

## EVALUASI MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN JAGUNG BERBASIS WEB MENGGUNAKAN CITRA DIGITAL

I Gusti Ngurah Arya Santika, Ni Gusti Ayu Putu Harry Saptarini,  
I Putu Astya Prayudha✉, Gde Brahadhy Subiksa

Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Politeknik Negeri Bali, Badung, Indonesia

Email: [astyaprayudha@pnb.ac.id](mailto:astyaprayudha@pnb.ac.id)

DOI: <https://doi.org/10.46880/jmika.Vol10No1.pp98-106>

### ABSTRACT

Corn leaf diseases such as blight and rust can reduce crop yields if they are not detected at an early stage. In Penatahan Village, the process of identifying these diseases is still carried out manually through visual observation, which may lead to misidentification due to the similarity of symptoms between different diseases. Therefore, a technology-based system is needed to assist the identification process in a more objective and efficient manner. This study aims to classify corn leaf diseases using the Convolutional Neural Network (CNN) method based on digital leaf images. The dataset used consists of 319 images categorized into three classes: healthy, blight, and rust, with 80% of the data used for training and 20% for validation. The model was developed using a transfer learning approach with the MobileNetV2 architecture and evaluated using a confusion matrix. The experimental results show that the model achieved an accuracy of 92.19%, indicating that the CNN method is capable of effectively classifying corn leaf diseases. The developed system can be utilized as a tool to assist in the rapid and objective identification of corn leaf diseases.

**Keyword:** Corn, Leaf Disease, CNN, Digital Image, Classification.

### ABSTRAK

Penyakit pada daun jagung, seperti hawar dan karat, dapat menurunkan produktivitas hasil panen apabila tidak dikenali sejak tahap awal. Di Desa Penatahan, proses pengenalan penyakit masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual oleh petani, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan karena gejala antar penyakit sering terlihat serupa. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya pemanfaatan teknologi untuk membantu proses identifikasi penyakit secara lebih akurat dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi penyakit daun jagung dengan memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN) berdasarkan citra digital daun. Dataset yang digunakan berjumlah 319 citra yang terbagi ke dalam tiga kategori, yaitu daun sehat, hawar, dan karat, dengan pembagian data sebesar 80% untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Model dikembangkan menggunakan pendekatan transfer learning dengan arsitektur MobileNetV2, kemudian dievaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 92,19%, yang menandakan bahwa metode CNN efektif dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun jagung. Sistem yang dihasilkan diharapkan dapat dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam proses identifikasi penyakit daun jagung secara lebih cepat dan objektif.

**Kata Kunci:** Jagung, Penyakit Daun, CNN, Citra Digital, Klasifikasi.

### PENDAHULUAN

Tanaman jagung termasuk salah satu komoditas strategis di sektor pertanian yang berkontribusi besar terhadap ketahanan pangan serta pertumbuhan ekonomi nasional (Azizah, 2023). Tingkat produktivitas jagung sangat dipengaruhi oleh kondisi pertumbuhan tanaman, terutama kesehatan daun yang berperan penting dalam proses fotosintesis sebagai sumber pembentukan energi. Serangan penyakit pada daun tanaman dapat menyebabkan penurunan jumlah

dan mutu hasil panen apabila tidak dilakukan deteksi sejak dini pada tahap pertumbuhan tanaman. (Williams et al., 2025).

Desa Penatahan yang berada di Kecamatan Penebel, Kabupaten Tabanan, merupakan wilayah dengan aktivitas pertanian yang cukup aktif, termasuk dalam budidaya jagung. Namun demikian, proses Proses identifikasi penyakit pada daun jagung di lapangan pada umumnya masih dilakukan secara konvensional dengan cara pengamatan langsung oleh



petani. (Akhyari et al., 2021). Pendekatan visual tersebut cenderung bersifat subjektif karena sangat bergantung pada pengalaman dan pengetahuan individu, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan dalam menentukan jenis penyakit, terutama ketika gejala antarpenyakit memiliki kemiripan karakteristik visual (Wirabowo & Susilawati, 2025).

Seiring dengan perkembangan teknologi kecerdasan buatan, pemanfaatan teknik pengolahan citra digital semakin banyak diterapkan sebagai solusi inovatif di bidang pertanian (Qur'ani et al., 2025). Salah satu metode *deep learning* yang banyak dimanfaatkan dalam analisis citra adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang mampu mengenali serta mempelajari pola visual secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur secara manual. (Kusumastuti et al., 2024).

Dalam beberapa penelitian nasional yang dipublikasikan dalam empat tahun terakhir, penerapan metode CNN pada klasifikasi penyakit daun jagung menunjukkan hasil akurasi yang tinggi serta performa yang lebih konsisten dibandingkan metode klasifikasi tradisional (Kurniawan & Hermanto, 2025). Selain itu, model CNN dinilai memiliki kemampuan adaptasi yang baik terhadap variasi pencahayaan dan kondisi latar belakang citra yang sering ditemukan pada area pertanian terbuka.

