JEMSI: Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi
E-ISSN: 2686-5238
P-ISSN: 2686-4916
https://dinastirev.org/JEMSI dinasti.info@gmail.com +62 811 7404 455
DOI: https://doi.org/10.38035/jemsi.v7i2
https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Received: 27 November 2025 | **Revised:** 10 Desember 2025 | **Accepted:** 21 Desember 2025

Perancangan Aplikasi Diagnosis Penyakit Tanaman Berbasis Web Menggunakan Model CNN

Luissandro Hermawan[1], Tony Tony[2], Irvan Lewenusa[3]
[1]Universitas Tarumanagara, Jakarta Barat, Indonesia, wiloslahluis@gmail.com
[2]Universitas Tarumanagara, Jakarta Barat, Indonesia, tony@fti.untar.ac.id
[3]Universitas Tarumanagara, Jakarta Barat, Indonesia, irvanl@fti.untar.ac.id

Corresponding Author: wiloslahluis@gmail.com[1]

Abstract: *Despite Indonesia's enormous horticultural potential, productivity is often hampered by plant diseases that are difficult to detect quickly and accurately, leading to crop losses, excessive pesticide use, and a lack of digital agricultural literacy. Most currently available research and applications are still partial and focus solely on disease identification or educational materials, without integrating automated diagnosis with interactive learning features. The objective of this research is to create a web application for horticultural plant disease diagnosis based on the MobileNetV2 Convolutional Neural Network (CNN) using a transfer learning approach. This method utilizes the PlantVillage dataset for initial training and PlantDoc to validate the model under more complex field conditions. The system is built using React.js architecture on the frontend, Node.js on the backend, and MySQL as the database. TensorFlow.js is used for model inference directly in the browser. The application features automated leaf image-based diagnosis, a trackable diagnosis history, and an educational chatbot that offers additional explanations, interactive learning, and treatment suggestions to users. Furthermore, collaboration with the Center for Seed Development and Plant Protection facilitated this research. The center provides technical input, field validation, and ensures that the developed system is accurate and relevant to real-world practice. Data collection, system design, implementation, multilevel testing, and model performance evaluation using F1-score, recall, and confusion matrix are all part of the research process. Black Box testing results indicate that all system components function as required. The UAT used by crop protection experts has a simple and understandable interface, a 90% diagnostic accuracy rate, and an analysis time of only 7 seconds. The application is easy to use even for non-technical users, according to SUS testing. MobileNetV2 proved to be superior to systems without a training model, especially in terms of stability and accuracy across lighting variations and shooting angles. This research not only provides a fast and accurate diagnostic solution but also helps farmers learn more about digital agriculture, encourages them to use technology, and supports efforts to build a more modern, efficient, and sustainable horticultural agriculture in Indonesia.*

Keywords: *Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Transfer Learning, Research and Development, Digital Agriculture.*

Abstrak: Meskipun Indonesia memiliki potensi hortikultura yang sangat besar, produktivitas sering terhambat oleh penyakit tanaman yang sulit dideteksi secara cepat dan tepat, yang menyebabkan kerugian panen, penggunaan pestisida yang berlebihan, dan kurangnya literasi pertanian digital. Sebagian besar penelitian dan aplikasi yang saat ini tersedia masih bersifat parsial dan hanya berkonsentrasi pada mengidentifikasi penyakit atau menyediakan materi edukasi, tanpa mengintegrasikan diagnosis otomatis dengan fitur pembelajaran interaktif. Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat aplikasi web untuk diagnosis penyakit tanaman hortikultura berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) *MobileNetV2* menggunakan pendekatan pembelajaran transfer. Metode ini menggunakan dataset PlantVillage untuk pelatihan awal dan PlantDoc untuk memvalidasi model dalam kondisi lapangan yang lebih rumit. Sistem dibangun dengan menggunakan arsitektur React.js di frontend, Node.js di backend, dan MySQL sebagai basis data. *TensorFlow.js* digunakan untuk inferensi model secara langsung di browser. Aplikasi ini memiliki fitur diagnosis otomatis berbasis citra daun, riwayat diagnosis yang dapat dilacak, dan chatbot edukatif yang menawarkan penjelasan tambahan, pembelajaran interaktif, dan saran penanganan kepada pengguna. Selain itu, kerja sama dengan Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman membantu penelitian ini. Pusat ini memberikan masukan teknis, validasi lapangan, dan menjamin bahwa sistem yang dikembangkan akurat dan relevan untuk praktik dunia nyata. Pengumpulan data, perancangan sistem, implementasi, pengujian multilevel, dan evaluasi performa model menggunakan F1-*score*, *recall*, dan *confusion matrix* adalah bagian dari proses penelitian. Hasil pengujian *Black Box* menunjukkan bahwa seluruh komponen sistem bekerja sesuai kebutuhan. UAT yang digunakan oleh ahli proteksi tanaman memiliki antarmuka yang sederhana dan mudah dipahami, tingkat kesesuaian diagnosis 90%, dan waktu analisis hanya 7 detik. Aplikasi ini mudah digunakan bahkan oleh pengguna non-teknis, menurut pengujian SUS. *MobileNetV2* terbukti lebih baik daripada sistem tanpa model pelatihan, terutama dalam hal stabilitas akurasi variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar. Penelitian ini tidak hanya menyediakan solusi diagnosis yang cepat dan akurat, tetapi juga membantu petani belajar lebih banyak tentang pertanian digital, mendorong mereka untuk menggunakan teknologi, dan mendukung upaya untuk membangun pertanian hortikultura yang lebih modern, efisien, dan berkelanjutan di Indonesia.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network*, *MobileNetV2*, *Transfer Learning*, *Research and Development*, Pertanian Digital.

