

Evaluasi Model EfficientNet-B7 pada Citra Penyakit Daun Padi

^{1*}Bima Hendiaji Kusuma, ²Juli Sulaksono, ³Danang Wahyu Widodo

^{1,2,3}Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: [*1bimakusuma206@gmail.com](mailto:1bimakusuma206@gmail.com), jsulaksono@unpkediri.ac.id,
danangwahyuwidodo@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Juli Sulaksono

Abstrak— Penyakit daun padi seperti *bacterial leaf blight*, *blast*, dan *tungro* menyebabkan kerugian produktivitas pertanian yang signifikan. Penelitian ini menganalisis performa model EfficientNet-B7 untuk klasifikasi otomatis penyakit daun padi menggunakan model *convolutional neural network*. Dataset citra daun padi dengan tiga kategori penyakit telah melalui *preprocessing* dan model dilatih selama 30 *epoch*. Hasil menunjukkan EfficientNet-B7 mencapai akurasi 87.92%, presisi 88.17%, *recall* 87.92%, dan *F1-score* 87.92%. Analisis *confusion matrix* mengungkapkan performa terbaik pada *bacterial leaf blight* (95%), *tungro* (85%), dan *blast* (84%). Model menunjukkan pembelajaran optimal tanpa *overfitting* dengan *validation accuracy* stabil 90%. EfficientNet-B7 sangat efektif untuk deteksi penyakit daun padi dan memberikan dasar implementasi sistem deteksi di lapangan.

Kata Kunci— Convolutional Neural Network, EfficientNet-B7, Klasifikasi Penyakit Daun Padi

Abstract— Rice leaf diseases such as *bacterial leaf blight*, *blast*, and *tungro* cause significant agricultural productivity losses. This study analyzes EfficientNet-B7 model performance for automatic rice leaf disease classification using convolutional neural networks model. The rice leaf image dataset with three disease categories underwent preprocessing, and the model was trained for 30 epochs. Results show EfficientNet-B7 achieved 87.92% accuracy, 88.17% precision, 87.92% recall, and 87.92% F1-score. Confusion matrix analysis revealed best performance on *bacterial leaf blight* (95%), *tungro* (85%), and *blast* (84%). The model demonstrated optimal learning without overfitting with stable 90% validation accuracy. EfficientNet-B7 proves highly effective for rice leaf disease detection and provides foundation for field implementation systems.

Keywords— Convolutional Neural Network, EfficientNet-B7, Rice Leaf Disease Classification

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Tanaman padi (*Oryza Sativa L.*) merupakan komoditas pertanian yang dapat tumbuh pada berbagai ekosistem, termasuk lingkungan yang rentan terhadap banjir maupun kekeringan [1]. Upaya peningkatan produktivitas padi menjadi fokus utama dalam memenuhi kebutuhan pangan global yang semakin meningkat seiring dengan pertumbuhan populasi dunia [2]. Peranan tanaman padi tidak hanya terbatas pada aspek pangan, namun juga memiliki dampak ekonomi yang signifikan melalui penciptaan peluang kerja di bidang agrikultur [3].

Meskipun demikian, produktivitas tanaman padi seringkali terhambat oleh berbagai penyakit yang menyerang bagian daun, di antaranya adalah penyakit *blast* yang disebabkan oleh

pyricularia oryzae, penyakit hawar daun bakteri (*bacterial leaf blight*), dan penyakit *tungro* [4]. Ketiga jenis penyakit tersebut dapat menimbulkan kerugian yang substansial, baik dalam hal volume maupun mutu produksi padi.

Kondisi di lapangan menunjukkan bahwa penyakit *blast* memiliki tingkat prevalensi yang cukup tinggi dengan kemampuan penyebaran yang cepat, khususnya pada kondisi lingkungan yang lembab dengan suhu moderat, serta ditandai dengan munculnya bercak nekrotik pada bagian daun, leher, dan batang tanaman yang berujung pada penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen [5]. Sementara itu, penyakit *bacterial leaf blight* menimbulkan bercak berwarna coklat kekuningan yang menyebar ke seluruh permukaan daun sehingga menyebabkan kematian dini pada tanaman, sedangkan penyakit *tungro* mengakibatkan daun padi mengalami perubahan warna menjadi kuning, pertumbuhan tanaman yang terhambat, serta pembentukan gabah yang tidak optimal atau bahkan kosong [3].