Berdasarkan permasalahan tersebut, dibutuhkan sebuah solusi dengan berbasis teknologi yang mampu menunjang proses identifikasi penyakit daun jagung secara lebih cepat dan efisien. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk melakukan klasifikasi penyakit pada daun jagung dengan memanfaatkan citra digital yang diperoleh dari area pertanian di Desa Penatahan, Kecamatan Penebel, Kabupaten Tabanan.

Penelitian ini memberikan beberapa kontribusi ilmiah. Pertama, mengembangkan model klasifikasi penyakit daun jagung berbasis Convolutional Neural Network (CNN) dengan pendekatan transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2. Kedua, memanfaatkan dataset citra daun jagung yang dikumpulkan langsung dari kondisi lapangan, sehingga mencerminkan variasi lingkungan nyata yang juga menjadi *novelty* dari penelitian ini. Ketiga, mengimplementasikan model ke dalam sistem berbasis web yang memungkinkan proses klasifikasi dilakukan secara praktis dan mudah diakses oleh pengguna. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada peningkatan akurasi model, tetapi juga pada aspek implementasi dan pemanfaatan teknologi dalam sektor pertanian.

## KAJIAN LITERATUR

Kajian literatur yang digunakan sebagai referensi untuk pembuatan sistem ini yaitu diambil atau melihat dari penelitian sebelumnya yang telah berhasil menerapkan metode CNN terhadap klasifikasi. Penelitian yang dilakukan oleh Zalmi et al. Menganalisis pemanfaatan metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam proses klasifikasi penyakit pada daun tomat berdasarkan citra digital. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing*, pelatihan model CNN, serta evaluasi performa menggunakan data pengujian. Berdasarkan hasil analisis, model CNN mampu mengidentifikasi karakteristik visual penyakit daun tomat dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Temuan tersebut menunjukkan bahwa CNN efektif digunakan dalam proses klasifikasi penyakit pada tanaman sayuran (Zalmi et al., 2023).

Penelitian berikutnya oleh Pratama et al. (2024) berfokus tentang implementasi sistem deteksi penyakit daun pisang menggunakan CNN. Dataset yang digunakan terdiri atas citra daun pisang dengan variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar yang berbeda. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa CNN dapat melakukan ekstraksi fitur secara otomatis serta menghasilkan performa klasifikasi yang baik. Oleh karena itu, metode ini dinilai relevan untuk diaplikasikan pada citra tanaman hortikultura.

Sari dan Putra (2022) dalam penelitiannya menerapkan model CNN berbasis *deep learning* untuk mendeteksi penyakit pada daun cabai. Model dilatih menggunakan kumpulan citra daun cabai yang terdiri atas beberapa kategori penyakit. Evaluasi sistem menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan jenis penyakit secara konsisten dan memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan metode konvensional yang bergantung pada ekstraksi fitur manual.

Ramadhan et al. (2024) mengusulkan pemanfaatan CNN dengan arsitektur *deep learning* untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun apel. Penelitian ini menitikberatkan pada kemampuan model dalam mengenali variasi tekstur dan warna yang menjadi indikator infeksi penyakit. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan performa yang stabil serta mampu mengatasi kompleksitas variasi citra yang cukup tinggi.

Penelitian lain oleh Lesmana et al. (2022) mengembangkan sistem identifikasi penyakit daun kentang menggunakan pendekatan CNN. Pengumpulan data dilakukan secara langsung di lapangan, kemudian digunakan sebagai dataset pelatihan model. Berdasarkan hasil pengujian, metode CNN menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dan

berpotensi diimplementasikan sebagai sistem pendukung keputusan dalam sektor pertanian berbasis pengolahan citra digital.

## METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini merupakan metode yang digunakan dalam pembuatan dari sistem yang dapat dijelaskan sebagai berikut.

### Model Pengembangan Sistem

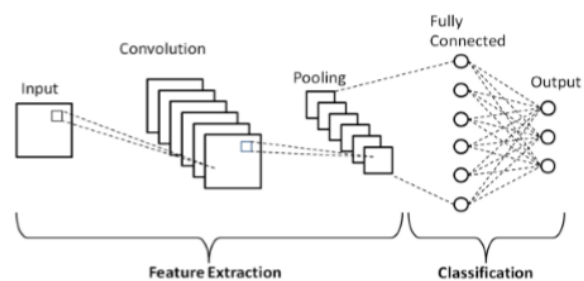
Model pengembangan yang dilakukan adalah model *waterfall* karena memiliki tahapan kerja yang runtut, sehingga memudahkan proses perencanaan, pengendalian, serta dokumentasi dalam pengembangan sistem. Pada penelitian pengembangan sistem klasifikasi penyakit daun jagung, pendekatan ini memastikan bahwa setiap tahap diselesaikan secara lengkap sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya, sehingga dapat mengurangi potensi kesalahan serta ketidaksesuaian terhadap spesifikasi yang telah ditentukan.

