JEDUMATIC

e-ISSN 3031-8408

Journal of Education and Informatics Research /Vol.7, No.2 2026

Implementasi Sistem Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Berbasis Web

Dwi Apriliani Putri[1*], Eva Yulia Puspaningrum[2], Chrystia Aji Putra[3]

[1,2,3] *Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Surabaya, Indonesia*

email: [1]22081010042@student.upnjatim.ac.id, [2]evapuspaningrum.if@upnjatim.ac.id, [3]ajiputra@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Gejala serangan penyakit pada tanaman jagung pertama kali dapat dikenali melalui perubahan yang terjadi pada bagian daun. Pengenalan jenis penyakit di lapangan masih banyak mengandalkan pengamatan visual petani, sehingga hasilnya dapat berbeda bergantung pada pengalaman masing-masing. Sebagai upaya mengatasi keterbatasan tersebut, dibangun sistem klasifikasi penyakit daun jagung berbasis web yang menggunakan model *hybrid MobileNetV2* dan *Uniform Local Binary Pattern* (ULBP). Sistem dikembangkan menggunakan Streamlit, diintegrasikan dengan *Supabase* untuk menyimpan riwayat analisis, dan diterapkan pada *Streamlit Community Cloud*. Pengembangan sistem menggunakan SDLC model *Waterfall* yang meliputi analisis kebutuhan, perancangan, dan implementasi. Sistem mampu menerima citra, menjalankan klasifikasi, menampilkan hasil prediksi beserta nilai *confidence*, serta menyimpan riwayat analisis. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan klasifikasi penyakit daun jagung dengan baik pada berbagai kondisi, seperti variasi pencahayaan dan latar belakang yang kompleks, serta membantu identifikasi penyakit secara lebih cepat, akurat, dan mudah diakses.

Kata Kunci: Klasifikasi Citra, Penyakit Daun Jagung, *MobileNetV2*, *Uniform Local Binary Pattern*, *Streamlit*.

ABSTRACT

Symptoms of disease attack in maize plants can first be recognised from changes occurring on the leaves. In the field, identifying the type of disease still relies largely on farmers' visual observation, so the results can differ depending on each person's experience. To overcome this limitation, a web-based maize leaf disease classification system was built using a hybrid MobileNetV2 and Uniform Local Binary Pattern (ULBP) model. The system was developed using Streamlit, integrated with Supabase to store the analysis history, and deployed on Streamlit Community Cloud. System development used the SDLC Waterfall model, covering requirement analysis, design, and implementation. The system is able to receive an image, run the classification, display the prediction result together with its confidence value, and store the analysis history. The results show that the system classifies maize leaf diseases well under various conditions, such as lighting variation and complex backgrounds, and supports faster, more accurate, and more accessible disease identification.

Keywords: *Image Classification, Maize Leaf Disease, MobileNetV2, Uniform Local Binary Pattern, Streamlit.*

PENDAHULUAN

Di Indonesia, jagung menjadi salah satu komoditas penting dalam sektor pertanian dan pangan. Selain sebagai bahan pangan, juga dimanfaatkan sebagai bahan baku industri, maupun pakan ternak. Namun, produksinya masih belum stabil dari tahun ke tahun, terlihat dari perubahan luas panen dan jumlah produksi yang tercatat secara berkala (BPS, 2025). Salah satu faktor yang dapat memengaruhi produktivitas jagung adalah serangan penyakit pada bagian daun, seperti *Gray Leaf Spot*, *Common Rust*, dan *Blight* yang dapat menyebabkan penurunan hasil panen apabila tidak dikenali dan ditangani secara tepat (Albana & Resti, 2024). Sampai saat ini, pengenalan penyakit daun jagung di lapangan masih bergantung pada pengamatan gejala secara langsung, sehingga ketepatannya dipengaruhi pengalaman dan kemampuan setiap petani dan berpotensi menghasilkan perbedaan hasil identifikasi (Iswantoro & Handayani UN, 2022). Keterbatasan tersebut menunjukkan perlunya sistem klasifikasi yang cepat dan konsisten.

