

SISTEM DETEKSI DAN KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN PADI BERDASARKAN DAUN MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR ResNet-50

¹⁾Zulian Firmansyah, ²⁾Dian Asmarajati, ³⁾Muslim Hidayat, ⁴⁾Nur Hasanah, ⁵⁾Muhammad Alif
Muwafiq Baihaqy, ⁶⁾Nulngafan, ⁷⁾Saifu Rohman
^{1,2,3,4,5,6,7)}Universitas Sains Al-Qur'an
zulianfirmansyah22@gmail.com

INFO ARTIKEL

Riwayat Artikel :

Diterima : 18 Juli 2025

Disetujui : 31 Juli 2025

Kata Kunci :

Kecerdasan Buatan, Algoritma
CNN, Arsitektur ResNet-50,
Klasifikasi Gambar. Deteksi
Penyakit Padi.

ABSTRAK

Diagnosa penyakit padi secara konvensional dinilai bergantung pada pengamatan manual yang lambat dan kurang akurat maka diperlukan solusi yang lebih efisien dan objektif dengan pemanfaatan kecerdasan buatan. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman padi menggunakan bagian dari kecerdasan buatan yaitu metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet-50. Sistem dirancang untuk mendeteksi enam penyakit padi berdasarkan citra daun yaitu Blast, Bacterial Blight, Brown Spot, Tungro, False Smut dan Cercospora. Dataset berasal dari kombinasi data publik (kaggle.com) dan citra lapangan yang diambil langsung di daerah Kabupaten Wonosobo. Model dikembangkan dan di modifikasi dengan penambahan GlobalAveragePooling, Dense layer dengan aktivasi ReLU dan regularisasi L2, serta Dropout untuk mengurangi overfitting. Lapisan output menggunakan softmax untuk klasifikasi multi kelas. Evaluasi model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Model dapat menunjukkan akurasi pengujian yang tinggi sebesar 79.52% dan performa efektif dengan akurasi 92% pada Classification Report. Hasil deteksi langsung ditampilkan pada sistem berbasis web berupa skala probabilitas penyakit yang terdeteksi.

ARTICLE INFO

Article History :

Received : Jul 18, 2025

Accepted : Jul 31, 2025

Keywords:

Artificial Intelligence, CNN
Algorithm, ResNet-50
Architecture, Image Classification,
Rice Disease Detection.

ABSTRACT

Conventional rice disease diagnosis is considered to depend on manual observations that are slow and less accurate, so a more efficient and objective solution is needed by utilizing artificial intelligence. This research aims to develop a rice plant disease detection system using part of artificial intelligence, namely the Convolutional Neural Network (CNN) method with ResNet-50 architecture. The system is designed to detect six rice diseases based on leaf images namely Blast, Bacterial Blight, Brown Spot, Tungro, False Smut and Cercospora. The dataset comes from a combination of public data (kaggle.com) and field images taken directly in the Wonosobo Regency area. The model was developed and modified by adding GlobalAveragePooling, Dense layer with ReLU activation and L2 regularization, and Dropout to reduce overfitting. The output layer uses softmax for multi-class classification. Model evaluation uses accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The model can show high test accuracy of 79.52% and effective performance with 92%

accuracy on Classification Report. The detection results are directly displayed on the web-based system in the form of a probability scale of the detected disease.

1. PENDAHULUAN

Badan Pusat Statistik Nasional (BPS) mencatat terjadinya penurunan hasil panen padi nasional pada tahun 2023. Produksi padi nasional pada tahun 2023 mencapai 53,98 juta ton Gabah Kering Giling (GKG), turun 767,98 ribu ton atau 1,40 persen dibandingkan tahun 2022 (54,75 juta ton GKG). (Badan Pusat Statistik, 2024)

Menurut data statistik pada paragraf sebelumnya menjelaskan bahwa penurunan produksi padi di beberapa wilayah potensi penghasil utama padi seperti Sulawesi Selatan, Jawa Barat, dan Jawa Tengah pada tahun 2023, disebabkan oleh dampak kekeringan akibat fenomena *El Nino*. (Badan Pusat Statistik, 2023)

Selain faktor utama karena adanya *El Nino* penurunan hasil panen juga disebabkan oleh serangan Organisme Pengganggu Tumbuhan (OPT) seperti *Brown Spot*, *Blast*, dan Hawar Daun Bakteri. Dampak OPT ini tak hanya dirasakan di daerah lumbung padi nasional seperti Jawa Tengah dan Jawa Timur, tetapi juga di berbagai wilayah lain di Indonesia. Situasi ini menjadi tamparan keras bagi ketahanan pangan nasional.