1. *Requirement Analysis* (Analisis Kebutuhan)  
Tahap awal ini berfokus pada identifikasi dan pendefinisian kebutuhan sistem berdasarkan permasalahan yang ada serta tujuan penelitian. Kegiatan yang dilakukan meliputi pengumpulan data, analisis kebutuhan pengguna, dan penyusunan spesifikasi sistem baik dari sisi fungsional maupun non-fungsional.
2. *Design* (Perancangan)  
Tahap perancangan bertujuan untuk menyusun gambaran teknis sistem yang akan dikembangkan. Proses ini mencakup perancangan arsitektur aplikasi, desain antarmuka pengguna, pemodelan alur proses, serta perancangan struktur basis data. Hasil dari tahap ini menjadi acuan atau *blueprint* dalam proses implementasi.
3. *Development* (Pengembangan)  
Pada tahap ini dilakukan penerjemahan desain ke dalam bentuk kode program menggunakan teknologi yang telah ditentukan. Proses pengembangan difokuskan pada pembangunan fitur dan fungsi sistem sesuai dengan spesifikasi yang telah dirancang sebelumnya.
4. *Testing* (Pengujian)  
Tahap pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem berfungsi sesuai dengan kebutuhan yang telah ditetapkan serta bebas dari kesalahan (*bug*). Proses ini bertujuan untuk menjamin kualitas, keandalan, dan stabilitas sistem sebelum digunakan oleh pengguna.
5. *Maintenance* (Pemeliharaan)  
Tahap akhir merupakan kegiatan pemeliharaan sistem setelah diimplementasikan. Aktivitas yang

dilakukan meliputi perbaikan terhadap kesalahan yang ditemukan selama penggunaan serta penyesuaian atau pengembangan fitur baru sesuai dengan kebutuhan yang berkembang.

### Convolutional Neural Network (CNN)

*Convolutional Neural Network* (CNN) merupakan salah satu arsitektur dalam deep learning yang dirancang khusus untuk mengolah data yang berbentuk citra. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu *convolution layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Ketiga lapisan tersebut bekerja secara bertahap dan saling terintegrasi untuk mengekstraksi pola atau fitur visual dari citra masukan, yang kemudian dimanfaatkan dalam proses klasifikasi.



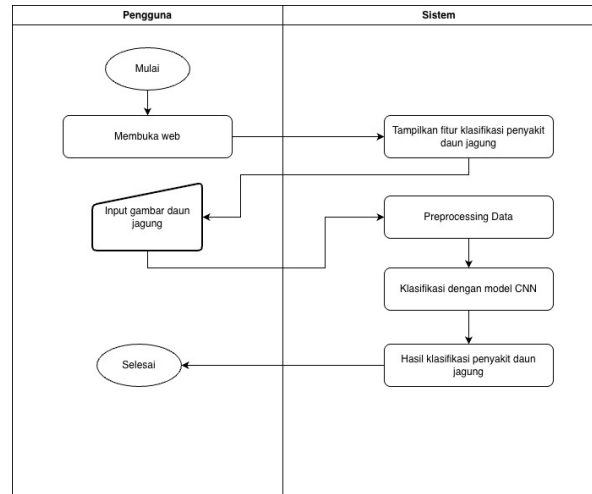
Gambar 1. Proses Convolutional Neural Network (CNN)

1. *Convolution Layer*  
Lapisan konvolusi berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari citra input menggunakan kernel atau filter berukuran tertentu (misalnya  $3 \times 3$  atau  $5 \times 5$ ). Proses konvolusi dilakukan dengan menggeser kernel pada seluruh bagian citra untuk menghasilkan *feature map*. Setiap filter akan mendeteksi pola spesifik seperti tepi (*edges*), tekstur, atau bentuk tertentu.
2. *Activation Function (ReLU)*  
Setelah proses konvolusi, hasilnya dilewatkan ke fungsi aktivasi seperti *Rectified Linear Unit* (ReLU). Fungsi ini mengubah nilai negatif menjadi nol dan mempertahankan nilai positif, sehingga membantu mempercepat proses pelatihan serta mengatasi permasalahan *vanishing gradient*.
3. *Pooling Layer*  
Lapisan *pooling* berfungsi untuk melakukan reduksi dimensi pada *feature map* guna mengurangi kompleksitas komputasi dan risiko *overfitting*. Metode yang umum digunakan adalah *Max Pooling*, yang mengambil nilai maksimum dari setiap area tertentu (misalnya  $2 \times 2$ ), sehingga hanya fitur paling dominan yang dipertahankan.
4. *Flatten Layer*

Setelah beberapa tahap konvolusi dan *pooling*, data dua dimensi (*feature map*) diubah menjadi bentuk satu dimensi melalui proses *flattening*. Langkah ini diperlukan agar data dapat diproses oleh lapisan klasifikasi.

#### 5. Fully Connected Layer

Lapisan ini berfungsi sebagai tahap klasifikasi akhir. Setiap neuron terhubung secara penuh dengan neuron pada lapisan sebelumnya. Pada tahap output, biasanya digunakan fungsi aktivasi *Softmax* untuk menghasilkan probabilitas pada setiap kelas, sehingga sistem dapat menentukan kategori penyakit berdasarkan nilai probabilitas tertinggi (Rijal et al., 2024).



Gambar 2. Alur Kerja Sistem

#### Blackbox Testing

Metode ini digunakan untuk memastikan bahwa sistem klasifikasi penyakit daun jagung dapat berjalan sesuai kebutuhan pengguna, seperti proses unggah citra, proses klasifikasi, dan tampilan hasil prediksi. *Black box testing* dinilai efektif untuk menguji keandalan sistem dari sisi pengguna akhir (Aulia et al., 2025).