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris dengan potensi besar dalam pengembangan komoditas hortikultura, khususnya pada tanaman jagung, tomat, cabai, dan kentang (Anhar & Putra, 2023). Keempat komoditas ini memiliki peran penting dalam memenuhi kebutuhan pangan nasional, bernilai ekonomi tinggi baik sebagai produk ekspor maupun bahan baku industri pangan olahan. Namun, serangan penyakit tanaman kerap menjadi kendala serius yang menghambat produktivitas. Misalnya, penyakit bercak ungu akibat jamur *Alternaria porri* pada bawang merah dapat menurunkan mutu dan hasil panen (Faqih & Avianto, 2024), penyakit busuk umbi yang disebabkan *Fusarium oxysporum* mudah menyebar melalui tanah dan sangat merugikan (Cahyani *et al*., 2022), serta penyakit busuk daun (*late blight*) akibat *Phytophthora infestans* yang dapat merusak daun tomat dengan cepat dan mengurangi hasil panen (Prasetyo, 2023). Faktor-faktor seperti kondisi cuaca, serangan hama, penyakit tanaman, dan ketersediaan teknologi menjadi penentu utama keberhasilan produksi hortikultura di Indonesia.

Penelitian ini juga didukung oleh kerja sama dengan Dinas Ketahanan Pangan, Kelautan, dan Pertanian Provinsi DKI Jakarta melalui Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman. Tujuan kerja sama ini adalah untuk menemukan solusi untuk masalah ini. Kehadiran

mitra ahli penyakit tanaman sangat penting untuk memberikan masukan teknis, validasi hasil diagnosis, dan memastikan bahwa sistem yang dikembangkan relevan secara akademis dan berguna di lapangan. Diharapkan bahwa kolaborasi ini akan membantu meningkatkan akurasi sistem diagnosis sekaligus menghubungkan kemajuan teknologi informasi dengan praktik pertanian yang berkelanjutan. Selain itu, penelitian ini lebih dipercaya karena didukung oleh mitra karena hasilnya divalidasi melalui penelitian dan pengalaman praktis dalam proteksi tanaman.

Sayangnya, potensi sektor ini belum dimanfaatkan optimal karena keterbatasan akses informasi, rendahnya akurasi diagnosis, dan minimnya media pembelajaran interaktif. Akibatnya, petani, pelajar, dan masyarakat urban kesulitan mengenali gejala penyakit serta menentukan penanganan tepat, sehingga terjadi kesalahan diagnosis dan penggunaan pestisida berlebihan yang merugikan panen, lingkungan, dan kesehatan. Selain itu, masih terdapat kesenjangan penelitian terkait diagnosis penyakit tanaman berbasis citra yang terintegrasi dengan pembelajaran interaktif dan kontekstual. Sebagian besar penelitian maupun aplikasi yang telah dikembangkan masih bersifat parsial, yaitu hanya berfokus pada identifikasi penyakit tanaman melalui citra daun atau sekadar penyediaan materi edukasi pertanian. Belum banyak penelitian yang berupaya mengintegrasikan diagnosis otomatis berbasis machine learning dengan fitur interaktif pada platform digital yang mudah diakses oleh petani. Hal ini menimbulkan kesenjangan dalam pemanfaatan teknologi digital secara komprehensif untuk mendukung praktik pertanian modern. Oleh karena itu, pengembangan aplikasi web diagnosis penyakit tanaman hortikultura berbasis CNN *MobileNetV2* dengan pendekatan *Transfer Learning* menjadi relevan. Pendekatan ini tidak hanya berpotensi menghasilkan diagnosis yang lebih akurat, tetapi juga berkontribusi terhadap peningkatan literasi pertanian digital di Indonesia.