Berdasarkan hasil penelitian terdahulu, keterlambatan dalam proses identifikasi penyakit pada daun padi umumnya disebabkan oleh keterbatasan pendekatan manual yang kurang optimal, baik dari aspek efisiensi waktu maupun tingkat akurasi [3], [6]. Para penyuluh pertanian juga menghadapi kesulitan dalam memberikan diagnosis yang akurat kepada petani, terutama ketika gejala penyakit memiliki kemiripan dengan perubahan alami yang terjadi selama periode pertumbuhan tanaman [7]. Kondisi ini mengindikasikan perlunya pengembangan metode yang lebih modern dan efektif untuk mendeteksi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

Perkembangan teknologi, terutama dalam ranah kecerdasan buatan (*artificial intelligence*), telah menawarkan solusi inovatif melalui penerapan teknologi pengolahan citra digital (*image processing*). Pendekatan ini memungkinkan proses identifikasi penyakit dilakukan secara otomatis berdasarkan analisis data visual yang diperoleh melalui perangkat kamera. Salah satu teknik yang telah terbukti efektif adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Keunggulan utama CNN terletak pada kapasitasnya untuk mempelajari karakteristik penting dari data secara otomatis melalui mekanisme konvolusi, sehingga memungkinkan pengenalan pola dengan tingkat akurasi dan efisiensi yang superior dibandingkan dengan metode konvensional [8].

Dalam berbagai penelitian sebelumnya, arsitektur CNN seperti Inception V3 dan EfficientNet telah menunjukkan hasil yang sangat menjanjikan. Sheila et al. (2023) menerapkan model Inception V3 untuk mengklasifikasikan tiga jenis penyakit daun padi yaitu *leaf blast*, *bacterial leaf blight*, dan *tungro*, dengan mencapai tingkat akurasi pengujian sebesar 93,75% [9]. Meskipun model tersebut menghasilkan akurasi yang tinggi, kompleksitas parameter pada Inception V3 menjadi kendala tersendiri dalam implementasinya. Sementara itu, Milano et al. (2024) mengimplementasikan model EfficientNet-B6 dan berhasil memperoleh akurasi sebesar 77,05% dalam klasifikasi penyakit daun padi, namun performa ini masih memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut, khususnya dalam menghadapi kondisi dataset yang lebih kompleks dan bervariasi [3].

Model EfficientNet-B7, sebagai pengembangan dari versi-versi sebelumnya, menawarkan peningkatan performa yang signifikan. Penelitian yang dilakukan oleh Mardianto et al. (2024) membuktikan bahwa model ini mampu mencapai tingkat akurasi hingga 100% dalam proses klasifikasi citra kematangan buah tomat [10]. Keunggulan utama EfficientNet-B7 terletak pada pendekatan compound scaling yang dimilikinya, yaitu mengoptimalkan skala kedalaman (*depth*), lebar (*width*), dan resolusi (*resolution*) jaringan secara simultan untuk menghasilkan *output* yang lebih akurat [11]. Berdasarkan keunggulan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk

menganalisis performa EfficientNet-B7 dalam klasifikasi penyakit daun padi untuk menghasilkan model deteksi yang lebih akurat dan efisien.

II. METODE

A. Studi Literatur

Tahap awal penelitian dimulai dengan melakukan studi literatur untuk mengidentifikasi penelitian-penelitian terdahulu yang relevan dengan klasifikasi penyakit daun padi menggunakan teknologi *deep learning*. Studi literatur dilakukan melalui pencarian artikel ilmiah dari berbagai sumber terpercaya. Fokus pencarian diarahkan pada metode *Convolutional Neural Network* (CNN), khususnya arsitektur EfficientNet dan aplikasinya dalam bidang pertanian. Hasil studi literatur digunakan sebagai landasan teoritis untuk menentukan metodologi penelitian dan pemilihan arsitektur model yang tepat.