Serangan penyakit inilah yang menyebabkan penurunan hasil panen padi walaupun penurunannya tidak terlalu signifikan seperti halnya terkena dampak dari *El Nino* pada tahun 2023, tetapi masalah ini tidak bisa dibiarkan begitu saja karena jika tidak ditanggulangi dengan cepat penyakit-penyakit ini dapat menyebar ke tanaman padi yang masih sehat bahkan jika lingkungan penyakit tersebut lembab maka akan lebih cepat menyebar karena penyakit-penyakit tersebut banyak yang disebabkan oleh jamur. Maka dari itu penanggulangan penyakit padi secara cepat adalah hal yang terpenting.

Penggunaan cabang dari teknologi Kecerdasan Buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) yaitu *Machine Learning* untuk mendeteksi sebuah penyakit padi adalah sebuah terobosan yang dapat dilakukan yaitu dengan melihat gejala penyakit pada daun padi yang akan diproses. menggunakan algoritma CNN atau *Convolutional Neural Network* yaitu jenis

algoritma dari *deep learning* yang sangat populer dan efektif dalam mengolah data gambar. Penambahan arsitektur ResNet-50 juga dapat mengoptimalkan sistem deteksi ini karena arsitektur ResNet-50 memiliki jaringan yang dalam dan memungkinkan model untuk menangkap informasi yang lebih kompleks dan abstrak dari gambar.

Penelitian ini difokuskan pada pengembangan dan evaluasi sistem deteksi penyakit tanaman padi. Oleh karena itu, rumusan masalah utama yang akan dijawab dalam penelitian ini adalah: apakah algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 efektif dalam mendeteksi penyakit pada tanaman padi berdasarkan citra daunnya, dan berapa tingkat akurasi yang dapat dicapai oleh metode tersebut. Berikut beberapa penelitian terdahulu mengenai sistem deteksi berdasarkan citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN).

Penelitian yang dilakukan oleh (Abdul Jalil Rozaqi dkk., 2021) berfokus pada tanaman kentang dengan tujuan mendeteksi penyakit melalui citra daun. Peneliti juga menggunakan banyak arsitektur seperti VGG-16, Inception-V3, ResNet-50. Hasil percobaan klasifikasi menggunakan metode transfer learning antara model VGG-16, Inception-V3 dan ResNet-50 menghasilkan bahwa model VGG-16 memiliki hasil yang paling baik, dibuktikan dengan performa model yang stabil dan akurasi yang paling tinggi dengan jumlah 95%. Model transfer learning VGG-16 dapat digunakan untuk penelitian.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hendra dan Muftah, 2021) berfokus pada pengenalan ras anjing menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) *Pre-Trained* seperti ResNet50, Xception, and VGG16 dan membandingkan ketiga model *pre-trained* tersebut dengan hasil bahwa model Xception mendapatkan keakuratan yang lebih besar daripada dua model lainnya dengan keakuratan mencapai 98.7% ketika digunakan untuk mendeteksi ada atau tidaknya anjing pada suatu gambar dan 67.1% ketika digunakan untuk mendeteksi ras pada seekor anjing.

Penelitian yang telah dilakukan oleh (Firmansyah dkk., 2024) mempunyai fokus pada pembuatan sistem absensi yang dapat mendeteksi wajah dengan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah dimodifikasi. Penelitian ini menghasilkan model pengenalan wajah yang digunakan untuk presensi mahasiswa dengan akurasi sangat tinggi (99,85%) menggunakan data wajah mahasiswa.