#### Matriks Evaluasi

Matriks evaluasi digunakan untuk mengukur performa model klasifikasi. Beberapa matriks yang umum digunakan dalam evaluasi CNN adalah akurasi, *precision*, *recall*, dan *confusion matrix*. Matriks ini memberikan gambaran yang lebih komprehensif terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas.

*Confusion matrix* berfungsi untuk menampilkan jumlah prediksi yang tepat dan yang keliru pada masing-masing kelas. Selain itu, metrik *precision* dan *recall* digunakan untuk mengukur tingkat akurasi dan kemampuan model dalam mendeteksi penyakit. Untuk menghitung metrik tersebut diperlukan data yang menunjukkan klasifikasi benar dan salah.

#### User Acceptance Testing (UAT)

Dalam penelitian ini, UAT digunakan untuk mengevaluasi tingkat penerimaan pengguna terhadap sistem klasifikasi penyakit daun jagung berbasis CNN. Hasil UAT diharapkan dapat memberikan umpan balik terkait efektivitas dan kegunaan sistem dalam mendukung identifikasi penyakit di lapangan (Aliyah et al., 2025).

#### Alur Kerja Sistem

Desain proses bertujuan memberikan gambaran mengenai alur kerja sistem dari awal sampai akhir.

Gambar 2 merupakan *flowmap* sistem yang akan dibuat. Penjelasan dari *flowmap* sistem di atas, antara lain:

1. Proses dimulai ketika pengguna mengakses sistem.
2. Pengguna membuka website aplikasi klasifikasi penyakit daun jagung.
3. Setelah web dibuka, sistem menampilkan fitur untuk melakukan klasifikasi penyakit pada daun jagung.
4. Pengguna mengunggah gambar daun jagung yang akan dianalisis oleh sistem.
5. Sistem melakukan tahap *preprocessing* pada gambar yang diunggah, seperti penyesuaian ukuran dan normalisasi citra agar siap diproses oleh model.
6. Gambar yang sudah diproses kemudian diklasifikasikan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk menentukan jenis penyakit daun jagung.
7. Sistem menampilkan hasil klasifikasi kepada pengguna, berupa informasi jenis penyakit daun jagung berdasarkan citra yang diunggah.
8. Proses berakhir setelah hasil klasifikasi ditampilkan kepada pengguna.

#### Pengumpulan Data

Tahap awal penelitian dilakukan dengan mengumpulkan citra daun jagung secara langsung di area pertanian. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera pada kondisi lapangan nyata. Data yang diperoleh terdiri dari tiga kategori, yaitu daun sehat, daun terserang hawar, dan daun terserang karat.

Total citra yang berhasil dikumpulkan sebanyak 319 gambar. Seluruh data kemudian dikelompokkan sesuai dengan kondisi daun. Proses pelabelan dilakukan berdasarkan pengamatan langsung di lapangan serta didukung oleh referensi literatur terkait

penyakit jagung dan konfirmasi langsung dari petani di lapangan sehingga penentuan kelas dapat dilakukan secara tepat dan dapat dipertanggungjawabkan.

### Pembagian Dataset

Dari total 319 citra daun jagung yang terdiri atas tiga kelas (sehat, hawar, dan karat), data dibagi berdasarkan rasio 80% untuk *training* dan 20% data *validation*. Data pelatihan digunakan untuk membangun kemampuan model dalam mengenali ciri tiap kelas, sedangkan data validasi digunakan untuk menilai akurasi dan kemampuan generalisasi model selama proses pelatihan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi dari sistem yaitu melalui beberapa tahapan sebagai berikut.

### Training Model

Proses pelatihan model dimulai dengan penerapan pendekatan transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang sebelumnya telah dilatih dengan dataset ImageNet. Pada tahap ini, lapisan dasar dari model dimanfaatkan sebagai pengekstrak fitur utama, sedangkan parameternya dikunci (frozen) sehingga tidak mengalami pembaruan selama proses pelatihan berlangsung. Selanjutnya, beberapa lapisan tambahan ditempatkan di bagian atas model dasar, yaitu Global Average Pooling yang berfungsi untuk mereduksi dimensi fitur, Dense layer dengan aktivasi ReLU untuk mendukung proses pembelajaran pola, Dropout yang bertujuan meminimalkan kemungkinan terjadinya overfitting, serta lapisan keluaran dengan fungsi aktivasi Softmax yang menghasilkan probabilitas untuk tiga kelas penyakit daun.

Setelah struktur model selesai dirancang, tahap berikutnya adalah proses kompilasi model. Pada penelitian ini digunakan optimizer Adam dengan nilai learning rate sebesar 0,0001, fungsi loss categorical crossentropy, serta metrik evaluasi berupa accuracy. Pemilihan optimizer Adam didasarkan pada kemampuannya dalam menyesuaikan pembaruan bobot secara adaptif sehingga proses pelatihan dapat berlangsung lebih stabil. Sementara itu, fungsi loss categorical crossentropy dipilih karena model yang dikembangkan melakukan klasifikasi terhadap lebih dari satu kategori kelas.