B. Dataset

Penelitian ini memanfaatkan dataset citra daun padi yang bersumber dari platform Kaggle dengan nama "Rice Leaf Disease Indonesia". Dataset tersebut memuat tiga kategori penyakit utama yang menginfeksi daun padi, meliputi *blast*, *bacterial leaf blight*, dan *tungro*. Pengumpulan data dilakukan dengan mempertimbangkan berbagai variabilitas kondisi pengambilan gambar, antara lain perbedaan latar belakang, intensitas pencahayaan, dan sudut pandang kamera, sehingga dataset ini mampu merepresentasikan kondisi riil di lapangan pertanian.

Komposisi dataset terdiri dari 720 gambar dengan resolusi standar $224\text{px} \times 224\text{px}$ yang diperoleh melalui teknik augmentasi data berupa rotasi dan *flip* terhadap dataset asli. Dataset ini terdistribusi secara merata ke dalam tiga kelas penyakit dengan masing-masing kelas memiliki 240 gambar. Pembagian dataset dilakukan menjadi dua subset utama, yaitu data pelatihan (*training*) sebesar 80% dan data pengujian (*testing*) sebesar 20% dari total keseluruhan dataset yang telah diaugmentasi. Dataset asli ini dapat diakses melalui tautan: <https://www.kaggle.com/datasets/tedisetiady/leaf-rice-disease-indonesia>.

Untuk memberikan gambaran visual tentang karakteristik setiap jenis penyakit yang terdapat dalam dataset, berikut ini dilampirkan masing-masing contoh jenis penyakit pada tanaman padi.



Gambar 1 penyakit blast

Gambar 1 menunjukkan daun padi yang terinfeksi penyakit *blast* dengan ciri khas berupa bercak berbentuk mata ikan (*eye-spot lesions*) yang memiliki pusat berwarna abu-abu hingga putih kecoklatan dengan tepi berwarna coklat tua hingga kemerahan. Bercak-

bercak ini umumnya berbentuk oval atau elips dengan ukuran yang bervariasi. Karakteristik khas dari penyakit *blast* adalah adanya zona nekrotik di bagian tengah lesion yang dikelilingi oleh halo berwarna kuning hingga coklat.



Gambar 2 penyakit *bacterial leaf blight*

Gambar 2 memperlihatkan gejala penyakit *bacterial leaf blight* yang ditandai dengan adanya bercak memanjang berwarna kuning hingga coklat kekuningan yang dimulai dari tepi daun dan menyebar ke arah tulang daun tengah. *Lesion* pada *bacterial leaf blight* umumnya berbentuk linear dan mengikuti arah tulang daun. Bagian yang terinfeksi menunjukkan perubahan warna dari hijau normal menjadi kuning pucat, kemudian berkembang menjadi coklat kekuningan hingga coklat tua.



Gambar 3 penyakit *tungro*

Gambar 3 menampilkan daun padi yang terinfeksi virus *tungro* dengan gejala berupa perubahan warna daun menjadi kuning-oranye hingga kemerahan, terutama pada bagian ujung dan tepi daun. Daun yang terinfeksi *tungro* menunjukkan pola mosaik dengan kombinasi warna hijau, kuning, dan oranye yang tidak beraturan. Karakteristik khas *tungro* adalah adanya diskolorisasi yang dimulai dari ujung daun dan menyebar ke seluruh permukaan daun. Selain perubahan warna, daun yang terinfeksi *tungro* juga cenderung lebih kaku dan mengalami stunting pada pertumbuhan tanaman secara keseluruhan.

C. *Preprocessing* Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan gambar sehingga sesuai dengan kebutuhan input model EfficientNet-B7. Pada tahap ini, ukuran gambar diubah menjadi 224×224 piksel, menyesuaikan dengan spesifikasi arsitektur model. Selain resizing, *preprocessing* juga mencakup normalisasi nilai piksel agar data dapat diolah secara optimal oleh model. Langkah ini memastikan bahwa gambar input memiliki format dan skala yang seragam, sehingga proses pelatihan dan pengujian model dapat berjalan dengan efisien dan akurat.

