran BLS. Pada BLS, representasi fitur menjadi bagian penting dalam pembentukan *feature nodes* dan *enhancement nodes*, sehingga kualitas representasi masukan berhubungan dengan kemampuan sistem dalam membentuk pemisahan antarkelas (Jin et al., 2025).

Implikasi Penggunaan Hybrid ResNet50–BLS

Hasil penelitian memperlihatkan bahwa penggabungan ResNet50 dan BLS dapat digunakan untuk membangun sistem klasifikasi penyakit daun sawi hijau dengan tiga

kelas. ResNet50 berfungsi menghasilkan fitur dari citra, sedangkan BLS melakukan klasifikasi berdasarkan fitur tersebut. Pembagian fungsi tersebut membentuk alur pemrosesan yang sesuai dengan rancangan penelitian, yaitu citra, preprocessing, ekstraksi fitur ResNet50, standardisasi fitur, BLS, hasil klasifikasi.

Kinerja model sebesar 94% menunjukkan bahwa pendekatan tersebut mampu menghasilkan prediksi yang konsisten pada dataset yang digunakan. Nilai F1-score sebesar 0,91 pada bercak daun, 0,92 pada busuk daun, dan 0,98 pada daun sehat menunjukkan bahwa ketiga kelas dapat dikenali dengan tingkat kinerja yang relatif tinggi, meskipun kemampuan model paling rendah terdapat pada kelas bercak daun. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ResNet50 dapat menjadi representasi yang efektif untuk klasifikasi penyakit daun, sebagaimana ditunjukkan pada beberapa penelitian dengan objek tanaman berbeda (Muslih & Krismawan, 2024; Rachmad et al., 2025). Namun, perbandingan nilai akurasi antarpenelitian perlu dilakukan secara hati-hati karena dataset, jumlah kelas, pembagian data, karakteristik citra, dan konfigurasi model dapat berbeda. Oleh karena itu, hasil 94% pada penelitian ini lebih tepat digunakan untuk menunjukkan kinerja model pada dataset yang digunakan daripada sebagai ukuran keunggulan langsung terhadap model pada penelitian lain.

Temuan tersebut sekaligus memperlihatkan bahwa penggunaan model hybrid belum sepenuhnya menghilangkan kesalahan klasifikasi. Kesalahan masih terjadi terutama pada kelas penyakit yang memiliki kemiripan karakteristik visual. Oleh karena itu, hasil penelitian tidak hanya menunjukkan keberhasilan model dalam mencapai akurasi 94%, tetapi juga memberikan informasi mengenai bagian yang masih perlu dikembangkan, khususnya dalam membedakan gejala bercak daun dan busuk daun.

Dari sisi BLS, penelitian terbaru menunjukkan bahwa metode tersebut masih dikembangkan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi citra (Lin et al., 2024). Pengembangan *Groupwise Label Enhancement BLS*, misalnya, diarahkan untuk mempertahankan kemiripan dalam kelas sekaligus meningkatkan perbedaan antarkelas melalui mekanisme *label enhancement* (Jin et al., 2025). Pendekatan semacam ini memberikan peluang untuk mengembangkan tahap klasifikasi pada penelitian selanjutnya, khususnya ketika fitur antarkelas penyakit memiliki kemiripan.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa Hybrid ResNet50–BLS dapat digunakan untuk klasifikasi citra daun sawi hijau ke dalam kelas bercak daun, busuk daun, dan daun sehat. ResNet50 memberikan representasi fitur tingkat tinggi, sedangkan BLS memanfaatkan representasi tersebut untuk proses klasifikasi. Pola kesalahan pada confusion matrix menunjukkan bahwa tantangan utama bukan pada pengenalan daun sehat, tetapi pada pemisahan antarjenis penyakit. Temuan ini menjadi dasar bahwa pengembangan selanjutnya perlu memperhatikan keragaman citra, karakteristik gejala penyakit, dan kemampuan model dalam membedakan kelas penyakit yang memiliki kemiripan visual.

Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi model *hybrid* ResNet50–*Broad Learning System* (BLS) untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun sawi hijau ke dalam tiga kelas, yaitu bercak daun, busuk daun, dan daun sehat. Permasalahan utama yang dihadapi adalah adanya kemiripan karakteristik visual pada beberapa gejala penyakit

sehingga diperlukan metode klasifikasi yang mampu mengekstraksi fitur citra secara efektif dan melakukan pengelompokan kelas secara akurat.

Hasil pengujian terhadap 350 citra menunjukkan bahwa model *hybrid* ResNet50–BLS mampu mencapai akurasi sebesar 94%, dengan nilai *macro average* dan *weighted average* F1-score masing-masing sebesar 0,94. Kelas daun sehat memperoleh kinerja tertinggi dengan *recall* 1,00 dan F1-score 0,98. Sementara itu, kelas bercak daun dan busuk daun memperoleh F1-score masing-masing sebesar 0,91 dan 0,92. Kesalahan klasifikasi terutama terjadi pada kedua kelas penyakit tersebut, yang menunjukkan adanya kemiripan karakteristik visual antara bercak daun dan busuk daun.

Temuan tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ResNet50 sebagai ekstraktor fitur dan BLS sebagai pengklasifikasi dapat digunakan untuk mendukung klasifikasi penyakit daun sawi hijau berbasis citra. Pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada penggunaan dataset yang lebih beragam, peningkatan representasi karakteristik gejala penyakit, serta pengujian metode atau arsitektur lain untuk mengurangi kesalahan klasifikasi pada penyakit dengan karakteristik visual yang serupa.