Perkembangan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan mendorong penerapan metode berbasis *computer vision* di berbagai bidang, termasuk pertanian untuk identifikasi penyakit tanaman secara otomatis (Fitriani et al., 2026). Metode yang banyak digunakan adalah *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), karena mampu mempelajari fitur visual secara otomatis dari citra. Namun, arsitektur CNN yang kompleks membutuhkan sumber daya komputasi besar, sehingga arsitektur ringan seperti MobileNetV2 banyak dipilih karena jumlah parameternya lebih rendah dengan performa klasifikasi yang tetap kompetitif (Chen et al., 2024; Putro et al., 2025). Meski demikian, variasi pencahayaan, latar belakang, dan jarak pengambilan pada citra lapangan memerlukan informasi tambahan untuk mendukung klasifikasi.

Gejala penyakit daun ditandai perubahan pola visual pada permukaan daun, sehingga informasi tekstur lokal dapat menjadi fitur pelengkap. Salah satu metode ekstraksi fitur tekstur yang dapat diterapkan adalah *Uniform Local Binary Pattern* (ULBP), yang mampu merepresentasikan pola tekstur secara ringkas dan informatif (Rahiddin et al., 2022). Penggabungan fitur berbasis *deep learning* dan fitur tekstur lokal terbukti meningkatkan performa klasifikasi penyakit tanaman (Hosny et al., 2023; Khoirunnisa et al., 2025).

Sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada tahap pengembangan dan evaluasi model. Implementasi model ke dalam sistem berbasis web diperlukan agar hasil klasifikasi dapat dimanfaatkan secara lebih praktis oleh pengguna (Miftakhoneki et al., 2021). *Framework Streamlit* mendukung integrasi model klasifikasi dengan antarmuka web yang interaktif (Krisna Amarya et al., 2025).

Penelitian ini berkontribusi dalam penerapan model *hybrid MobileNetV2* dan ULBP ke dalam sistem berbasis web, mencakup perancangan arsitektur sistem, integrasi model hybrid tersebut ke dalam aplikasi web menggunakan *framework Streamlit*, pemanfaatan layanan *cloud* untuk *deployment* sistem sekaligus penyimpanan riwayat analisis, serta evaluasi fungsional sistem. Sistem diharapkan menjadi media pendukung identifikasi awal penyakit daun jagung yang lebih cepat, akurat, dan mudah diakses.

METODE

Tahapan penelitian disusun menggunakan *System Development Life Cycle* (SDLC) dengan model *Waterfall*, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode penelitian *waterfall*

1. Data pengujian

Data pengujian digunakan untuk menguji fungsionalitas aplikasi web dan tidak digunakan dalam proses pelatihan model. Data berupa citra daun jagung dengan empat label, yaitu *Gray Leaf Spot*, *Common Rust*, *Blight*, dan *Healthy*. Citra diperoleh secara langsung dari ladang jagung di Desa Tladan, Kecamatan Kawedanan, Kabupaten Magetan menggunakan kamera *smartphone* pada pagi dan sore hari. Citra berformat JPG dengan rasio aspek 3:4 serta memiliki variasi pencahayaan dan latar belakang kompleks.