D. *Convolutional Neural Network (CNN)*

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam tugas pengenalan gambar dan analisis citra. CNN bekerja dengan mengekstraksi fitur dari gambar input melalui kombinasi lapisan konvolusi dan pooling [12]. Lapisan ini bertugas menyaring informasi visual untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih sederhana, yang kemudian diteruskan ke lapisan sepenuhnya terhubung untuk membuat prediksi akhir [9]. CNN terdiri dari beberapa tingkatan yang mencakup *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*, sebagaimana ditunjukkan dalam keterangan berikut.

1. Lapisan Konvolusional (*Convolutional Layer*)

Lapisan konvolusional (*convolutional layer*) merupakan bagian dari jaringan saraf yang melakukan operasi konvolusi antara data *input* dan *filter* tertentu untuk menghasilkan *output* yang disebut activation map atau feature map, filter ini bekerja dengan cara digeser ke seluruh area gambar untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari data *input* [13].

2. *Pooling*

Pooling Layer berfungsi untuk meningkatkan toleransi terhadap perubahan posisi objek dalam gambar dengan cara mengurangi ukuran data citra. Lapisan ini memindahkan data masukan ke dalam kumpulan data menggunakan metode seperti max pooling atau average pooling untuk melakukan operasi penyaringan. Salah satu teknik yang paling sering digunakan adalah max pooling, di mana *output* dari lapisan konvolusi dibagi menjadi grid-grid kecil, lalu nilai maksimum dari setiap grid dipilih. Walaupun terjadi translasi atau pergeseran posisi objek pada gambar, proses ini tetap menghasilkan matriks dengan ukuran lebih kecil namun tetap mempertahankan fitur-fitur yang penting [14].

3. *Fully Connected*

Lapisan *fully connected* merupakan lapisan di mana seluruh neuron aktivasi dari lapisan sebelumnya terhubung dengan semua neuron pada lapisan berikutnya. Sebelum proses ini berlangsung, setiap aktivasi dari lapisan sebelumnya harus diubah menjadi bentuk data satu dimensi agar dapat terhubung dengan semua neuron di lapisan *fully connected* [11].

E. EfficientNet

EfficientNet merupakan arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang oleh Google Brain pada tahun 2019. Tan & Le (2019) mengungkapkan bahwa peningkatan ukuran model jaringan umumnya menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dalam mengenali gambar [11]. Namun, pertumbuhan ukuran ini juga berdampak pada peningkatan jumlah parameter, yang akhirnya memerlukan waktu dan sumber daya komputasi lebih besar. Untuk mengatasi hal tersebut, EfficientNet hadir dengan pendekatan unik yang mengoptimalkan keseimbangan

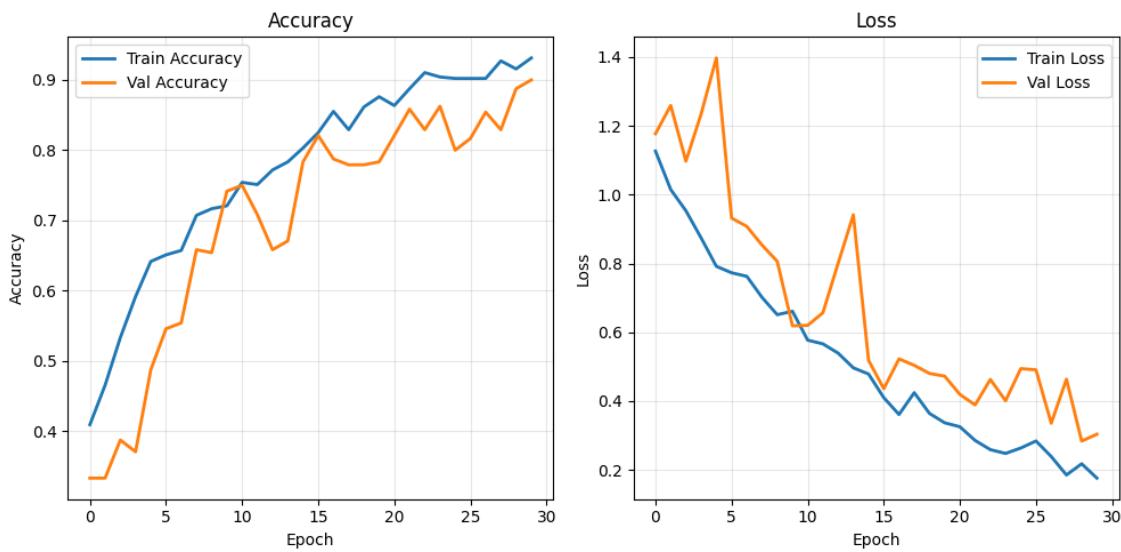
antara akurasi dan efisiensi komputasi melalui tiga mekanisme utama, yaitu *compound scaling*, *mobile inverted residual blocks*, dan *squeeze-and-excitation* [15]. Teknik *compound scaling* secara khusus memungkinkan model untuk memperbesar dimensi kedalaman, lebar, dan resolusi gambar secara proporsional, sehingga dapat menghasilkan akurasi tinggi tanpa model yang terlalu besar [16].

