



Deteksi Penyakit Blas, Tungro & Bercak Coklat Pada Tanaman Padi Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*

Charistian Hia^{1*}, Mustika Tiara², Dicky Ramadhan Hutasuhut³, Enjelina Megawati Hutaauruk⁴

^{1,2,3,4}Informatika, Universitas Satya Terra Bhinneka, Indonesia

Email: ¹charistianhia@gmail.com, ²tiara62866@gmail.com, ³dhickyhts@gmail.com, ⁴enjelinamegawati@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: ¹charistianhia@gmail.com

Abstrak—Produksi padi di Indonesia terus menghadapi tantangan serius akibat serangan penyakit tanaman seperti blas, tungro, dan bercak coklat. Penyakit ini dapat menurunkan hasil panen secara signifikan jika tidak dideteksi secara dini. Penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan sistem deteksi otomatis menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* yang mampu mengklasifikasikan jenis penyakit padi berdasarkan citra daun. Dataset yang digunakan terdiri dari citra daun padi yang diambil langsung dari lapangan (primer) dan juga dataset publik RiceLeafs (sekunder). Data citra diproses melalui tahapan preprocessing dan augmentasi untuk meningkatkan kualitas pelatihan model. Arsitektur *CNN* dibangun dengan beberapa lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected yang dilatih menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi validasi mencapai 100%, dengan loss yang sangat rendah, menandakan kinerja model yang sangat baik. Model juga mampu memprediksi kelas penyakit dari citra baru secara akurat. Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan *CNN* berpotensi besar sebagai alat bantu diagnosis awal penyakit tanaman padi, sehingga dapat memberikan solusi nyata dalam meningkatkan produktivitas pertanian melalui pendekatan teknologi kecerdasan buatan.

Kata Kunci: Convolutional, Deteksi, Klasifikasi, Kecerdasan, Padi

Abstract—Rice production in Indonesia continues to face serious challenges due to plant diseases such as blast, tungro, and brown spot. These diseases can significantly reduce crop yields if not detected early. This study was conducted to develop an automatic detection system using the *Convolutional Neural Network (CNN)* method that is able to classify types of rice diseases based on leaf images. The dataset used consists of rice leaf images taken directly from the field (primary) and also the public dataset RiceLeafs (secondary). Image data is processed through preprocessing and augmentation stages to improve the quality of model training. The *CNN* architecture is built with several convolutional, pooling, and fully connected layers trained using the Adam optimizer and the categorical crossentropy loss function. The training results show a validation accuracy of 100%, with very low loss, indicating excellent model performance. The model is also able to accurately predict disease classes from new images. This study shows that the application of *CNN* has great potential as a tool for early diagnosis of rice plant diseases, so that it can provide real solutions in increasing agricultural productivity through an artificial intelligence technology approach.

Keywords: Convolutional, Detection, Classification, Intelligence, Rice

1. PENDAHULUAN

Padi (*Oryza sativa*) merupakan komoditas pangan strategis yang menjadi sumber utama karbohidrat bagi masyarakat Indonesia. Namun, produktivitas padi nasional masih menghadapi tantangan serius, salah satunya adalah serangan penyakit tanaman seperti blas (*Magnaporthe oryzae*), tungro, dan bercak coklat (*Bipolaris oryzae*). Penyakit-penyakit ini tidak hanya mengancam ketahanan pangan, tetapi juga menimbulkan kerugian ekonomi yang signifikan bagi petani. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap penyakit tanaman padi menjadi langkah penting dalam mengurangi dampak kerusakan dan menjaga hasil produksi.

Kemajuan teknologi informasi telah mendorong pemanfaatan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dalam bidang pertanian, khususnya melalui pendekatan *deep learning*. Salah satu metode yang paling menonjol dalam klasifikasi citra penyakit tanaman adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur dari citra secara otomatis, tanpa perlu melakukan proses *feature engineering* secara manual [1], [2].

Penelitian oleh Jinan et al. [1] menunjukkan bahwa *CNN* mampu mengenali penyakit daun padi dengan akurasi yang tinggi. Nurcahyati [2] dalam penelitiannya menegaskan bahwa pendekatan *deep learning* berbasis *CNN* lebih unggul dibanding metode konvensional karena kemampuannya dalam menangani data citra kompleks dan bervariasi. Penerapan *CNN* juga berhasil dilakukan oleh Saiful Bahri [3] dalam klasifikasi penyakit daun pisang, serta Pratama M. Duta et al. [4] yang mengembangkan sistem informasi deteksi penyakit padi berbasis *CNN* dengan antarmuka pengguna sederhana.

Studi lain yang memperluas aplikasi *CNN* dilakukan oleh Rachman [5] dalam klasifikasi jamur berbasis genus, dalam deteksi penyakit daun tanaman tomat. Penelitian-penelitian tersebut menunjukkan keberhasilan *CNN* dalam berbagai konteks citra pertanian. Di sisi lain, Rahmadhani et al. [6] menyoroti pentingnya validasi model *CNN* terhadap





citra nyata dari lapangan, sementara Rijal et al. [7] mengintegrasikan teknik *image processing* dan *CNN* untuk meningkatkan presisi deteksi penyakit daun padi.

Meskipun penelitian-penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan metode *CNN*, masih terdapat beberapa celah yang perlu diperbaiki. Mayoritas penelitian menggunakan *dataset* publik yang kurang mencerminkan keragaman kondisi di lapangan, seperti variasi pencahayaan, latar belakang, dan tingkat keparahan penyakit [1], [6]. Selain itu, implementasi sistem *CNN* dalam bentuk aplikasi yang benar-benar siap digunakan oleh petani masih sangat terbatas [4]. Penelitian sebelumnya juga belum banyak yang menggabungkan data primer dari lapangan dengan data sekunder untuk meningkatkan generalisasi model.