Gambar 2. Contoh data uji daun jagung *gray leaf spot, common rust*, *healthy*, *blight*

2. Analisis Kebutuhan Sistem

Tahap analisis kebutuhan menentukan fungsi dan kebutuhan sistem agar proses klasifikasi berjalan optimal.

a. Kebutuhan Fungsional

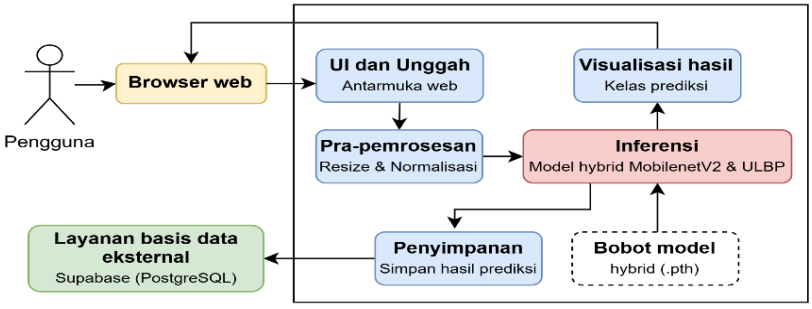
Kebutuhan fungsional mencakup fungsi yang harus tersedia agar sistem dapat menjalankan proses klasifikasi. Sistem dirancang untuk menerima masukan citra melalui unggah berkas atau kamera perangkat, melakukan proses klasifikasi menggunakan model yang telah dilatih, menampilkan hasil prediksi, serta menyimpan hasil analisis ke dalam basis data. Data tersebut dapat ditampilkan kembali kepada pengguna sebagai riwayat analisis.

b. Kebutuhan Non-Fungsional

Kebutuhan non-fungsional berkaitan dengan aspek kualitas yang mendukung penggunaan sistem, meliputi kemudahan penggunaan, kecepatan klasifikasi, keamanan basis data, dan kemudahan akses melalui perangkat berbasis web.

3. Perancangan Arsitektur Sistem

Arsitektur sistem menggambarkan hubungan antarbagian dalam sistem berbasis web yang dibangun menggunakan *Streamlit*, terdiri atas antarmuka web, pra-pemrosesan citra, modul klasifikasi berbasis *hybrid MobileNetV2* dan *Uniform Local Binary Pattern* (ULBP), penyajian hasil, serta penyimpanan data pada *Supabase* berbasis *PostgreSQL*. Model hasil pelatihan diintegrasikan melalui berkas *bobot.pth* untuk tahap inferensi.

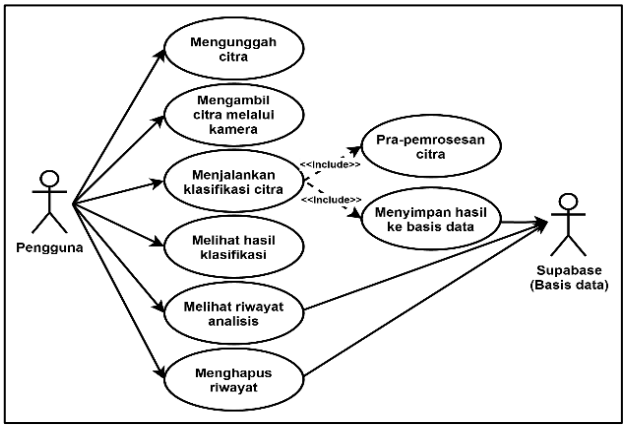


Gambar 3. Arsitektur sistem web

Berdasarkan Gambar 3, citra yang diunggah melewati pra-pemrosesan sebelum diklasifikasikan. Hasilnya disimpan sebagai riwayat analisis pada *Supabase* dan ditampilkan kembali melalui antarmuka web.

4. *Use Case Diagram*

Use case diagram menggambarkan hubungan pengguna dengan fungsi utama sistem, mulai dari mengunggah gambar hingga penampilan hasil klasifikasi.