Selanjutnya adalah penelitian yang dilakukan oleh (Siddik, 2023) berfokus pada klasifikasi citra *hand sign* dan proses pelatihan menggunakan model ResNet-50 dan VGG-16. Hasil dari penelitian ini adalah model VGG-16 menunjukkan kinerja yang lebih baik dengan akurasi 0,9729 dibandingkan ResNet-50 dengan akurasi 0,9457 dalam mengklasifikasikan gambar angka bahasa isyarat. VGG-16 mencapai akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang lebih tinggi.

Penelitian yang dilakukan (Widyaya & Budi, 2021) berfokus kepada sistem yang dapat mendeteksi suatu penyakit mata yaitu *Diabetic Retinopathy* berdasarkan citra *fundus* retina. Pada penelitian dilakukan empat jenis *preprocessing* yaitu Graham, Nakhon, Ramasubramanian dan *enhanced green* supaya model dapat belajar lebih baik. Hasil penelitian ini adalah dari keempat teknik *preprocessing* yang diuji, metode '*enhanced green*' terbukti paling efektif dalam meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit mata pada citra *fundus* retina. Dengan mencapai akurasi sebesar 78,79% setelah *fine-tuning*, teknik ini mampu mengidentifikasi penyakit dengan lebih akurat dibandingkan dengan metode lainnya. Teknik '*enhanced green*' bekerja dengan cara mengoptimalkan channel warna hijau pada citra, sehingga fitur-fitur penting yang terkait dengan penyakit mata dapat lebih mudah dideteksi oleh model.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian terdahulu terletak pada metode yang digunakan karena penelitian ini berfokus pada model ResNet-50 sedangkan beberapa penelitian terdahulu membandingkan dengan model lain. Objek yang diteliti dan akurasi yang didapat juga berbeda dengan penelitian terdahulu.

Computer Vision adalah hasil dari pengembangan ilmu Artificial Intelligence yang bertujuan memberikan suatu kemampuan pada

komputer atau mesin untuk bisa memahami, menganalisis, dan menafsirkan informasi visual dari gambar dan video. Tujuan utama dibuatnya *Computer Vision* adalah mengembangkan sistem yang dapat melihat dan memahami dunia sekitarnya dengan cara yang mirip dengan cara manusia melakukannya. Ini melibatkan identifikasi objek, pengenalan wajah, deteksi dan pelacakan gerakan, rekonstruksi 3D, analisis citra medis dan pengenalan tulisan tangan. (Suradi dkk., 2023)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu algoritma Deep Learning yang sering digunakan untuk mengolah gambar atau objek, Algoritma CNN dapat digunakan untuk membedakan gambar satu dengan gambar yang lain. Kemampuan CNN dianggap sebagai model terbaik untuk memecahkan permasalahan dalam bidang object detection dan object recognition pada data citra sebuah gambar. (Dewi dkk., 2024)

ResNet-50 merupakan salah satu model yang sering digunakan untuk *transfer learning*, model ini sebelumnya sudah dilatih setidaknya pada satu juta gambar yang ada pada *database ImageNet*. ResNet-50 terdiri dari lima tahapan yang di masing-masing tahapannya terdapat konvolusi dan *identity block*. Setiap blok konvolusi terdiri dari dua lapis konvolusi dan masing-masing *identity block* juga memiliki tiga lapis konvolusi. ResNet-50 sudah memiliki lebih dari 23 juta parameter yang dapat dilatih. (Berliani dkk., 2023)

2. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif karena seluruh proses pengembangan dan evaluasi sistem deteksi penyakit padi dilakukan melalui analisis data numerik. Model *Convolutional Neural Network* (CNN) dikembangkan dengan memanfaatkan dataset citra daun padi yang diperoleh dari situs *Kaggle* dan dokumentasi lapangan di Kabupaten Wonosobo. Data berupa gambar digital ini diproses dalam bentuk nilai piksel untuk dilatih oleh model, sehingga memungkinkan model untuk mempelajari pola visual yang mewakili enam jenis penyakit padi. Proses pelatihan model CNN bersifat matematis dan menghasilkan output berupa probabilitas klasifikasi terhadap setiap jenis penyakit.