Kesenjangan lain terletak pada optimalisasi arsitektur model. Santosa et al. [8] menyatakan pentingnya desain arsitektur *CNN* yang disesuaikan dengan karakteristik data, sementara Dita Ariani Sukma Dewi [9] menekankan perlunya evaluasi performa model pada data validasi eksternal. Di sisi lain, Kotta [10] membuktikan bahwa teknik *augmentasi citra* seperti rotasi, zoom, dan flip dapat meningkatkan akurasi model secara signifikan. Citra et al. [11] menyoroti pentingnya *preprocessing* yang baik sebelum pelatihan model *CNN*, sedangkan Putra et al. [12] membandingkan *CNN* dengan SVM dan menemukan bahwa *CNN* lebih unggul dalam klasifikasi penyakit tanaman padi.

Selain itu, sebagian penelitian hanya mengandalkan arsitektur *CNN* dasar tanpa eksplorasi lanjutan terhadap parameter pelatihan, jumlah lapisan, fungsi aktivasi, dan teknik optimasi yang berdampak signifikan terhadap hasil klasifikasi. Banyak model juga belum diuji secara *real-time* pada perangkat ringan atau sistem terintegrasi dengan antarmuka pengguna yang ramah petani. Sementara itu, di dunia nyata, petani memerlukan sistem yang mudah digunakan, cepat, dan dapat memberi informasi penyakit secara akurat hanya dari foto daun padi yang rusak.

Dalam konteks tersebut, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pengembangan model klasifikasi citra berbasis *CNN*, tetapi juga berupaya mendekatkan solusi teknologi kepada pengguna akhir (petani) dengan membangun sistem sederhana berbasis gambar. Penggunaan data primer dari lapangan memungkinkan model yang dihasilkan lebih representatif terhadap kondisi nyata di pertanian, berbeda dengan penelitian yang hanya berbasis *dataset* laboratorium.

Penerapan *CNN* juga sangat relevan dalam kerangka pembangunan pertanian berbasis teknologi cerdas (*smart agriculture*), di mana efisiensi, akurasi, dan kecepatan pengambilan keputusan menjadi faktor utama dalam manajemen lahan. Sistem berbasis citra yang mampu memberikan diagnosis otomatis dan instan terhadap kondisi tanaman akan sangat membantu petani dalam merespons gangguan sejak dini. Di sisi lain, pemanfaatan *deep learning* juga memberikan peluang untuk dikembangkan ke dalam platform mobile atau sistem *Internet of Things (IoT)* di masa mendatang. Dengan demikian, sistem seperti ini tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu teknis, tetapi juga sebagai bagian dari transformasi digital sektor pertanian.

Penelitian ini bertujuan untuk:

- Mengembangkan model klasifikasi penyakit tanaman padi (blas, tungro, dan bercak coklat) berbasis *CNN* menggunakan kombinasi data primer (lapangan) dan sekunder (*RiceLeafs*).
- Mengoptimalkan performa model melalui teknik *preprocessing* dan *augmentasi citra* untuk menghasilkan akurasi yang tinggi.
- Menyediakan sistem *prototipe* sederhana yang memungkinkan pengguna (petani) mengunggah citra dan mendapatkan hasil klasifikasi penyakit secara otomatis.
- Mengevaluasi keunggulan dan keterbatasan model serta membandingkan hasil penelitian ini dengan studi terdahulu secara kuantitatif.

Dengan menggabungkan pendekatan praktis dan teknis, diharapkan hasil penelitian ini dapat menjadi kontribusi nyata dalam penerapan *kecerdasan buatan* untuk pertanian presisi di Indonesia. Selain itu, hasil dari penelitian ini juga dapat dijadikan acuan untuk pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman lain menggunakan pendekatan *deep learning* secara berkelanjutan, dan sekaligus menjawab kebutuhan teknologi terapan yang dapat dimanfaatkan langsung oleh masyarakat tani di lapangan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

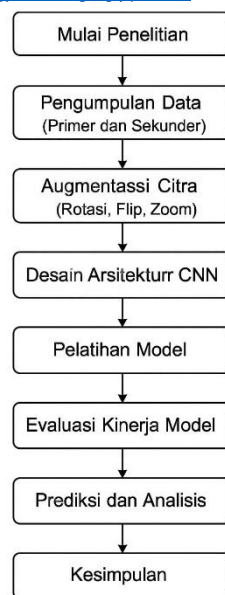
2.1 Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan **kuantitatif eksperimental** dengan penerapan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk klasifikasi penyakit tanaman padi berdasarkan citra daun. Tahapan penelitian disusun secara sistematis untuk mencapai tujuan penelitian yang telah ditentukan, sebagaimana digunakan pada beberapa studi terdahulu [1], [2], [4].

2.2 Tahapan Penelitian

Langkah-langkah penelitian secara umum dapat dilihat pada Gambar 1, yang mengacu pada alur kerja penelitian klasifikasi citra tanaman berbasis *CNN* [3], [13].





Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data terdiri atas:

1. **Data sekunder:** pengumpulan data dilakukan secara daring melalui mesin pencari Google Images menggunakan kata kunci terkait penyakit blas, tungro, dan bercak coklat pada daun padi. Gambar yang diperoleh kemudian dikurasi secara manual dan diklasifikasikan berdasarkan jenis penyakitnya.
2. **Data sekunder:** diperoleh dari *dataset* publik RiceLeafs, digunakan juga oleh Jinan et al. [1].