Tahapan selanjutnya adalah proses pelatihan model menggunakan data latih yang sebelumnya telah melalui proses preprocessing dan augmentasi. Model dilatih selama 100 epoch dengan ukuran batch sebesar 32. Pada setiap epoch, data pelatihan diproses secara bertahap dalam bentuk batch, kemudian model mengekstraksi fitur menggunakan arsitektur

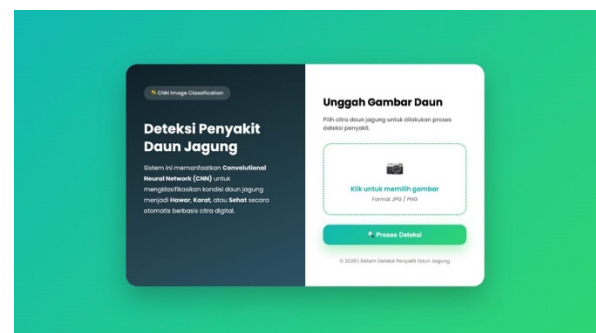
MobileNetV2, menghitung nilai kesalahan prediksi atau loss, serta memperbarui bobot pada lapisan yang bersifat trainable. Satu epoch menunjukkan bahwa seluruh data pelatihan telah diproses satu kali oleh model. Proses ini dilakukan secara berulang hingga model mampu mengenali pola perbedaan antara daun jagung yang sehat, terkena hawar, maupun karat dengan lebih optimal.

Selama proses pelatihan berlangsung, performa model juga dipantau menggunakan data validasi. Beberapa parameter yang diamati meliputi training accuracy, validation accuracy, training loss, dan validation loss. Pemantauan ini bertujuan untuk memastikan bahwa proses pembelajaran berjalan dengan baik serta untuk mendeteksi kemungkinan terjadinya overfitting, yaitu kondisi ketika model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan.

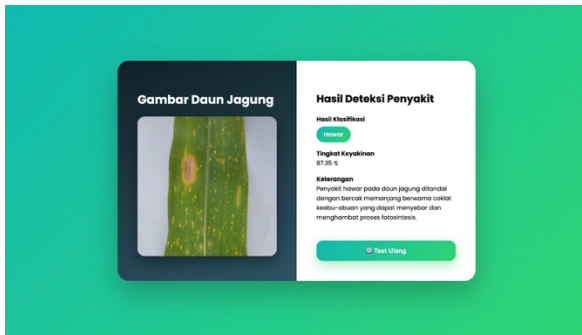
Setelah tahap pelatihan selesai, model yang telah terbentuk kemudian disimpan dalam format .h5. Penyimpanan model dalam format tersebut memungkinkan model digunakan kembali pada tahap implementasi sistem berbasis web tanpa perlu melakukan proses pelatihan ulang.

### Implementasi Antarmuka Web

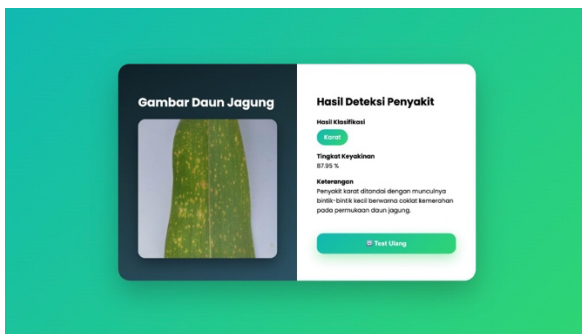
Tahap implementasi web dilakukan setelah model CNN selesai dilatih dan disimpan dalam format .h5. Pada tahap ini, model dimuat kembali ke dalam sistem dan digunakan sebagai alat prediksi terhadap citra baru. Model tidak lagi melalui proses pelatihan, melainkan hanya digunakan untuk melakukan klasifikasi gambar yang diunggah oleh pengguna. Pengembangan aplikasi web menggunakan framework Flask sebagai *backend*. Output sistem kemudian ditampilkan dalam bentuk informasi yang mudah dipahami, seperti jenis kondisi daun (sehat, hawar, atau karat), tingkat kepercayaan prediksi dalam bentuk persentase, serta deskripsi singkat terkait penyakit yang terdeteksi.



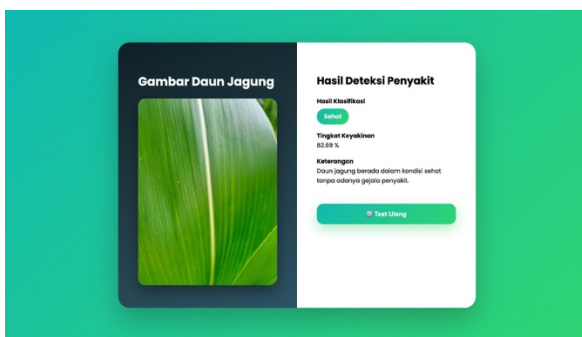
Gambar 3. Tampilan Awal Sistem



Gambar 4. Hasil Deteksi Penyakit Hawar



Gambar 5. Hasil Deteksi Penyakit Karat



Gambar 6. Hasil Deteksi Daun Sehat

Gambar diatas menampilkan halaman hasil deteksi yang dirancang untuk menyajikan informasi klasifikasi secara sistematis dan mudah dipahami. Pada sisi kiri halaman, ditampilkan kembali citra daun jagung yang telah diunggah oleh pengguna. Penayangan ulang gambar ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem memproses citra yang benar serta memberikan kesempatan kepada pengguna untuk melakukan verifikasi visual terhadap objek yang dianalisis.