Evaluasi kinerja model juga dilakukan secara kuantitatif menggunakan matrik evaluasi seperti *confusion matrix* dan juga *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang memberikan ukuran numerik tentang seberapa baik sistem dalam mendeteksi penyakit padi berdasarkan citra yang dimasukkan.

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan cara studi literatur dan penggunaan data sekunder. Metode pengumpulan data merupakan tahap untuk memperoleh data yang berkaitan terhadap masalah yang menjadi penelitian. Penelitian ini dilakukan untuk memperoleh informasi yang diperlukan.

a. Studi Literatur

Peneliti melakukan studi literatur dengan melakukan mengumpulkan, menganalisis, dan mengintegrasikan informasi dari berbagai sumber yang telah ada, seperti buku, jurnal, artikel, dan laporan penelitian.

b. Penggunaan Data Sekunder

Data ini bersumber dari *website kaggle.com* yang nantinya digunakan oleh peneliti untuk melatih model *pre-trained* yaitu ResNet-50. Dataset bernama *Rice Leaf Disease Dataset* dengan rincian penyakit *Bacterial Blight* dengan total 1584 gambar, penyakit *Blast* mempunyai 1440 gambar, penyakit *Brown Spot* dengan 1600 gambar, serta penyakit *Tungro* yang mempunyai total 1308 gambar.

c. Observasi

Peneliti juga melakukan observasi di Kabupaten Wonosobo untuk mendapatkan dua data penyakit yang ada di lapangan yaitu penyakit Bercak Coklat Garis Sempit dan Noda Palsu, Pengambilan dua data penyakit ini diambil menggunakan kamera gadget dengan resolusi 64MP dan ukuran foto 3 x 4 dengan jumlah total 500 gambar pada setiap penyakit dan akan divalidasi oleh Bapak Totok Arintoko selaku Koordinator Pengendali Organisme Pengganggu Tumbuhan Kabupaten Wonosobo.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan untuk melatih model CNN dibagi menjadi dua yaitu:

- a. Data yang diambil pada situs *Kaggle.com* dengan judul “*Rice Leafs Disease Dataset*” dan berjumlah 5932 gambar dan dibagi menjadi empat jenis penyakit yaitu:

- 1) *Bacterialblight* dengan jumlah 1584 gambar
- 2) *Blast* dengan jumlah 1440 gambar
- 3) *Brown Spot* atau *Bipolaris* dengan jumlah 1600 gambar
- 4) *Tungro* dengan jumlah 1308 gambar

- b. Data yang diambil secara langsung menggunakan perangkat *smartphone* POCO X3 NFC dengan spesifikasi *Random Access Memory (RAM)* 8 GB, *Read Only Memory (ROM)* 256 GB dan kamera 64 *Megapixels*. Pengumpulan data menggunakan metode observasi yang dilakukan di Kabupaten Wonosobo dan mendapatkan dua jenis penyakit yaitu:

- 1) *Cercospora* dengan jumlah 500 gambar
- 2) *False Smut* dengan jumlah 500 gambar

3.2 Preprocessing

Pada tahap ini, terdapat tiga langkah utama dalam mempersiapkan dataset sebelum pelatihan model, yaitu *resize*, *augmentasi data*, dan *normalisasi*. Ketiga langkah ini dilakukan menggunakan platform *Google Collab* dan akan dijelaskan pada bagian berikut:

- a. *Resize* dilakukan dengan cara semua gambar diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel karena jika menggunakan model ResNet-50 membutuhkan input tertentu supaya berfungsi secara optimal. Langkah ini dilakukan baik untuk data pelatihan juga data uji.
- b. *Augmentasi data* hanya dilakukan pada *dataset* yang didapatkan dari observasi yaitu data penyakit *False Smut* dan *Cercospora*. Langkah ini dilakukan untuk meningkatkan jumlah data

pelatihan dan supaya model dapat belajar lebih baik karena variasi gambar yang didapatkan dari augmentasi tersebut. Teknik augmentasi yang dilakukan antara lain:

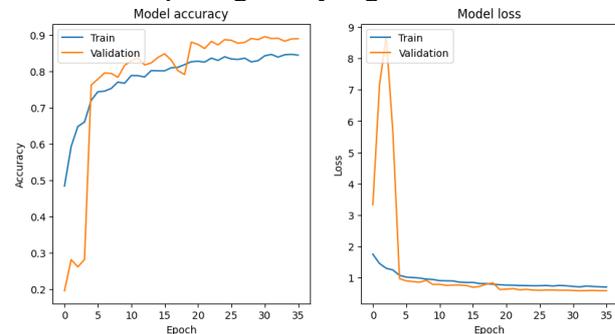
- 1) *Flip* acak *horizontal* dan *vertikal* (*Random_Flip*)
 - 2) Rotasi acak sebesar 20% (*Random_Rotation*)
 - 3) Dilakukan sebanyak dua kali untuk setiap gambar asli
 - 4) Menghasilkan 1000 gambar baru dan gambar asli tidak dimasukkan ke folder hasil augmentasi
 - 5) Hasil augmentasi disimpan dalam folder khusus
- c. Normalisasi dilakukan dengan membagi nilai piksel dengan 255, sehingga berada dalam rentang [0, 1]. Karena jika langkah ini tidak dilakukan nilai input (0–255) bisa menyebabkan *gradient* yang besar atau training yang tidak stabil dan membuat model tidak sensitif terhadap perbedaan halus antar piksel.

3.3 Pelatihan Model

Model yang dikembangkan untuk deteksi penyakit padi merupakan implementasi *transfer learning* menggunakan arsitektur ResNet-50 yang telah dimodifikasi. Model ini diawali dengan memuat *weights* dari *ImageNet* pada *base model* ResNet-50, sebuah strategi yang memungkinkan pemanfaatan fitur-fitur umum yang telah dipelajari dari jutaan gambar. Untuk menyesuaikan model dengan tugas spesifik deteksi penyakit padi, sebagian besar lapisan awal (*base model*) dibekukan (*frozen*), sementara 30 lapisan terakhir ResNet-50 dan lapisan klasifikasi kustom yang baru ditambahkan dibiarkan *trainable* agar dapat beradaptasi dengan karakteristik citra daun padi. Lapisan klasifikasi kustom ini terdiri dari *Global Average Pooling 2D*, *Dense Layer* dengan 256 *neuron* dan *regularization L2*, *Dropout* 0.5 untuk mencegah *overfitting*, dan *Dense Layer* akhir dengan aktivasi *softmax* yang menghasilkan probabilitas untuk enam kelas penyakit padi. Model kemudian dikompilasi menggunakan *optimizer Adam* dengan

learning rate 0.0001 dan fungsi *loss categorical_crossentropy*, serta metrik akurasi untuk evaluasi.

Setelah menjalani proses pelatihan sebanyak 36 epochs dapat dilihat pada Gambar 1. bagaimana model berlatih dengan baik dan stabil sebagaimana yang terlihat pada grafik yang ada.



Gambar 1. Grafik Pelatihan

Pelatihan berhenti pada *epoch* yang ke-36 karena pada *callback CustomEarlyStopping* yang membuat pelatihan berhenti jika akurasi validasi telah stabil pada angka 80% atau lebih selama lima *epoch* dan model akan disimpan dalam format *keras* pada penyimpanan *google drive* yang sudah ditentukan. Hasil pelatihan sebanyak lima *epoch* terakhir. Setelah menjalani proses pelatihan sebanyak 36 epochs dapat dilihat pada Gambar 1. bagaimana model berlatih dengan baik dan stabil sebagaimana yang terlihat pada grafik yang ada.