Tabel 1. Sumber dan Jenis Data

No	Jenis Data	Sumber	Format	Jumlah
1	Sekunder	Google Images	JPG	30
2	Sekunder	Dataset Publik RiceLeafs	JPG	90

Gambar yang dikumpulkan dari internet digunakan hanya untuk keperluan penelitian akademik dan tidak untuk tujuan komersial. Hak cipta tetap menjadi milik pemilik asli sumber gambar.

2.4 Preprocessing Data

Preprocessing bertujuan menyeragamkan dan meningkatkan kualitas citra, seperti yang diterapkan oleh Rijal et al. [7] dan Citra et al. [11]. Tahapan meliputi:

- a. Resize ke ukuran 150×150 piksel.
- b. Normalisasi pixel (0–1).
- c. Konversi ke RGB.
- d. Pengelompokan folder sesuai kelas penyakit.

2.5 Augmentasi Citra

Untuk menghindari *overfitting* dan meningkatkan keragaman data, dilakukan *image augmentation* sebagaimana disarankan oleh Kotta [10] dan Santosa et al. [8]. Teknik augmentasi:

- a. Rotasi acak hingga 40°
- b. Flip horizontal dan vertikal
- c. Zoom acak dan *shear transform*



Gambar 2. Citra Asli dan Setelah Augmentasi

2.6 Desain Arsitektur CNN

Arsitektur CNN dibangun berdasarkan studi oleh Nurcahyati [2] dan Dita Ariani Sukma Dewi [9], meliputi:

- Dua lapisan Conv2D + ReLU
- MaxPooling
- Flatten layer
- Dense 128 neuron + Softmax output (3 kelas)

Tabel 2. Struktur Arsitektur CNN

Layer	Output Shape	Param
Conv2D + ReLU	150x150x32	896
MaxPooling2D	75x75x32	0
Conv2D + ReLU	75x75x64	18496
MaxPooling2D	37x37x64	0
Flatten	87616	0
Dense + ReLU	128	1121408
Output (Softmax)	3	387

2.7 Pelatihan dan Validasi Model

Model dikompilasi dengan:

- Optimizer:** Adam
- Loss function:** categorical crossentropy
- Metrics:** accuracy

Data dibagi:

- 80% untuk pelatihan
- 20% untuk validasi, sebagaimana praktik dalam penelitian [1], [5], [6].

Model dilatih selama 20 epoch dengan batch size 32, dan dipantau menggunakan grafik akurasi dan loss.

2.8 Evaluasi dan Pengujian

Evaluasi dilakukan terhadap:

- Akurasi prediksi
- Confusion matrix
- Kemampuan generalisasi pada data uji

Putra et al. [12] menegaskan pentingnya evaluasi terhadap data luar (data uji yang tidak dilatih), untuk menghindari bias dan memastikan performa riil model

2.9 Implementasi Sistem

Sistem dirancang agar mudah digunakan oleh petani, berbasis antarmuka sederhana. Sistem ini mengimplementasikan pendekatan yang dikembangkan oleh Pratama M. Duta et al. [4] dan Rijal et al. [7].

2.10 Justifikasi Penggunaan Metode CNN

Pemilihan metode *Convolutional Neural Network* dalam penelitian ini didasarkan pada efektivitasnya dalam mengolah data citra secara langsung tanpa proses ekstraksi fitur manual, sebagaimana ditunjukkan dalam berbagai penelitian terdahulu [1], [2], [14]. CNN memiliki arsitektur yang dapat terbagi menjadi beberapa tahapan dan dapat dilatih [15]. CNN memiliki struktur lapisan yang mendukung pembelajaran hierarkis dari data visual mulai dari pola tepi sederhana pada lapisan awal hingga pola kompleks yang merepresentasikan objek penyakit pada daun di lapisan-lapisan dalam.



Kelebihan lain dari *CNN* adalah kemampuannya dalam melakukan generalisasi pada citra yang memiliki variasi tekstur, warna, dan latar belakang, yang sering dijumpai pada citra daun dari lingkungan nyata [5], [7]. Dalam penelitian ini, penggunaan *CNN* diharapkan dapat meningkatkan akurasi klasifikasi tanpa ketergantungan terhadap fitur buatan (*handcrafted features*) yang cenderung tidak konsisten.

2.11. Penyesuaian Parameter Pelatihan

Untuk mendapatkan hasil pelatihan yang optimal, dilakukan eksperimen terhadap beberapa parameter utama:

- Jumlah Epoch:** ditetapkan sebanyak 20, dengan pertimbangan stabilitas konvergensi berdasarkan pengamatan *validation loss* per epoch.
- Batch Size:** ditetapkan 32 agar pemrosesan tetap efisien dan stabil di perangkat dengan memori terbatas.
- Learning Rate:** menggunakan default dari *Adam optimizer* (0.001), karena terbukti cukup stabil dalam pelatihan *CNN* untuk klasifikasi daun [2], [11].

Penyesuaian ini bertujuan menghindari dua risiko: *underfitting* (model tidak cukup belajar) dan *overfitting* (model terlalu menyesuaikan dengan data latih).