Pada sisi kanan, sistem menampilkan hasil klasifikasi berupa kategori kondisi daun, yaitu Hawar, Karat, atau Sehat. Label hasil ditampilkan secara jelas dan menonjol agar pengguna dapat langsung mengetahui hasil identifikasi tanpa harus membaca seluruh penjelasan yang tersedia.

Selain itu, sistem juga menampilkan informasi tingkat keyakinan (*confidence score*) yang

menunjukkan probabilitas prediksi model terhadap kelas yang dipilih. Informasi ini membantu pengguna memahami bahwa hasil yang diberikan merupakan keluaran model kecerdasan buatan dengan tingkat kepercayaan tertentu.

Bagian berikutnya adalah keterangan singkat yang menjelaskan kondisi daun sesuai hasil klasifikasi. Jika sistem mendeteksi adanya penyakit, maka ditampilkan deskripsi mengenai ciri-ciri visual penyakit tersebut. Sebaliknya, jika daun teridentifikasi dalam kondisi sehat, sistem akan memberikan informasi bahwa tidak ditemukan indikasi gejala penyakit. Fitur ini tidak hanya memberikan hasil deteksi, tetapi juga berfungsi sebagai media edukasi bagi pengguna.

Bagian bawah halaman tersedia tombol Test Ulang yang memungkinkan pengguna kembali ke halaman utama untuk melakukan deteksi pada gambar lain. Fitur ini mendukung penggunaan sistem secara berulang dengan lebih praktis dan fleksibel.

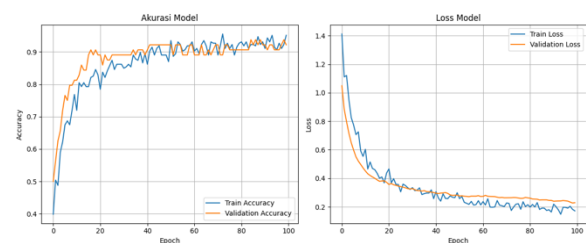
Secara keseluruhan, halaman hasil deteksi dirancang dengan konsep antarmuka yang sederhana, informatif, dan responsif. Desain tersebut bertujuan untuk meningkatkan kemudahan penggunaan (*usability*) serta memastikan hasil klasifikasi dapat dipahami secara cepat dan jelas, baik untuk kategori hawar, karat, maupun sehat.

### Hasil Pengujian Sistem

Hasil pengujian sistem dilakukan melalui dua tahapan utama, yaitu pengujian model dan pengujian sistem.

#### Pengujian Model

Pengujian model deteksi penyakit daun jagung yaitu berisi mengenai akurasi dan loss model, *classification report* dan *confusion matrix* untuk mengetahui performa klasifikasi pada masing-masing kelas, yaitu hawar, karat, dan sehat.



Gambar 7. Hasil Pengujian Model

Gambar diatas merupakan hasil pelatihan model, terlihat bahwa nilai akurasi mengalami peningkatan secara signifikan seiring bertambahnya epoch. Pada akhir proses training, model berhasil mencapai training accuracy sebesar 95% dan validation

accuracy sebesar 93%. Kedekatan nilai akurasi antara data pelatihan dan data validasi menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik serta memiliki kemampuan generalisasi yang baik.

Selain itu, grafik loss menunjukkan tren penurunan yang stabil selama proses pelatihan. Pada akhir training, diperoleh training loss sebesar 0.18 dan validation loss sebesar 0.23. Nilai loss yang rendah serta perbedaan yang tidak signifikan antara training dan validation menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting maupun underfitting secara berarti.

```

    === CLASSIFICATION REPORT ===
              precision    recall  f1-score   support

   hawar         0.95      0.82      0.88         22
   karat         0.83      0.95      0.89         21
   sehat         1.00      1.00      1.00         21

   accuracy              0.92         64
  macro avg         0.93      0.92      0.92         64
 weighted avg         0.93      0.92      0.92         64
    
```

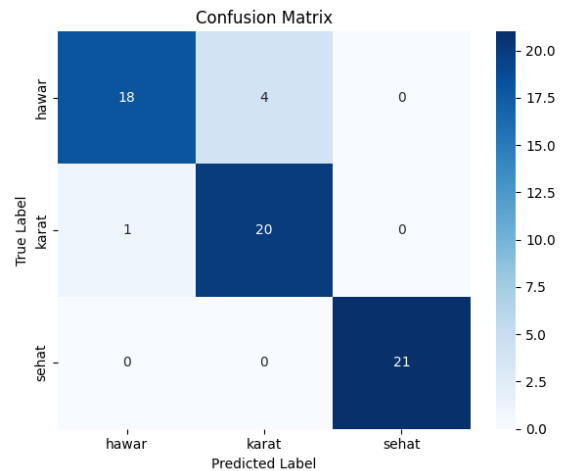
Gambar 8. Hasil *Classification Report*

Gambar diatas menampilkan hasil *classification report* yang menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan citra daun jagung pada setiap kelas. Untuk kelas sehat, model mencapai nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 1.00. Nilai tersebut mengindikasikan bahwa seluruh citra daun sehat berhasil dikenali dengan sangat akurat tanpa kesalahan klasifikasi.