Acknowledgment

-

Daftar Pustaka

Bagga, M., & Goyal, S. (2024). Image-based detection and classification of plant diseases using deep learning: State-of-the-art review. *Urban Agriculture & Regional Food Systems*, 9, e20053. https://doi.org/10.1002/uar2.20053

Hafidurrohman, M., & Kusrini, K. (2025). Classification of mustard leaf diseases using convolutional neural network architecture. *Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, *7*(1), 1–6. https://doi.org/10.33650/jeecom.v7i1.10779

Huang, T., Li, H., Zhou, G., & Li, S. (2024). Stacking multi-view broad learning system with residual structures for classification. *Information Sciences*, *671*, Artikel 120559. https://doi.org/10.1016/j.ins.2024.120559

Ji, Z., Bao, S., Chen, M., & Wei, L. (2024). ICS-ResNet: A Lightweight Network for Maize Leaf Disease Classification. *Agronomy*, *14*(7), 1587. https://doi.org/10.3390/agronomy14071587

Jin, J., Chang, S., Duan, J., Li, Y., Ding, W., Wang, Z., Chen, C. L. P., & Li, P. (2025). Groupwise label enhancement Broad Learning System for image classification. *IEEE Transactions on Cybernetics,* 55(7), 3431–3444. https://doi.org/10.1109/TCYB.2025.3550175

Krishnakumar, D. P., & Balasubrahmanyan, K. (2024). An improved EigenGAN-based method for data augmentation for plant disease classification. *Revue d'Intelligence Artificielle, 38*(1), 237–242. https://doi.org/10.18280/ria.380124

Kurniawan, R., Sunardi, L., Intan, B., Elsi, Z. R. S., & Mohamad, F. S. (2026). A comprehensive evaluation of broad learning system for deep feature- based chili leaf disease classification. *Communications in Science and Technology*, *11*(1), 138–149. https://doi.org/10.21924/cst.11.1.2026.1997

Liang, J., & Jiang, W. (2023). A ResNet50-DPA model for tomato leaf disease identification. *Frontiers in Plant Science*, *14*, Artikel 1258658. https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1258658

Lin, Y., Yu, Z., Yang, K., Fan, Z., & Chen, C. L. P. (2024). Boosting adaptive weighted broad learning system for multi-label learning. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 11*(11), 2204–2219. https://doi.org/10.1109/JAS.2024.124557

Muslih, & Krismawan, A. D. (2024). Tomato leaf diseases classification using convolutional neural networks with transfer learning ResNet-50. *Kinetik,* 9(2), 149–158. https://doi.org.10.22219/kinetik.v9i2.1939

Pacal, I., Kunduracioglu, I., Alma, M. H., Deveci, M., Kadry, S., Nedoma, J., Slany, V., & Martínek, R. (2024). A systematic review of deep learning techniques for plant diseases. *Artificial Intelligence Review*, *57*, Artikel 453. https://doi.org/10.1007/s10462-024-10944-7

Rachmad, A., Mufarroha, F. A., Rochman, E. M. S., Syakur, M. A., Solihin, F., & Asmara, Y. P. (2025). The impact of convolutional layer selection in ResNet-50v2 architecture on corn leaf disease classification. *Ingénierie des Systèmes d'Information, 30*(6), 1509–1515. https://doi.org/10.18280/isi.300609

Rehman, S., Khan, M. A., Alhaisoni, M., Armghan, A., Alenezi, F., Alqahtani, A., & lainnya. (2023). Fruit leaf diseases classification: A hierarchical deep learning framework. *Computers, Materials & Continua,* 75(1), 1179–1194. https://doi.org/10.32604/cmc.2023.035324

Rismawati, R., & Nuhardin , I. . (2023). Pengembangan dan Uji Kinerja Alat Pencacah Nilam dengan Rekayasa Nilai . *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *1*(2), 60–69. https://doi.org/10.54065/artificial.406

Sajitha, P., Andrushia, A. D., Anand, N., & Naser, M. Z. (2024). A review on machine learning and deep learning image-based plant disease classification for industrial farming systems. *Journal of Industrial Information Integration*, *38*, Artikel 100572. https://doi.org/10.1016/j.jii.2024.100572

Sandora, R., Hidayat, A. T., Intan, B., & Daulay, N. K. (2026). Deteksi Penyakit Tanaman Apel Berdasarkan Citra Digital Menggunakan Broad Learning System (BLS). *JUTIM (Jurnal Teknik Informatika Musirawas)*, *11*(1), 40–53. https://doi.org/10.32767/jutim.v11i1.2950

Sya'roni, W., Abdillah, Y. A., Arifin, S., & Hibatullah, R. (2025). Klasifikasi penyakit daun sawi menggunakan VGG19 berbasis citra digital. *TRILOGI: Jurnal Ilmu Teknologi, Kesehatan, dan Humaniora*, 6(3), 270–280. https://doi.org/10.33650/trilogi.v6i3.12106

Wafda, A. (2024). Artificial Intelligence dalam Prediksi dan Manajemen Bencana: Tinjauan Literatur Komprehensif. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *2*(1), 10–24. https://doi.org/10.54065/artificial.542

Xie, F., Wang, R., Jin, C., & Wang, G. (2024). Hyperspectral image classification based on superpixel merging and broad learning system. *The Photogrammetric Record,* 39, 435–456. https://doi.org/10.1111/phor.12493

Yi, L., Lv, D., Liu, D., Li, S., & Liu, R. (2024). Self-Training-Transductive-Learning Broad Learning System (STTL-BLS): A model for effective and efficient image classification. *Pattern Recognition*, 156, Artikel 110747. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2024.110747

Younes, Z. Y., & Alsaadi, E. M. T. A. (2024). A review on plant leaf disease classification using deep learning. *Iraqi Journal of Science,* 65(11), 6738–6752. https://doi.org/10.24996/ijs.2024.65.11.43