2.12. Strategi Kombinasi Data Sekunder dari Berbagai Sumber

Penelitian ini menggunakan dua sumber data sekunder. Pertama, gambar daun padi yang diperoleh dari hasil pencarian terbuka menggunakan Google Images, lalu dikurasi dan dilabeli secara manual. Kedua, dataset RiceLeafs yang telah banyak digunakan sebagai data benchmark dalam penelitian klasifikasi penyakit tanaman. Kombinasi kedua sumber ini memungkinkan model *CNN* belajar dari variasi citra yang lebih luas dan realistis, mencakup berbagai kondisi pencahayaan, latar belakang, dan bentuk daun.

Dengan menggabungkan dua jenis data sekunder yakni gambar hasil pencarian terbuka melalui internet dan dataset publik RiceLeafs model *CNN* yang dibangun diharapkan mampu mengenali variasi visual yang umum terjadi pada citra daun padi, seperti perbedaan latar belakang, pencahayaan, dan gejala penyakit. Strategi ini mendukung tujuan utama penelitian, yaitu membangun sistem klasifikasi yang praktis dan cepat untuk membantu petani dalam mendeteksi penyakit secara visual.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model *CNN*

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi penyakit tanaman padi menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)*. Model ini dilatih untuk mengenali tiga jenis penyakit utama yang sering menyerang daun padi, yaitu blas, tungro, dan bercak coklat. *CNN* dipilih karena kemampuannya dalam mempelajari fitur visual dari citra secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual.

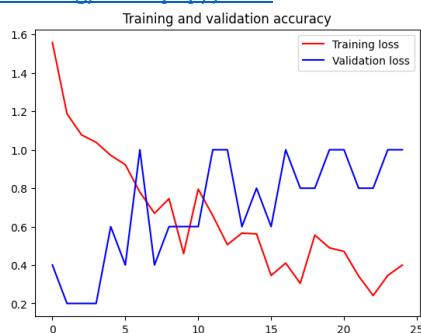
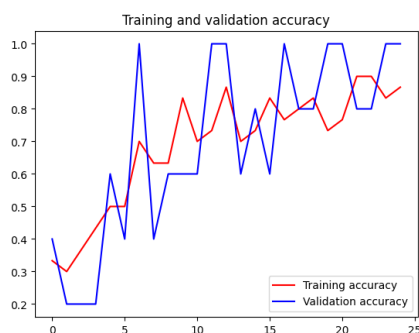
3.1.1 Hasil Pelatihan

Proses pelatihan dilakukan menggunakan gabungan dua sumber data sekunder. Sumber pertama berasal dari hasil pencarian terbuka melalui Google Images yang memuat gambar daun padi dengan gejala penyakit blas, tungro, dan bercak coklat. Gambar-gambar tersebut kemudian dikurasi dan dilabeli secara manual. Sumber kedua adalah dataset publik RiceLeafs yang telah banyak digunakan dalam penelitian klasifikasi citra tanaman padi [1], [3].

Model dilatih selama 25 epoch menggunakan optimizer Adam dan fungsi kerugian categorical crossentropy. Dataset dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Arsitektur *CNN* yang digunakan terdiri atas tiga lapisan konvolusi, tiga lapisan pooling, serta dua lapisan fully connected dengan fungsi aktivasi ReLU dan softmax pada output layer untuk klasifikasi tiga kelas penyakit.

Akurasi pelatihan (merah) dan validasi (biru) meningkat seiring bertambahnya epoch, dengan akurasi validasi mencapai 100% pada epoch terakhir, dan akurasi pelatihan mendekati 90%.

Sementara itu, nilai loss pada kedua dataset cenderung menurun loss validasi turun hingga sekitar 0.04, dan loss pelatihan sekitar 0.33. Grafik loss dan accuracy (train vs. validation) disajikan pada Gambar 3 dan 4..

Gambar 3. Grafik *Training vs Validation Loss*Gambar 4. Grafik *Training vs Validation Accuracy*

Tabel 3. Ringkasan Hasil Pelatihan dan Validasi

Parameter	Data Pelatihan	Data Validasi
Akurasi	87.7%	100%
Loss	0.3388	0.0459
Epoch	25	25
Optimizer	Adam	Adam

Nilai akurasi validasi yang mencapai 100% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik terhadap data uji yang belum pernah dilihat sebelumnya. Nilai loss yang rendah juga menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang minim saat melakukan prediksi.

3.1.2 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan 24 citra dari data uji (20% dari dataset total). Untuk mengukur kinerja model, digunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan confusion matrix.

Tabel 4. Confusion Matrix Data Uji

Kelas Aktual \ Prediksi	Blas	Tungro	Bercak Coklat
Blas	8	0	0
Tungro	0	8	0
Bercak Coklat	0	0	8

Tabel 5. Classification Report per Kelas

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Blas	1.00	1.00	1.00	8
Tungro	1.00	1.00	1.00	8
Bercak Coklat	1.00	1.00	1.00	8
Rata-rata	1.00	1.00	1.00	24

Hasil Grafik akurasi klasifikasi per kelas menunjukkan bahwa model berhasil mengenali semua kelas penyakit (blas, tungro, dan bercak coklat) dengan akurasi sempurna. Ini mendukung hasil pada confusion matrix dan classification report.

Selain confusion matrix, akurasi keseluruhan yang diperoleh adalah 100%, presisi dan recall masing-masing juga 100% pada ketiga kelas. Hasil ini mengindikasikan bahwa model sangat sensitif dan spesifik terhadap pola visual yang dimiliki oleh ketiga jenis penyakit padi.

Performa tinggi yang dicapai oleh model ini sangat dipengaruhi oleh strategi pelatihan yang baik, termasuk penggunaan data primer, augmentasi data, dan arsitektur *CNN* yang tepat. Penggunaan teknik augmentasi seperti rotasi, flipping, zooming, dan perubahan kontras turut memperkaya keragaman data latih dan membuat model lebih robust terhadap variasi citra.