3.4 Pengujian Model

Model diuji dengan *confusion matrix* dan *classification report* supaya dapat dilihat seberapa akurat model dapat mengenali enam jenis penyakit padi sesuai dataset. Perhitungan *classification report* dihitung dengan rumus:

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

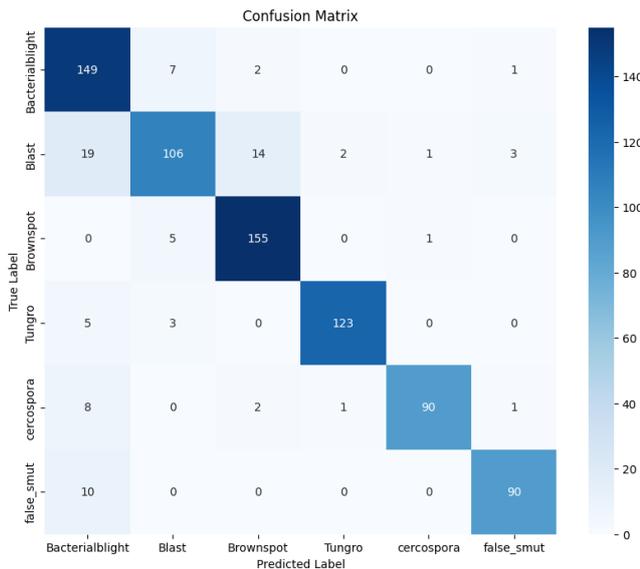
$$\text{F1 Score} = (2 * \text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

Keterangan:

TP (True Positive) adalah jumlah data yang benar yang diidentifikasi dengan benar oleh model.

FP (False Positive) adalah jumlah data yang benar tetapi diidentifikasi salah oleh model.

FN (False Negative) adalah jumlah data yang salah tetapi diidentifikasi benar oleh model.



Gambar 2. Confusion Matrix

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Bacterialblight	0.85	0.94	0.89	1584
Blast	0.90	0.82	0.86	1440
Brownspot	0.93	0.93	0.93	1600
Tungro	0.98	0.95	0.97	1308
cercospora	0.93	0.95	0.94	1016
false_smut	0.95	0.91	0.93	998
accuracy			0.92	7946
macro avg	0.92	0.92	0.92	7946
weighted avg	0.92	0.92	0.92	7946

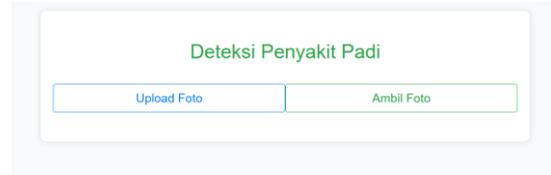
Gambar 3. Classification Report

Berdasarkan analisis Confusion Matrix dan Classification Report yang dihasilkan, dapat disimpulkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis ResNet-50 telah menunjukkan kinerja yang baik dalam mendeteksi berbagai jenis penyakit pada tanaman padi berdasarkan citra daun. Model ini mencapai akurasi keseluruhan sebesar 92% pada dataset uji. Metrik Precision, Recall, dan F1-score untuk setiap kelas juga menunjukkan nilai yang tinggi, dengan sebagian besar di atas 0,90, menunjukkan kemampuan model yang kuat dalam membedakan antara penyakit. Meskipun terdapat beberapa kebingungan antara kelas tertentu, seperti salah mengklasifikasikan Blast sebagai Bacterial Blight, kinerja agregat keseluruhan model membuktikan bahwa arsitektur ResNet-50 efektif dalam mengekstrak fitur yang diperlukan untuk diagnosis penyakit padi.

3.5 Implementasi WEB

a. Halaman Awal

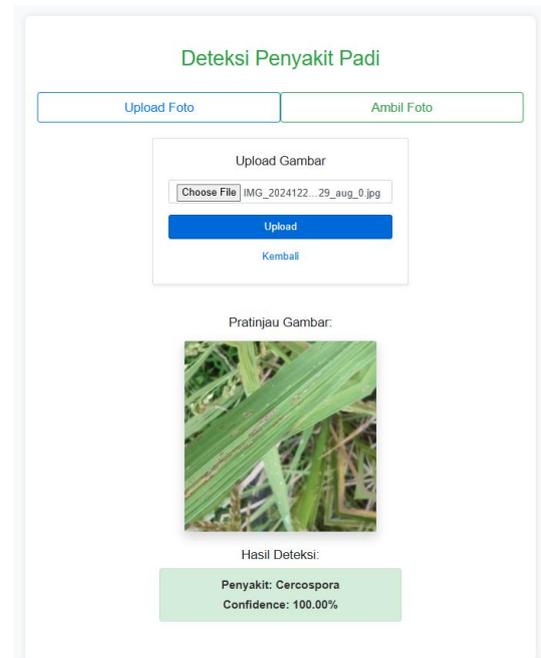
Pada halaman ini hanya menampilkan dua fitur utama yaitu fitur “Upload Foto” dan “Ambil Foto” tanpa adanya fitur login. Petani hanya bisa menggunakan dua fitur tersebut untuk mendeteksi yaitu dengan cara mengunggah foto dari galeri atau mengambil foto dengan kamera supaya foto tersebut dideteksi oleh sistem.