Pada kelas hawar, model memperoleh *precision* sebesar 0.95, *recall* sebesar 0.82, dan *f1-score* sebesar 0.88. Nilai ini menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi pada kelas hawar sudah tepat, meskipun masih terdapat beberapa citra yang belum terdeteksi secara optimal.

Sementara itu, untuk kelas karat, diperoleh nilai *precision* sebesar 0.83, *recall* sebesar 0.95, dan *f1-score* sebesar 0.89. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mendeteksi citra yang benar-benar termasuk kelas karat, meskipun terdapat beberapa prediksi yang masih tercampur dengan kelas lain.

Secara keseluruhan, model menghasilkan tingkat akurasi sebesar 0.92 (92%), dengan rata-rata *precision* sebesar 0.93, *recall* sebesar 0.92, dan *f1-score* sebesar 0.92. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa model memiliki performa yang stabil dan seimbang dalam mengklasifikasikan citra daun jagung ke dalam tiga kategori, yaitu sehat, hawar, dan karat.



Gambar 9. Hasil *Confusion Matrix*

Pada kelas hawar dan karat, masih terdapat sedikit kesalahan klasifikasi yang saling tertukar. Hal ini menunjukkan bahwa kedua penyakit memiliki karakteristik visual yang relatif mirip sehingga model masih mengalami kebingungan dalam beberapa kasus. Meskipun demikian, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada kedua kelas tersebut tetap berada pada kategori tinggi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai akurasi sebesar ±92%, yang diperoleh melalui analisis confusion matrix dan classification report. Namun, pembahasan terkait kesalahan klasifikasi masih belum mendalam, khususnya dalam mengidentifikasi pola kesalahan, distribusi error antar kelas, serta faktor-faktor yang memengaruhi terjadinya misclassification, seperti kemiripan tekstur, warna, dan kondisi pencahayaan pada citra daun jagung.

Secara keseluruhan, berdasarkan confusion matrix yang dilakukan, model CNN yang digunakan dalam sistem deteksi penyakit daun jagung dapat dikatakan memiliki performa yang sangat baik dan layak untuk diimplementasikan.

### Pengujian Sistem

Tahap pengujian awal dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* guna memastikan setiap fitur pada aplikasi deteksi penyakit daun jagung dapat berjalan sesuai dengan spesifikasi fungsional yang telah ditetapkan.

Tabel 1. Pengujian *Blackbox*

No	Jenis Inputan	Skenario Pengujian	Hasil Aktual	Status
1	file PNG, JPG	Gambar daun jagung terdapat bercak coklat memanjang	Hasil klasifikasi hawar dan informasi mengenai penyakit hawar pada daun jagung	Lulus

2	file PNG, JPG	Gambar daun jagung terdapat bercak bintik kecil coklat kemerahan	Hasil klasifikasi karat dan informasi mengenai penyakit karat pada daun jagung	Lulus
3	file PNG, JPG	Gambar daun jagung bersih / segar tanpa ada bintik dan bercak	Hasil klasifikasi sehat dan informasi mengenai daun jagung yang sehat	Lulus
4	file PNG, JPG	Gambar acak(bukan daun jagung)	Muncul pesan "Upload gambar daun jagung dengan lebih jelas"	Lulus
5	bukan file PNG, JPG	file PDF	Muncul pesan "Format file tidak didukung. Harap unggah gambar (PNG, JPG)"	Lulus

Berdasarkan tabel diatas berdasarkan jenis inputan, senario dan hasil aktual yang diharapkan telah sesuai sehingga sistem dapat dikatakan telah berfungsi dengan baik.

Pengujian kedua yaitu *User Acceptance Testing* (UAT) yang dilakukan dengan melibatkan 10 responden, terdiri dari petani jagung dan pengguna umum yang memahami dasar penggunaan aplikasi berbasis web. Skala jawaban yaitu menggunakan skala likert.

**Tabel 2.** Pengujian *User Acceptance Testing* (UAT)

No Aspek Penilaian	Rata-rata	Persentase Kategori
1 Sistem mudah digunakan	4,4	88% Sangat Baik
2 Tampilan antarmuka menarik dan jelas	4,3	86% Sangat Baik
3 Proses deteksi berjalan cepat	4,3	86% Sangat Baik
4 Hasil klasifikasi mudah dipahami	4,4	88% Sangat Baik
5 Informasi keterangan penyakit membantu	4,3	86% Sangat Baik

Berdasarkan hasil tabulasi, seluruh aspek memperoleh nilai rata-rata di atas 4,0 dengan persentase berada pada rentang 86%–88%, yang termasuk dalam kategori Sangat Baik. Hal ini menunjukkan bahwa sistem deteksi penyakit daun jagung diterima dengan sangat baik oleh pengguna dan layak untuk diimplementasikan.