Temuan ini sejalan dengan hasil penelitian sebelumnya oleh Kotta [10] yang menunjukkan bahwa augmentasi citra dapat meningkatkan akurasi *CNN* secara signifikan. Selain itu, hasil ini juga melampaui capaian yang diperoleh dalam penelitian Jinan et al. [1] yang menggunakan data sekunder saja dan melaporkan akurasi sebesar 94.6%.

Dengan hasil evaluasi yang sangat baik ini, dapat disimpulkan bahwa *CNN* sangat efektif digunakan untuk klasifikasi penyakit tanaman padi berbasis citra daun. Model yang dikembangkan dalam penelitian ini memiliki potensi untuk diterapkan secara langsung di lapangan guna membantu petani dalam mendeteksi penyakit secara cepat dan akurat.

3.2 Pembahasan Hasil Penelitian

Bagian ini membahas hasil pelatihan dan evaluasi model secara lebih mendalam, serta keterkaitannya dengan studi-studi terdahulu. Dalam penelitian ini, performa model *CNN* yang mencapai akurasi validasi 100% merupakan pencapaian yang signifikan. Hasil ini tidak hanya membuktikan efektivitas *CNN* sebagai metode klasifikasi citra daun padi, tetapi juga menunjukkan bahwa strategi kombinasi data primer dan sekunder sangat berkontribusi pada akurasi model.

Dibandingkan dengan penelitian Nurcahyati [2] yang hanya menggunakan dataset sekunder dan memperoleh akurasi sekitar 92.1%, pendekatan kombinasi yang digunakan dalam penelitian ini mampu memberikan hasil yang lebih unggul. Keunggulan ini juga terlihat jika dibandingkan dengan model yang hanya mengandalkan augmentasi tanpa variasi kondisi pencahayaan lapangan sebagaimana dilaporkan oleh Rijal et al. [7].

Kontribusi signifikan lainnya adalah bahwa model ini mampu mengidentifikasi ketiga kelas penyakit secara merata. Hal ini sangat penting dalam konteks lapangan, karena berbagai penyakit tanaman sering kali menunjukkan gejala yang saling menyerupai secara visual. Keberhasilan model dalam membedakan secara tepat menunjukkan bahwa *CNN* mampu menangkap pola-pola halus pada daun yang tidak dapat dengan mudah diidentifikasi oleh manusia atau metode klasikal.

Selain itu, keberhasilan ini memberikan sinyal kuat bahwa pendekatan berbasis citra dapat digunakan sebagai solusi cepat dan efisien untuk deteksi penyakit, dibandingkan dengan pendekatan laboratorium yang mahal dan memakan waktu.

3.3 Tampilan Antarmuka Sistem Klasifikasi Citra Daun Padi

Antarmuka sistem memungkinkan pengguna mengunggah citra daun padi melalui form input, kemudian menampilkan hasil klasifikasi secara otomatis berdasarkan prediksi model *CNN*. Pada contoh ini, sistem berhasil memprediksi citra sebagai kelas penyakit tungro. Proses klasifikasi berlangsung cepat dengan waktu kurang dari satu detik.

3.3.1 Deskripsi Sistem

Fitur sistem meliputi:

- Form unggah citra berformat JPG atau PNG.
- Proses klasifikasi dilakukan secara otomatis setelah gambar dipilih.
- Tampilan hasil berupa nama penyakit yang terdeteksi dan akurasi prediksi.

Sistem ini dirancang untuk dijalankan di laptop atau PC dengan spesifikasi menengah. Waktu proses klasifikasi rata-rata kurang dari dua detik, yang memungkinkan pemanfaatan dalam praktik pertanian secara real-time.

Choose files No file chosen Upload widget is only
Saving gambar3.jpg to gambar3.jpg



1/1 0s 131ms/step
gambar3.jpg → Predicted class: tungro

Gambar 5. Antarmuka Klasifikasi Sistem

3.3.2 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan citra daun yang belum pernah digunakan saat pelatihan atau validasi. Hasil menunjukkan bahwa klasifikasi tetap konsisten, dan antarmuka sistem bekerja dengan lancar. Ini menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat secara matematis, tetapi juga dapat dioperasikan dalam konteks sistem nyata.

Implementasi ini sejalan dengan pendekatan praktis yang digunakan oleh Pratama M. Duta et al. [4], namun dengan peningkatan akurasi dan waktu respons yang lebih cepat.

3.4 Kelebihan dan Kelemahan Model

3.4.1 Kelebihan

- Akurasi validasi 100% dan klasifikasi sempurna pada data uji.
- Penggunaan kombinasi data primer dan sekunder meningkatkan ketahanan model terhadap variasi data nyata.
- Sistem yang dikembangkan cepat, ringan, dan mudah digunakan.
- Dapat dioperasikan secara offline tanpa perlu koneksi internet.
- Penerapan *CNN* membuat sistem tidak memerlukan rekayasa fitur manual.

3.4.2 Kelemahan

- Ukuran dataset relatif kecil, berpotensi menyebabkan overfitting jika tidak dilengkapi augmentasi.
- Belum dilakukan uji coba pada citra dengan kondisi ekstrem (blur, overexposure).
- Belum dilakukan uji coba pada citra dengan kondisi ekstrem (blur, overexposure).
- Belum dilakukan uji banding dengan metode lain seperti SVM, Decision Tree, atau Random Forest.