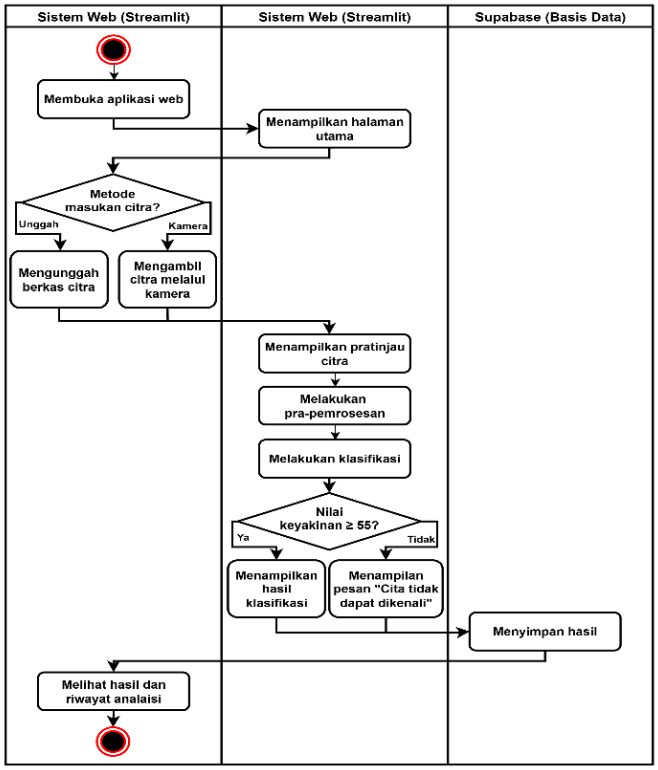


Gambar 4. *Use case diagram*

Pada Gambar 4, pengguna dapat mengunggah citra daun jagung atau mengambilnya melalui kamera untuk diklasifikasikan. Setelah proses selesai, pengguna dapat melihat hasil klasifikasi, melihat riwayat analisis, serta menghapus riwayat yang tidak diperlukan, dengan *Supabase* sebagai penyimpan hasil dan riwayat klasifikasi.

5. *Activity Diagram*

Activity diagram menggambarkan alur aktivitas antara pengguna, sistem web, dan layanan basis data selama proses klasifikasi.

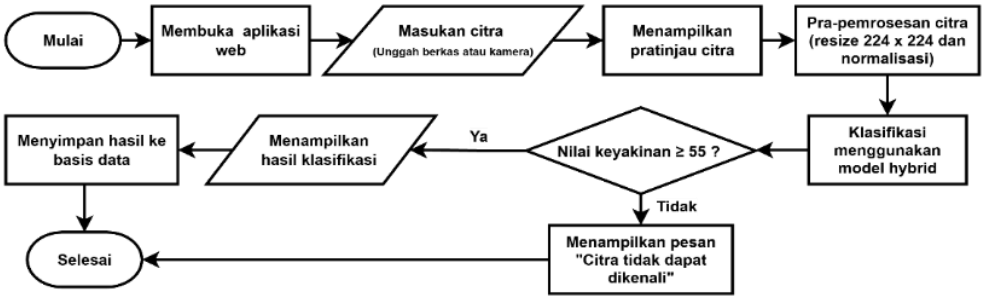


Gambar 5. *Activity diagram*

Pada Gambar 5, aktivitas dimulai saat pengguna membuka aplikasi web dan sistem menampilkan halaman utama. Pengguna memilih metode masukan citra melalui unggah berkas atau kamera, kemudian sistem menampilkan pratinjau citra. Selanjutnya, sistem melakukan pra-pemrosesan dan klasifikasi citra. Jika nilai keyakinan ≥ 55%, sistem menampilkan hasil klasifikasi dan menyimpannya ke basis data. Jika nilai keyakinan < 55%, sistem menampilkan pesan "Citra tidak dapat dikenali".

6. *Flowchart* Sistem

Flowchart sistem menggambarkan tahapan kerja sistem dalam melakukan klasifikasi citra secara berurutan, mulai dari citra masukan hingga hasil klasifikasi tersimpan.