Gambar 4. Tampilan Halaman Awal

b. Halaman Upload Foto

Fitur ini digunakan untuk foto yang sudah ada pada galeri atau memori penyimpanan pada perangkat. Petani hanya melakukan pemilihan foto yang akan dideteksi lalu diunggah pada sistem yang nantinya foto tersebut akan dideteksi oleh sistem dan setelahnya akan keluar hasil deteksi penyakit dan juga probabilitasnya.

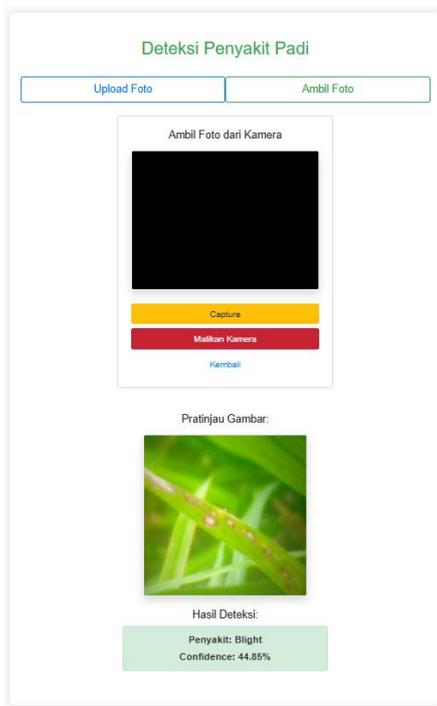


Gambar 5. Tampilan Fitur Upload atau Unggah Foto

Tabel 1. Pengujian model dalam sistem berbasis Website

c. Tampilan Fitur Ambil Foto

Fitur ini digunakan untuk foto yang akan diambil oleh kamera perangkat melalui sistem deteksi dan akan dideteksi setelah foto diambil. Setelah itu sistem akan menampilkan hasil deteksi penyakit beserta probabilitas penyakit tersebut.



Gambar 6. Tampilan Fitur Ambil Foto

d. Pengujian Sistem Berbasis Website

Pengujian model dilakukan menggunakan smartphone POCO X3 NFC dengan mode kamera Macro dengan rincian spesifikasi kamera 2 Megapixels dan bukaan kamera f/1.9 sampai f/2.4 cara ini memungkinkan pengambilan foto dengan fokus pada objek yang dekat.

Website

No	Gambar	Prediksi	Aktual	Keterangan
1		Blight dengan confidence 91.17%	Blight	Benar
2		Blast dengan confidence 96.64%	Blast	Benar
3		Bipolaris dengan confidence 93.10%	Bipolaris	Benar
4		False Smut dengan confidence 63.11%	Tungro	Salah
5		False Smut dengan confidence 99.19%	False Smut	Benar
6		Cercospora dengan confidence 97.01%	False Smut	Benar

Berdasarkan Tabel 1. model menunjukkan kinerja yang memuaskan dalam mendeteksi penyakit. Dari enam percobaan pada enam jenis penyakit, model berhasil mendeteksi lima di antaranya dengan akurasi tinggi. Hanya deteksi penyakit Tungro yang salah, teridentifikasi sebagai False Smut dengan akurasi 63,11%. Nilai rata-rata akurasi

pengujian dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

Akurasi = Jumlah akurasi benar / Jumlah penyakit

Akurasi = $477.11\% / 6 = 79.52\%$

Berdasarkan perhitungan tersebut didapatkan nilai rata-rata akurasi sebesar 79.52 %.