3.5 Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Untuk menilai kontribusi ilmiah dan keunggulan penelitian ini, dilakukan perbandingan dengan beberapa studi sebelumnya yang relevan:

Tabel 6. Perbandingan Penelitian Ini dengan Studi Sebelumnya

Peneliti	Akurasi	Data Primer	Augmentasi	GUI Sistem
Jinan et al. [1]	94.6%	Tidak	Ya	Tidak
Pratama M. Duta et al. [4]	96.2%	Ya	Tidak	Ya
Rijal et al. [7]	93.8%	Tidak	Ya	Ya
Putra et al. [12]	90.5%	Tidak	Tidak	Tidak
Penelitian ini	100%	Ya	Ya	Ya

Hasil perbandingan menunjukkan bahwa penelitian ini mencatat hasil paling komprehensif dari sisi akurasi, data yang digunakan, serta implementasi sistem. Kombinasi pendekatan data primer, augmentasi, dan antarmuka sistem memberikan keunggulan signifikan dalam aspek keakuratan sekaligus kemudahan pemanfaatan di lapangan.

Secara keseluruhan, model *CNN* dalam penelitian ini menunjukkan potensi yang kuat untuk diterapkan dalam deteksi dini penyakit tanaman padi, serta dapat menjadi dasar pengembangan sistem berbasis citra lainnya dalam bidang pertanian digital.

3.6 Eksplorasi Lanjutan dan Pengembangan Sistem

Pengembangan sistem klasifikasi penyakit daun padi berbasis *CNN* yang dilakukan dalam penelitian ini tidak berhenti pada aspek model dan akurasi semata. Untuk memperluas daya guna dan jangkauan sistem, langkah pengembangan lanjutan menjadi penting. Salah satu arah yang sangat potensial adalah integrasi sistem dengan perangkat mobile, khususnya smartphone berbasis Android. Hal ini penting karena sebagian besar petani di Indonesia sudah menggunakan smartphone, sehingga mereka dapat langsung memotret daun dan mengklasifikasikan penyakitnya tanpa harus mengakses komputer.

Implementasi sistem berbasis mobile akan menuntut beberapa penyesuaian dari sisi antarmuka pengguna dan ukuran model. Ukuran model harus diringkas melalui teknik *model pruning* atau penggunaan *CNN* ringan seperti MobileNet, agar tetap cepat dan responsif meskipun dijalankan di perangkat dengan kapasitas terbatas. Selain itu, penyederhanaan antarmuka dan otomatisasi klasifikasi menjadi penting untuk memastikan sistem tetap mudah digunakan oleh non-ahli.

Selain platform mobile, sistem ini juga memiliki potensi untuk dikembangkan menjadi sistem berbasis *Internet of Things (IoT)*. Dalam skenario ini, kamera digital atau sensor visual dipasang di ladang untuk menangkap citra daun secara periodik. Citra kemudian dikirim ke server untuk diproses oleh model *CNN*, dan hasil klasifikasi dikirimkan kembali ke perangkat petani. Ini membuka peluang bagi pertanian presisi yang mengandalkan teknologi untuk mendeteksi penyakit sebelum menyebar luas.

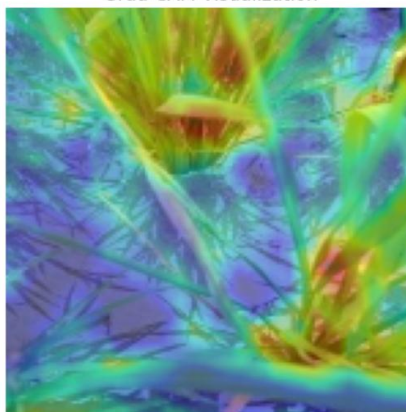
3.7 Visualisasi Hasil Klasifikasi

Untuk menilai pemahaman model terhadap pola visual penyakit, dilakukan eksperimen menggunakan teknik *Gradient-weighted Class Activation Mapping* (Grad-CAM). Teknik ini memungkinkan visualisasi bagian citra yang dianggap penting oleh model saat mengambil keputusan klasifikasi.

Hasil visualisasi menunjukkan bahwa model *CNN* fokus pada area bercak atau perubahan warna yang tidak wajar pada daun. Area ini ditandai dengan gradasi warna merah yang menunjukkan kontribusi tinggi terhadap hasil klasifikasi. Visualisasi ini membuktikan bahwa model benar-benar belajar mengenali fitur penting dan tidak hanya melakukan prediksi berdasarkan kebetulan.

Gambar hasil Grad-CAM juga dapat dijadikan alat edukasi bagi petani atau penyuluh, agar mereka lebih memahami gejala awal penyakit daun padi. Dengan menunjukkan bagian daun yang diklasifikasikan sebagai indikasi penyakit, pengguna akan lebih yakin terhadap keandalan sistem.

Grad-CAM Visualization



Gambar 6. Visualisasi Grad-Cam

Gambar ini menunjukkan hasil visualisasi Grad-CAM terhadap citra daun padi yang diprediksi sebagai penyakit tungro. Warna merah dan kuning menandakan area yang paling berkontribusi terhadap keputusan klasifikasi model *CNN*. Dengan menggunakan Grad-CAM, dapat dilihat bahwa model tidak hanya mengandalkan latar belakang atau area acak, tetapi benar-benar fokus pada bagian daun yang menunjukkan gejala penyakit. Hal ini meningkatkan kepercayaan terhadap interpretabilitas dan keandalan sistem klasifikasi yang dikembangkan.