Gambar 6. *Flowchart* sistem

Pada Gambar 6, pengguna memasukkan citra melalui unggah berkas atau kamera, kemudian sistem menampilkan pratinjau citra. Citra selanjutnya melalui tahap pra-pemrosesan dengan ukuran 224 × 224 piksel dan normalisasi, kemudian diklasifikasikan menggunakan model *hybrid*. Jika nilai keyakinan ≥ 55%, hasil klasifikasi ditampilkan dan disimpan ke basis data. Jika nilai keyakinan < 55%, sistem menampilkan pesan "Citra tidak dapat dikenali".

7. Perancangan Basis Data

Penyimpanan data menggunakan *Supabase* berbasis *PostgreSQL*. Berkas citra disimpan pada layanan penyimpanan objek, sedangkan hasil analisis dan riwayat klasifikasi disimpan dalam satu tabel riwayat. Struktur tabel riwayat ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Struktur tabel riwayat analisis

Nama Kolom	Tipe Data	Wajib	Keterangan
id	Int8	Ya	Pengenal unik setiap catatan riwayat
method	text	Ya	Sumber masukan citra, unggah berkas atau kamera
created_at	timestamptz	Ya	Waktu analisis dilakukan
label	text	Ya	Nama diagnosis yang ditampilkan kepada pengguna
confidence	numaric	Ya	Nilai keyakinan hasil klasifikasi
image_url	text	Ya	Tautan citra yang tersimpan pada layanan penyimpanan
Image_path	text	Ya	Nama berkas citra di dalam bucket, dipakai saat menghapus riwayat
predicted_class	text	Ya	Kelas penyakit hasil klasifikasi model
device_id	text	Ya	Pengenal perangkat pengguna

8. Lingkungan Implementasi dan *Deployment*

Aplikasi web dibuat menggunakan *Python* dengan *Streamlit* sebagai *framework* antarmuka. Program, berkas bobot model, dan *requirements.txt* disimpan pada repositori GitHub yang dihubungkan dengan *Streamlit Community Cloud* untuk proses *deployment*. Informasi koneksi ke *Supabase* dikonfigurasi melalui fitur *Secrets* untuk menjaga keamanan informasi akses. Setelah proses *deployment*

berhasil, aplikasi dapat diakses melalui URL bawaan *Streamlit Community Cloud* tanpa pemasangan pada perangkat pengguna.

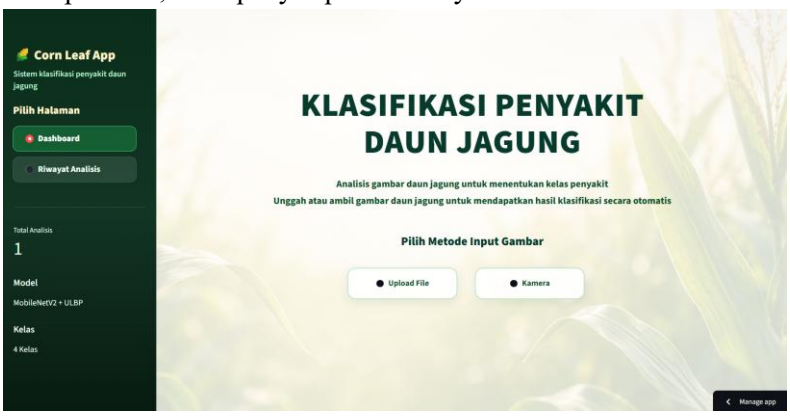
9. Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan untuk membuktikan setiap fungsi aplikasi web berjalan sesuai rancangan, meliputi unggah citra, pengambilan citra melalui kamera, klasifikasi, penampilan hasil, serta penyimpanan dan pemanggilan riwayat analisis, termasuk pada citra dengan pencahayaan dan latar belakang berbeda.