## KESIMPULAN

Berdasarkan seluruh tahapan penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa proses pengolahan citra daun jagung dapat dilakukan melalui beberapa tahap yang sistematis,

dimulai dari pengumpulan dataset, proses prapengolahan citra, pembagian data menjadi data pelatihan dan data pengujian, hingga tahap pelatihan model menggunakan metode CNN. Rangkaian proses tersebut memungkinkan citra digital daun jagung dimanfaatkan secara optimal sebagai data masukan dalam sistem klasifikasi penyakit. Penerapan metode CNN pada penelitian ini mampu mengelompokkan kondisi daun jagung ke dalam tiga kategori, yaitu hawar, karat, dan sehat. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mempelajari pola visual serta karakteristik dari setiap jenis penyakit melalui proses ekstraksi fitur secara otomatis dari citra daun. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan confusion matrix, model yang dikembangkan memperoleh tingkat akurasi sebesar 92,19%, yang mengindikasikan bahwa kinerja klasifikasi sistem berada pada kategori sangat baik.

Selain itu, pengujian menggunakan Black Box Testing memperlihatkan bahwa seluruh fungsi pada sistem dapat berjalan sesuai dengan kebutuhan yang telah dirancang, sedangkan hasil UAT menunjukkan bahwa sistem dapat diterima dengan baik oleh pengguna. Dengan demikian, sistem yang dihasilkan dinilai layak untuk dimanfaatkan sebagai alat bantu dalam proses identifikasi penyakit pada daun jagung secara lebih cepat dan objektif. Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, model yang diusulkan dalam penelitian ini menunjukkan performa yang kompetitif. Jika dibandingkan dengan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini menggunakan MobileNetV2 yang memiliki kompleksitas model lebih ringan. Selain itu, perbedaan utama terletak pada penggunaan dataset citra yang dikumpulkan langsung dari kondisi lapangan, yang cenderung lebih bervariasi dan menantang dibandingkan dataset terkontrol yang digunakan pada penelitian sebelumnya. Dengan demikian, meskipun akurasi tidak selalu lebih tinggi, model yang diusulkan memiliki keunggulan dari sisi generalisasi dan implementasi praktis.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akhyari, M. W., Suyoto, A., & Wibowo, F. W. (2021). Klasifikasi penyakit pada daun jagung menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Informa: Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, 7(2).
- Aliyah, A., Hartono, N., & Muin, A. A. (2025). Penggunaan User Acceptance Testing (UAT) pada pengujian sistem informasi pengelolaan keuangan dan inventaris barang. *Switch: Jurnal Sains dan Teknologi Informasi*, 3(2), 42-58.
- Aulia, A. H. F., Setiawan, A. F. P., Putra, M. R. Z., Pratama, R. P., Nasir, M., & Indriasari, S. (2025). Pengujian Sistem Manajemen Kelapa Sawit Menggunakan Metode Black Box

- Decision Table Testing. *Journal of Informatics and Communication Technology (JICT)*, 7(2), 50-57.
- Azizah, Q. N. (2023). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet. *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, 2(1), 28-33.
- Kurniawan, R., & Hermanto, D. (2025). Klasifikasi jenis penyakit tanaman jagung berdasarkan citra daun menggunakan EfficientNetV2-S. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi*, 9(1), 33–41.
- Kusumastuti, R., Putra, T. D., & Yudam, Z. Z. (2024). Klasifikasi citra penyakit daun jagung menggunakan arsitektur EfficientNet. *Jurnal Multitek Indonesia*, 18(1), 1–10.
- Lesmana, A. M., Fadhillah, R. P., & Rozikin, C. (2022). Identifikasi Penyakit pada Citra Daun Kentang Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Sains Dan Informatika*, 8(1), 21-30.
- Pratama, M. D., Gustriansyah, R., & Purnamasari, E. (2024). Klasifikasi penyakit daun pisang menggunakan convolutional neural network. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 9(1).
- Qur'ani, T. H., Bahri, S., & Gunawan, G. (2025). Optimalisasi model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 untuk deteksi penyakit tanaman jagung. *Jurnal SIMPATIK*, 14(1), 45–54.
- Ramadhan, A., Kurniawan, D., & Iqbal, M. (2024). Klasifikasi penyakit daun apel berbasis deep learning menggunakan CNN. *Jurnal Informatika Polinema*, 7(2).
- Rijal, M., Yani, A. M., & Rahman, A. (2024). Deteksi citra daun untuk klasifikasi penyakit padi menggunakan pendekatan deep learning dengan model CNN. *Jurnal Teknologi Terpadu*, 10(1), 56–62. <https://doi.org/10.54914/jtt.v10i1.1224>
- Sari, N., & Putra, R. (2022). Deteksi penyakit daun cabai menggunakan metode convolutional neural network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(3).
- Wirabowo, I., & Susilawati, I. (2025). Implementasi CNN untuk deteksi penyakit daun jagung berbasis citra digital. *Jurnal Pustaka Data*, 5(1), 60–68.
- Williams, (2025). Klasifikasi penyakit tanaman jagung berdasarkan citra daun menggunakan CNN. *Jurnal Masitika*, 7(2), 95–103.
- Zalmi, W. F., Saputro, P. H., Sitanggang, J., & Leatemia, K. (2023). Penerapan convolutional neural network (CNN) untuk klasifikasi penyakit daun tomat. *Informatik: Jurnal Ilmu Komputer*, 21(2).