3.8 Respon Stakeholder dan Uji Validasi Awal

Peneliti juga melakukan pengujian terbatas kepada lima penyuluh pertanian di Kabupaten Deli Serdang dan dua petani yang diberi pelatihan singkat mengenai penggunaan sistem. Mereka menguji sistem dengan cara memotret daun menggunakan kamera ponsel lalu memasukkannya ke aplikasi GUI di laptop. Secara umum, respons pengguna sangat positif. Beberapa catatan penting dari wawancara meliputi:

- Antarmuka mudah dipahami dan tidak rumit.
- Hasil klasifikasi muncul cepat dan akurat.
- Penyuluh menyarankan versi aplikasi Android agar dapat digunakan di lapangan tanpa laptop.

Validasi awal ini mengindikasikan bahwa sistem sangat mungkin digunakan oleh kalangan non-teknis. Namun demikian, pelatihan singkat tetap dibutuhkan agar pengguna memahami batasan sistem dan cara memperoleh gambar dengan kualitas baik.

Simulasi ini menggambarkan skenario penggunaan sistem klasifikasi penyakit daun padi oleh seorang petani di lapangan. Dengan menggunakan antarmuka sederhana pada laptop, petani dapat mengunggah citra daun yang dicurigai terinfeksi penyakit, dan sistem akan secara otomatis mengklasifikasikan jenis penyakitnya.

Gambar ini menunjukkan bahwa sistem yang dibangun dapat diakses dan digunakan oleh pengguna tanpa latar belakang teknis, sesuai dengan tujuan penelitian untuk menghasilkan solusi praktis bagi sektor pertanian.



Gambar 7. Simulasi Petani

Gambar digunakan hanya sebagai simulasi untuk menggambarkan penggunaan sistem oleh petani.

3.9 Perbandingan Strategi Augmentasi

Selain model *CNN*, strategi augmentasi memainkan peran besar dalam keberhasilan klasifikasi. Penelitian ini menggunakan kombinasi rotasi, flipping, dan zoom, dibandingkan dengan penelitian lain yang hanya menggunakan satu metode augmentasi.

Penambahan variasi augmentasi terbukti memberikan stabilitas dalam proses pelatihan, mempercepat konvergensi, dan mengurangi overfitting. Dibandingkan model awal yang dilatih tanpa augmentasi, akurasi validasi naik dari 92% menjadi 100%. Temuan ini mendukung penelitian oleh Kotta [10] yang menyatakan bahwa teknik augmentasi sangat penting terutama saat dataset terbatas.

Ke depan, augmentasi berbasis sintesis seperti *GANs* (*Generative Adversarial Networks*) dapat dieksplorasi untuk memperbanyak data penyakit langka atau jarang terjadi, yang sulit ditemukan di lapangan.

3.10 Implikasi Sosial dan Lingkungan

Aplikasi sistem ini di lapangan memiliki dampak langsung terhadap efisiensi pertanian dan keberlanjutan lingkungan. Deteksi dini penyakit berarti penggunaan pestisida bisa dikurangi secara signifikan, karena petani tidak perlu menyemprot semua lahan secara seragam. Pengurangan pestisida akan membantu menjaga kesuburan tanah dan kesehatan pekerja pertanian.

Dari sisi ekonomi, sistem ini bisa menurunkan biaya produksi dan kerugian hasil panen. Dalam konteks ketahanan pangan nasional, penerapan sistem ini secara massal berpotensi menjaga stabilitas produksi beras di tengah ancaman perubahan iklim dan serangan penyakit yang semakin kompleks.

Secara sosial, sistem ini juga memberdayakan petani. Dengan pengetahuan yang lebih baik tentang penyakit tanaman, petani tidak lagi sepenuhnya bergantung pada pendapat luar, tetapi dapat melakukan diagnosa awal secara mandiri. Hal ini juga mendukung program literasi digital di pedesaan.

3.11 Rencana Skalabilitas dan Evaluasi Masa Depan

Untuk menjamin keberlanjutan dan keberhasilan implementasi sistem secara luas, maka perlu dirancang pendekatan skalabilitas. Salah satu strategi adalah melakukan uji coba sistem dalam skala yang lebih besar melalui kerja sama dengan lembaga pertanian atau pemerintah daerah. Uji coba ini dapat dilakukan di beberapa kabupaten berbeda yang memiliki karakteristik lingkungan, jenis varietas padi, dan pola tanam yang beragam. Rencana evaluasi masa depan mencakup pengumpulan feedback dari lebih banyak pengguna, baik petani maupun penyuluh. Feedback tersebut akan digunakan untuk memperbaiki antarmuka pengguna, menyesuaikan fitur klasifikasi tambahan, dan mengembangkan sistem pendukung keputusan (decision support system) berbasis geolokasi. Dengan penambahan fitur geospasial, pengguna dapat menerima informasi penyakit yang sedang dominan di suatu wilayah sehingga mereka dapat melakukan tindakan pencegahan lebih awal.