F. Evaluasi

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan berbagai metrik klasifikasi untuk memberikan penilaian yang komprehensif terhadap kemampuan model EfficientNet-B7. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas penyakit. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis pola kesalahan klasifikasi dan mengidentifikasi kelas yang sering mengalami misklasifikasi. Proses evaluasi dilakukan pada data *testing* yang telah dipisahkan sebelumnya untuk memastikan objektivitas penilaian. Analisis kurva *loss* dan *accuracy* selama proses *training* juga dilakukan untuk memantau konvergensi model dan mendeteksi kemungkinan *overfitting*.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses pelatihan model EfficientNet-B7 untuk klasifikasi penyakit daun padi telah dilakukan selama 30 *epoch* dengan menggunakan dataset yang telah *preprocessing*. Hasil pelatihan menunjukkan pola pembelajaran pada model *deep learning*, dimana model secara bertahap mempelajari fitur-fitur penting dari dataset.

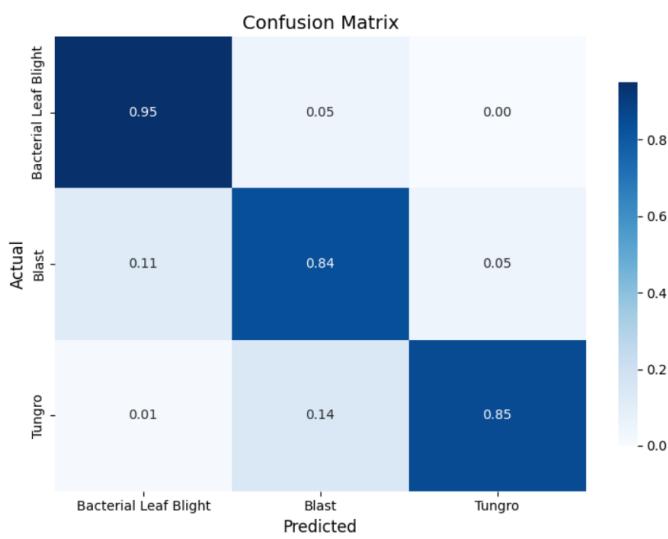


Gambar 4 kurva akurasi dan *loss*

Gambar 4 menunjukkan kurva akurasi dan *loss* selama proses pelatihan model. Pada grafik akurasi (kiri), terlihat bahwa *train accuracy* (garis biru) mengalami peningkatan yang konsisten dari *epoch* awal hingga akhir, mencapai nilai maksimal sekitar 0.92. *Validation accuracy* (garis orange) juga menunjukkan peningkatan yang stabil dengan mencapai puncak tertinggi sekitar 0.90 pada *epoch* terakhir. Pola peningkatan *validation accuracy* yang relatif stabil mengindikasikan kemampuan generalisasi model yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pada grafik *loss* (kanan), *train loss* menunjukkan penurunan yang stabil dari nilai awal 1.15 hingga mencapai sekitar 0.18 pada *epoch* terakhir. *Validation loss* juga menunjukkan tren penurunan yang konsisten, meskipun mengalami beberapa fluktuasi pada *epoch* 5-10, namun kemudian stabil menurun hingga mencapai sekitar 0.32 pada *epoch* terakhir. Pola ini mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari pola data dengan baik tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model EfficientNet-B7 memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan penyakit daun padi. Nilai akurasi 87.92% menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan dengan benar hampir 9 dari 10 sampel uji. Nilai presisi 88.17% mengindikasikan bahwa dari seluruh prediksi positif yang dibuat oleh model, sekitar 88% diantaranya adalah prediksi yang benar. Sementara itu, nilai *recall* 87.92% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi hampir 88% dari seluruh kasus positif yang sebenarnya ada dalam dataset. *F1-score* sebesar 87.92% mencerminkan keseimbangan yang sangat baik antara presisi dan recall.