4. PENUTUP

4.1. Kesimpulan

Penelitian ini menghasilkan sistem deteksi penyakit padi berdasarkan citra daun dengan menggunakan algoritma CNN dengan arsitektur ResNet-50 yang dapat mendeteksi enam jenis penyakit padi secara efektif. Model ini menunjukkan akurasi pengujian yang tinggi sebesar 79.52% dan performa efektif dengan akurasi 92% pada *Classification Report*. Walaupun model terkadang mengalami penurunan kinerja deteksi ketika dihadapkan pada citra daun dengan variasi sudut pengambilan, pencahayaan, dan latar belakang yang berbeda dari data pelatihan.

4.2. Saran

Penggunaan dataset yang lebih variatif dengan cara menambah variasi pengambilan dataset seperti sudut pengambilan gambar dan pencahayaan yang lebih beragam. Penyeimbangan jumlah dataset pada setiap jenis penyakit juga diperlukan supaya mengurangi resiko *overfitting* dan *underfitting*. Perbaikan kualitas dataset penting juga dilakukan dengan memastikan bahwa gambar latih secara spesifik menyoroti ciri khas penyakit seperti corak, bintik, dan tekstur, sehingga model dapat berfokus pada informasi diagnostik yang paling relevan.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Abdul Jalil Rozaqi, Arief, M. R., & Sunyoto, A. (2021). Implementation of Transfer Learning in the Convolutional Neural Network Algorithm for Identification of Potato Leaf Disease. *Procedia of Engineering and Life Science*, 1(1). <https://doi.org/10.21070/pels.v1i1.820>
- Badan Pusat Statistik. (2023, October 16). *Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2023 (Angka Sementara)*. Badan Pusat Statistik.
- Badan Pusat Statistik. (2024, March 1). *Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2023 (Angka Tetap)*. Badan Pusat Statistik.
- Berliani, T., Rahardja, E., & Septiana, L. (2023). Perbandingan Kemampuan Klasifikasi Citra X-ray Paru-paru menggunakan Transfer Learning ResNet-50 dan VGG-16. *Journal of Medicine and Health*, 5(2), 123–135. <https://doi.org/10.28932/jmh.v5i2.6116>
- Dewi, S., Ramadhani, F., & Djasmayena, S. (2024). Klasifikasi Jenis Jerawat Berdasarkan Gambar Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network). *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, 3(2), 68–73. <https://doi.org/10.56211/helloworld.v3i2.518>
- Firmansyah, A., Itsnan, A. F., Apip, A., Mullia, R. T., & Rosyani, P. (2024). SISTEM ABSENSI MAHASISWA MENGGUNAKAN FACE RECOGNITION DENGAN ALGORITMA CNN. *AI Dan SPK : Jurnal Artificial Intelligent Dan Sistem Penunjang Keputusan*, 1(4), Article 4. <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk/article/view/677>
- Hendra Bunyamin, M. A. P. (2021). Analisis Performa dan Pengembangan Sistem Deteksi Ras Anjing pada Gambar dengan Menggunakan Pre-Trained CNN Model | Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*. <https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/article/view/1501>
- Siddik, A. Muh. A. (2023). Comparison of Transfer Learning Algorithm Performance in Hand Sign Language Digits Image Classification. *Jurnal Matematika, Statistika Dan Komputasi*, 20(1), 75–89. <https://doi.org/10.20956/j.v20i1.26503>
- Suradi, A. A. M., Alam, S., & Rasyid, M. F. (2023). *Sistem Deteksi Kantuk Pengemudi Mobil Berdasarkan Analisis Rasio Mata Menggunakan Computer Vision*. 5.
- Widyaya, J. E., & Budi, S. (2021). Pengaruh Preprocessing Terhadap Klasifikasi Diabetic Retinopathy dengan Pendekatan Transfer Learning Convolutional Neural Network. *Jurnal*

Teknik Informatika Dan Sistem Informasi, 7(1),
Article 1.
<https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3327>