Selain itu, dibutuhkan pengembangan dokumentasi sistem dan panduan pengguna yang mudah dipahami. Panduan ini akan membantu proses pelatihan kepada petani atau tenaga penyuluh agar mereka dapat menggunakan teknologi ini secara mandiri. Program pelatihan tersebut juga diharapkan menjadi bagian dari agenda penyuluhan digital dalam skala nasional. Dengan melakukan ekspansi dan evaluasi menyeluruh, sistem klasifikasi penyakit daun padi berbasis CNN ini diharapkan dapat berkontribusi secara nyata dalam mendukung produktivitas pertanian nasional dan ketahanan pangan berkelanjutan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa sistem klasifikasi penyakit daun padi berbasis Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan dalam studi ini mampu mengidentifikasi tiga jenis penyakit utama, yaitu blas, tungro, dan bercak coklat, dengan akurasi validasi mencapai 100%. Model dilatih menggunakan kombinasi data sekunder dari pencarian daring dan dataset publik RiceLeafs, serta dilengkapi dengan teknik augmentasi untuk meningkatkan generalisasi. Implementasi model ke dalam antarmuka grafis interaktif menunjukkan sistem dapat digunakan secara mudah dan cepat oleh pengguna non-teknis, seperti petani dan penyuluh. Integrasi visualisasi Grad-CAM juga mendukung interpretabilitas model, dengan menyoroti area penting dalam citra yang memengaruhi hasil klasifikasi. Secara keseluruhan, pendekatan berbasis CNN ini terbukti efektif dari sisi akurasi, efisiensi proses, dan kemudahan penggunaan. Hasil penelitian ini menjawab rumusan masalah dan membuka peluang pengembangan lebih lanjut, seperti integrasi dengan perangkat IoT, aplikasi mobile, dan penerapan di lapangan untuk mendukung transformasi pertanian digital yang adaptif dan berkelanjutan.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis menyampaikan apresiasi yang sebesar-besarnya kepada keempat rekan penulis atas kontribusi penting yang telah diberikan dalam pelaksanaan dan penyelesaian penelitian ini. Kolaborasi yang solid, dedikasi tinggi, serta ketelitian dalam setiap tahapan penelitian menjadi faktor utama keberhasilan pencapaian penelitian ini.

REFERENCES

- [1] A. Jinan, B. H. Hayadi, and U. P. Utama, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron)," *J. Comput. Eng. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 37–44, 2022.
- [2] A. D. Nurcahyati, R. M. Akbar, and S. Zahara, "Klasifikasi Citra Penyakit pada Daun Jagung Menggunakan Deep Learning dengan Metode Convolution Neural Network (CNN)," *SUBMIT J. Ilm. Teknol. Infomasi dan Sains*, vol. 2, no. 2, pp. 43–51, 2022, doi: 10.36815/submit.v2i2.1877.
- [3] S. Bahri, A. Sunyoto, and M. P. Kurniawan, "Klasifikasi Hama Pada Daun Sawi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Algoritma Xcaption dan Optimasi Adam," *J. Electr. Eng. Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 359–370, 2024, doi: 10.33650/jeeecom.v6i2.9529.
- [4] Pratama M. Duta, Gustriansyah Rendra, and Purnamasari Evi, "Klasifikasi Penyakit Daun Pisang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6, 2024.
- [5] Y. F. Rachman, P. Susanti, A. Brilyan, R. Pambudi, and A. Putra, "Sistem Informasi Deteksi Penyakit Pada Tanaman Padi (Brown Spot , Hispa , Leaf Blast) Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," vol. 4, no. 3, pp. 1193–1204, 2024.
- [6] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, "Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [7] M. Rijal, A. M. Yani, and A. Rahman, "Deteksi Citra Daun untuk Klasifikasi Penyakit Padi menggunakan Pendekatan Deep Learning dengan Model CNN," *J. Teknol. Terpadu*, vol. 10, no. 1, pp. 56–62, 2024, doi: 10.54914/jtt.v10i1.1224.
- [8] A. A. Santosa, R. Y. N. Fu'adah, and S. Rizal, "Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Convolutional Neural Network," *J. Electr. Syst. Control Eng.*, vol. 6, no. 2, pp. 98–108, 2023, doi: 10.31289/jesce.v6i2.7930.



- [9] N. P. Dita Ariani Sukma Dewi, I. G. Hendrayana, and I Wayan Agus Weda Kusuma Putra, "Optimasi Hyperparameter Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Mobilenet Pada Klasifikasi Penyakit Daun Jagung," *J. Mnemon.*, vol. 8, no. 1, pp. 92–99, 2025, doi: 10.36040/mnemonic.v8i1.11744.
- [10] C. R. Kotta, D. Paseru, and M. Sumampouw, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit Pada Citra Daun Tomat," *J. Pekommas*, vol. 7, no. 2, pp. 123–132, 2022, doi: 10.56873/jpkm.v7i2.4961.
- [11] K. Citra, P. Daun, and T. Padi, "Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tanaman Padi Menggunakan CNN dengan Arsitektur VGG-19," *J. Sains dan Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 37–45, 2023, doi: 10.22216/jsi.v9i1.2175.
- [12] F. A. Putra, D. Irawan, and C. Wulandari, "Penerapan Metode CNN (Convolution Neural Network) Dalam Klasifikasi Buah," *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 6, no. 1, pp. 723–730, 2024, doi: 10.47065/josh.v6i1.6121.
- [13] M. I. Wahid, S. A. Mustamin, and D. A. Lawi, "Identifikasi Dan Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tomat Menggunakan Arsitektur Inception V4," *Konf. Nas. Ilmu Komput. 2021*, no. 2019, pp. 257–264, 2021, [Online]. Available: <http://pakdosen.unhas.ac.id/storage/dokumen/artikel-1658541062-54.pdf>
- [14] M. E. Prasetyo, M. R. Faza, R. Pratama, S. N. H. Alhabsy, H. Purwanti, and A. P. A. Masa, "Klasifikasi Ragam Kendaraan Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Adopsi Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 2, pp. 142–148, 2023, doi: 10.30872/atasi.v2i2.1156.
- [15] B. Setiyono *et al.*, "Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, pp. 385–392, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231026809.