HASIL DAN PEMBAHASAN

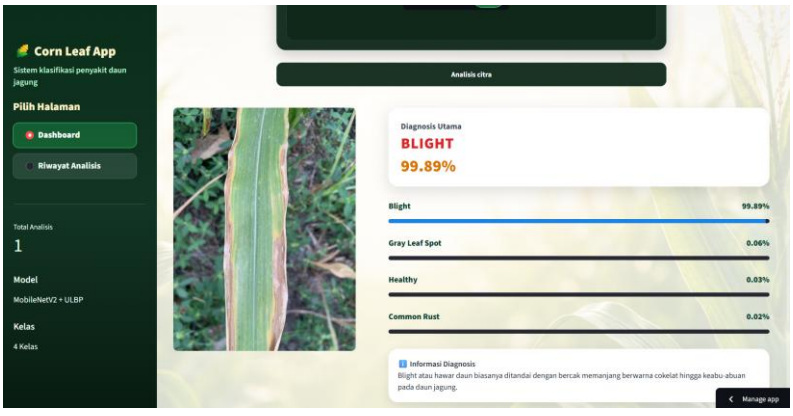
1. Implementasi Antarmuka Sistem

Sistem diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web menggunakan *Streamlit* yang menyediakan masukan citra melalui unggah berkas atau kamera, klasifikasi dengan model *hybrid MobileNetV2* dan ULBP, penyajian hasil prediksi, serta penyimpanan riwayat analisis.



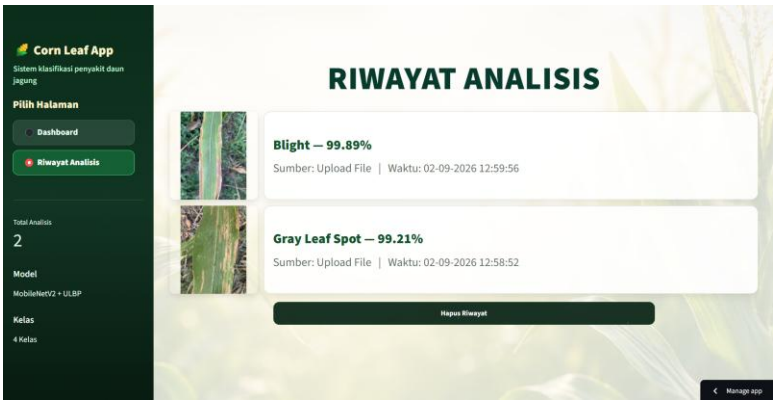
Gambar 7. Tampilan halaman utama

Gambar 7 menampilkan halaman utama yang menyediakan dua metode masukan citra, yaitu unggah berkas dan kamera, serta informasi jumlah analisis, kelas yang tersedia, dan menu riwayat analisis.



Gambar 8. Tampilan hasil klasifikasi

Gambar 8 menampilkan hasil klasifikasi berupa kelas prediksi utama beserta nilai keyakinan, distribusi nilai pada setiap kelas, citra masukan, dan informasi singkat mengenai penyakit yang teridentifikasi.



Gambar 9. Tampilan halaman riwayat analisis

Gambar 9 menampilkan halaman riwayat analisis yang memuat citra, kelas prediksi, nilai keyakinan, sumber masukan, dan waktu analisis, sehingga hasil klasifikasi sebelumnya dapat ditinjau kembali.

2. Hasil Pengujian Fungsional

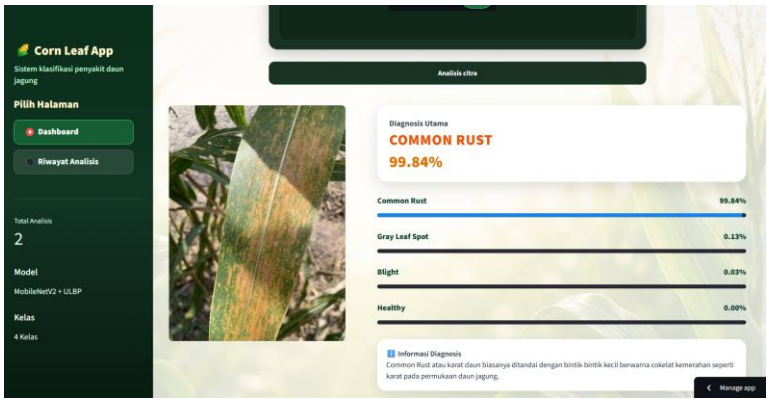
Pengujian fungsional menilai kesesuaian setiap fitur terhadap rancangan menggunakan citra empat kelas dengan variasi pencahayaan, sudut pengambilan, dan latar belakang. Hasilnya ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil *black box testing*