Gambar 5 *confusion matrix*

Gambar 5 menampilkan *normalized confusion matrix* yang memberikan gambaran detail tentang performa klasifikasi untuk setiap kelas penyakit. Analisis *confusion matrix* menunjukkan pola klasifikasi yang menarik untuk setiap jenis penyakit.

Bacterial leaf blight menunjukkan performa terbaik dengan tingkat klasifikasi yang benar sebesar 95%. Hanya 5% dari sampel *bacterial leaf blight* yang salah diklasifikasikan sebagai *blast*, dan tidak ada yang salah diklasifikasikan sebagai *tungro*. Hal ini mengindikasikan bahwa karakteristik visual *bacterial leaf blight* memiliki ciri khas yang dapat dikenali dengan sangat baik oleh model.

Blast menunjukkan performa yang baik dengan tingkat akurasi klasifikasi sebesar 84%. Untuk kelas *blast*, 84% sampel diklasifikasikan dengan benar, sementara 11% salah diklasifikasikan sebagai *bacterial leaf blight* dan 5% lainnya sebagai *tungro*. *Tungro* juga menunjukkan performa yang sangat baik dengan tingkat akurasi 85%, dimana 85% diklasifikasikan dengan benar, hanya 1% salah diklasifikasikan sebagai *bacterial leaf blight*, dan 14% sebagai *blast*.

Tingkat misklasifikasi yang rendah antara ketiga kelas penyakit mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari karakteristik visual yang membedakan masing-masing jenis

penyakit dengan baik, meskipun masih terdapat sedikit konfusi antara *blast* dan *tungro* yang kemungkinan disebabkan oleh kemiripan beberapa karakteristik visual.

Berdasarkan analisis menyeluruh terhadap performa model EfficientNet-B7, dapat disimpulkan bahwa model menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengidentifikasi penyakit daun padi. Stabilitas *validation accuracy* dan *validation loss* mengindikasikan bahwa model berhasil mencapai generalisasi yang optimal tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan. Performa tinggi yang dicapai menunjukkan bahwa model telah berhasil mempelajari fitur-fitur diskriminatif yang membedakan ketiga jenis penyakit dengan efektif.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa EfficientNet-B7 merupakan arsitektur yang sangat efektif untuk klasifikasi penyakit daun padi, dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kemampuan generalisasi yang baik. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem deteksi penyakit daun padi yang akurat dan *reliable* untuk implementasi praktis di lapangan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, model EfficientNet-B7 memiliki performa yang sangat baik untuk klasifikasi penyakit daun padi. Model ini mampu mengklasifikasikan tiga jenis penyakit daun padi (*bacterial leaf blight*, *blast*, dan *tungro*) dengan tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang konsisten di atas 87%. Pendekatan *compound scaling* yang dimiliki EfficientNet-B7 terbukti efektif dalam mengoptimalkan pembelajaran fitur visual yang membedakan setiap jenis penyakit, dengan kemampuan generalisasi yang unggul tanpa mengalami *overfitting*.