Fitur yang Diuji	Cara Pengujian	Status	Keterangan
Akses halaman utama	Membuka URL aplikasi melalui peramban	Berhasil	Halaman utama tampil tanpa galat
Unggah berkas citra	Memasukkan citra berformat JPG, JPEG, atau PNG	Berhasil	Berkas terbaca dan ditampilkan
Masukan kamera	Mengambil citra menggunakan kamera perangkat	Berhasil	Citra berhasil diambil dan ditampilkan
Pratinjau citra	Menampilkan citra sebelum dianalisis	Berhasil	Pratinjau muncul sebelum klasifikasi
Proses klasifikasi	Menekan tombol analisis pada citra masukan	Berhasil	Inferensi selesai tanpa kegagalan
Visualisasi hasil	Memeriksa hasil setelah klasifikasi	Berhasil	Kelas prediksi ditampilkan pada antarmuka
Tampilan nilai keyakinan	Memeriksa skor pada hasil klasifikasi	Berhasil	Persentase ditampilkan untuk keempat kelas
Penyimpanan riwayat	Memeriksa tabel riwayat pada basis data	Berhasil	Hasil analisis tersimpan pada basis data
Halaman riwayat	Membuka halaman riwayat analisis	Berhasil	Hasil klasifikasi sebelumnya ditampilkan kembali
Konsistensi UI	Pemakaian berulang	Berhasil	Antarmuka berjalan tanpa gangguan
Variasi pencahayaan	Citra daun pada kondisi pencahayaan berbeda	Berhasil	Kelas prediksi tetap sesuai
Variasi latar belakang	Citra daun dengan latar belakang kompleks	Berhasil	Kelas prediksi tetap sesuai

3. Pengujian Variasi Pencahayaan dan Latar Belakang Kompleks

Pengujian menggunakan citra daun jagung dengan pencahayaan berbeda dan latar belakang kompleks. Sistem tetap dapat memproses citra dan menghasilkan klasifikasi yang sesuai meskipun terdapat perbedaan intensitas cahaya dan bayangan.



Gambar 10. Hasil klasifikasi pada kondisi berbeda

4. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa rancangan sistem berhasil diterapkan pada aplikasi web, sehingga SDLC model *Waterfall* sesuai digunakan karena kebutuhan dan fungsi sistem telah ditetapkan sejak awal. Pengujian pada citra lapangan dengan kondisi beragam menunjukkan integrasi model *hybrid MobileNetV2* dan ULBP berjalan tanpa gangguan pada fungsi utama aplikasi. Hasil ini sesuai dengan penelitian terdahulu yang melaporkan bahwa penggabungan fitur *deep learning* dan fitur tekstur lokal dapat mendukung performa klasifikasi penyakit tanaman (Hosny et al., 2023; Khoirunnisa et al., 2025).

Pemanfaatan *Streamlit* dan *Supabase* memungkinkan proses klasifikasi dan penyimpanan riwayat berjalan dalam satu aplikasi yang dapat diakses secara publik, sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menempatkan sistem berbasis web sebagai media penyampaian hasil diagnosis kepada pengguna (Krisna Amarya et al., 2025; Miftakhoneki et al., 2021). Namun, pengujian masih terbatas pada empat kelas penyakit.

KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan sistem klasifikasi penyakit daun jagung berbasis web yang mengimplementasikan model *hybrid MobileNetV2* dan *Uniform Local Binary Pattern* melalui SDLC model *Waterfall*, mulai dari analisis kebutuhan dan perancangan sistem hingga implementasi menggunakan *framework Streamlit* yang terintegrasi dengan *Supabase* pada S*treamlit Community Cloud*. Pengujian *black box* menunjukkan seluruh fungsi berjalan sesuai rancangan, dan sistem tetap menghasilkan klasifikasi yang sesuai pada citra dengan variasi pencahayaan serta latar belakang kompleks, sehingga dapat berperan sebagai media pendukung identifikasi awal penyakit daun jagung. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah kelas penyakit dan mengembangkan sistem untuk jenis tanaman lain.

.

REFERENSI

Albana, H., & Resti, Z. (2024). Tingkat Serangan Penyakit Karat Daun Pada Tanaman Jagung Manis di Kecamatan Kuranji. Agrifor, 23(2), 305. https://doi.org/10.31293/agrifor.v23i2.7527

BPS. (2025, August 15). Luas Panen dan Produksi Jagung di Indonesia 2024. Badan Pusat Statistik. https://www.bps.go.id/id/publication/2025/08/15/2bb49a0af17ec89ac16971de/luas-panen-dan-produksi-jagung-di-indonesia-2024.html

Chen, H., Zhou, G., He, W., Duan, X., & Jiang, H. (2024). Classification and identification of agricultural products based on improved MobileNetV2. Scientific Reports, 14(1), 3454. https://doi.org/10.1038/s41598-024-53349-w

Fitriani, I., Devi, R., Fokker, A., Sajjana, C., & Irfan, M. (2026). Classification of Corn Leaf Disease Images Using Convolutional Neural Network Algorithm. Public Research Journal of Engineering, Data Technology and Computer Science, 3(2), 113–125. https://doi.org/10.57152/PREDATECS.V3I2.2105

Hosny, K. M., El-Hady, W. M., Samy, F. M., Vrochidou, E., & Papakostas, G. A. (2023). Multi-Class Classification of Plant Leaf Diseases Using Feature Fusion of Deep Convolutional Neural Network and Local Binary Pattern. IEEE Access, 11, 62307–62317. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3286730

Iswantoro, D., & Handayani UN, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi, 22(2), 900. https://doi.org/10.33087/jiubj.v22i2.2065

Khoirunnisa, I. I., Fadlil, A., & Yuliansyah, H. (2025). MoLLe: A Hybrid Model for Classifying Diseases in Chili Plants Using Leaf Images. Scientific Journal of Informatics, 12(3), 453–464. https://doi.org/10.15294/sji.v12i3.29071

Krisna Amarya, T., Firliana, R., & Ristyawan, A. (2025). Aplikasi Deteksi Dini Penyakit Stroke Menggunakan Streamlit. Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi), 9(1), 453–462. https://doi.org/10.29407/XGVR9H34

Miftakhoneki, S., Vita Via, Y., & Maulana, H. (2021). Aplikasi Diagnosa Jenis Penyakit Pada Tanaman Belimbing Berbasis Web. Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi, 2(1), 43–50. https://doi.org/10.33005/jifosi.v2i1.267

Putro, S. S., Ansori, N., Fuad, M., Rochman, E. M. S., Asmara, Y. P., & Rachmad, A. (2025). Corn Leaf Disease Classification Using Convolutional Neural Network Based on MobileNetV2 with RMSProp Optimization. Mathematical Modelling of Engineering Problems, 12(2), 465–474. https://doi.org/10.18280/mmep.120211

Rahiddin, R. N. N., Hashim, U. R., Salahuddin, L., Kanchymalay, K., Wibawa, A. P., & Chun, T. H. (2022). Local Texture Representation for Timber Defect Recognition based on Variation of LBP. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 13(10). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0131053