Hasil penelitian ini membuktikan bahwa EfficientNet-B7 dapat menjadi solusi yang akurat dan efisien untuk deteksi dini penyakit daun padi, sehingga berpotensi membantu petani dan penyuluh pertanian dalam melakukan diagnosis yang lebih cepat dan tepat. Implementasi model ini dalam sistem deteksi otomatis dapat mengurangi ketergantungan pada metode manual yang kurang efisien dan meningkatkan produktivitas pertanian padi melalui penanganan penyakit yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Kim, Y. S. Chung, E. Lee, P. Tripathi, S. Heo, and K.-H. Kim, “Root Response to Drought Stress in Rice (*Oryza sativa L.*),” *Int J Mol Sci*, vol. 21, no. 4, 2020, doi: 10.3390/ijms21041513.
- [2] M. A. R. Siregar, “PENINGKATAN PRODUKTIVITAS TANAMAN PADI MELALUI PENERAPAN TEKNOLOGI PERTANIAN TERKINI,” May 29, 2023, *OSF*. doi: 10.31219/osf.io/g98xr.
- [3] A. C. Milano, “KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN MODEL DEEP LEARNING EFFICIENTNET-B6,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3855.
- [4] N. Nurkayah, A. N. Sidiq, and L. A. Murdini, “Identifikasi Prevalensi dan Karakterisasi Penyakit Tanaman Padi (*Oryza Sativa L*) di Kecamatan Sumber Harta, Kabupaten Musi Rawas,” *Indonesian Research Journal on Education*, vol. 4, no. 3, pp. 660–664, Jul. 2024, doi: 10.31004/irje.v4i3.847.

- [5] F. Astriawati and Q. Anfa, "Isolasi dan Karakterisasi Fungi Pyricularia oryzae Penyebab Penyakit Blast pada Tanaman Padi," *Biospecies*, vol. 18, no. 1, pp. 16–24, Jan. 2025, doi: 10.22437/biospecies.v18i1.38524.
- [6] A. Purnamawati, W. Nugroho, D. Putri, and W. F. Hidayat, "Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree, Random Forest, Naive Bayes, SVM dan KNN," *InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Teknol. Jar*, vol. 5, no. 1, pp. 212–215, 2020, doi: <https://doi.org/10.30743/infotekjar.v5i1.2934>.
- [7] E. Maria, F. Fadlin, and M. Taruk, "Diagnosis Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Promethee," *Inform. Mulawarman J. Ilm. Ilmu Komput*, vol. 15, no. 1, pp. 27–31, 2020, doi: <https://doi.org/10.30872/jim.v15i1.2844>.
- [8] O. A. Montesinos López, A. Montesinos López, and J. Crossa, *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction*. Cham: Springer International Publishing, 2022. doi: 10.1007/978-3-030-89010-0.
- [9] 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, Apr. 2023, doi: 10.32722/multinetics.v9i1.5255.
- [10] Y. Mardianto, T. Dewi, and P. Risma, "Analisis Klasifikasi Kematangan Buah Tomat dengan Pendekatan Transfer Learning Model EfficientNet," *Techno Bahari*, vol. 11, no. 1, pp. 20–25, Mar. 2024, doi: 10.52234/tb.v11i1.306.
- [11] M. Tan and Q. Le, "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks," in *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, K. Chaudhuri and R. Salakhutdinov, Eds., in *Proceedings of Machine Learning Research*, vol. 97. PMLR, May 2019, pp. 6105–6114. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946>.
- [12] G. B. Prananta, H. A. Azzikri, and C. Rozikin, "REAL-TIME HAND GESTURE DETECTION AND RECOGNITION USING CONVOLUTIONAL ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS," *METHODIKA: Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 30–34, Sep. 2023, doi: 10.46880/mtk.v9i2.1911.
- [13] R. A. Tilasefana and R. E. Putra, "Penerapan metode deep learning menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur VGG NET untuk pengenalan cuaca," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 5, no. 01, pp. 48–57, 2023, doi: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v5n01.p48-57>.
- [14] N. Hardi and J. Sundari, "Pengenalan Telapak Tangan Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Reputasi: Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 1, pp. 10–15, Jun. 2023, doi: 10.31294/reputasi.v4i1.1951.
- [15] R. B. Dixit and C. K. Jha, "Fundus image based diabetic retinopathy detection using EfficientNetB3 with squeeze and excitation block," *Med Eng Phys*, vol. 140, p. 104350, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2025.104350>.
- [16] G. Marques, D. Agarwal, and I. de la Torre Díez, "Automated medical diagnosis of COVID-19 through EfficientNet convolutional neural network," *Appl Soft Comput*, vol. 96, p. 106691, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106691>.