Di lapangan, kebutuhan praktis sering kali tidak terpenuhi oleh sarana edukasi yang ada, yang umumnya masih bersifat tekstual, statis, dan pasif. Hal ini tercermin dari kesalahan pemilihan varietas, pola tanam yang tidak tepat, hingga keterlambatan penanganan penyakit. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa adopsi teknologi digital dalam pertanian dipengaruhi oleh literasi digital, ketersediaan infrastruktur, dan kolaborasi lintas sector (Satria *et al*., 2025). Faktor-faktor tersebut tidak hanya memengaruhi keberhasilan implementasi, tetapi juga berpengaruh terhadap keterlibatan generasi muda dalam pertanian (Siddiqua *et al*., 2022). Generasi muda yang lebih akrab dengan teknologi menjadi target strategis dalam pengembangan pertanian modern, terutama seiring meningkatnya minat pada konsep *smart farming* dan pertanian berkelanjutan.

Teknologi berbasis *Artificial Intelligence (AI)* terbukti mampu meningkatkan efisiensi produksi sekaligus mengurangi penggunaan pestisida melalui diagnosis dini dan rekomendasi penanganan berbasis data (Widianto *et al*., 2022). Pendekatan diagnosis berbasis citra digital juga telah terbukti efektif (Pangestu *et al*., 2025), dengan memanfaatkan *machine learning* dan *Deep Learning* untuk mengenali pola visual pada daun tanaman, sehingga diagnosis dapat dilakukan cepat, akurat, dan konsisten. Tren ini sejalan dengan perubahan peran penyuluh pertanian, yang kini tidak hanya memberi pendampingan tatap muka, tetapi juga menyediakan konten digital, modul pembelajaran, dan layanan konsultasi berbasis teknologi (Syaifulloh *et al*., 2024).

Perubahan tersebut membuka peluang pengembangan platform edukasi yang modern, interaktif, dan responsif terhadap kebutuhan pengguna. Namun, hingga saat ini belum ada platform yang mengintegrasikan diagnosis otomatis berbasis citra daun dengan pembelajaran interaktif, edukasi kontekstual, dan dukungan konsultasi cerdas dalam satu ekosistem digital, khususnya untuk komoditas hortikultura di Indonesia. Kebutuhan akan platform semacam ini semakin mendesak seiring meningkatnya ancaman penyakit tanaman akibat perubahan iklim, cuaca ekstrem, dan mobilitas perdagangan yang mempercepat penyebaran patogen. Untuk menjawab tantangan ini, penelitian ini mengembangkan aplikasi web berbasis *machine*

learning dengan model *Convolutional Neural Network (CNN)* berarsitektur *MobileNetV2* dan metode *Transfer Learning* untuk mengidentifikasi penyakit daun pada tanaman hortikultura.

Model CNN dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam mengekstraksi fitur spasial dari citra melalui proses konvolusi, sehingga efektif dalam mengenali pola visual seperti bentuk, tekstur, dan warna pada daun tanaman. Pendekatan *computer vision* tradisional berbasis *handcrafted features* seperti SIFT, SURF, atau HOG memerlukan ekstraksi fitur manual yang kurang adaptif terhadap variasi citra. Kelemahan ini diatasi oleh CNN dengan mempelajari fitur relevan secara otomatis dari data mentah. Sementara Vision Transformer membutuhkan data besar dan komputasi tinggi, RNN atau LSTM lebih cocok untuk data sekuensial. CNN ideal untuk diagnosis penyakit tanaman pada platform web dan mobile karena akurasi, efisiensi komputasi, dan skalabilitasnya, terutama berkat arsitektur *MobileNetV2* yang ringan dan efisien, sehingga dapat dijalankan di perangkat dengan keterbatasan daya komputasi seperti ponsel pintar dan perangkat *edge* (Halawa, 2024). Model ini dilatih dan divalidasi menggunakan dataset *PlantVillage* dan *PlantDoc* yang umum digunakan pada penelitian klasifikasi penyakit tanaman.

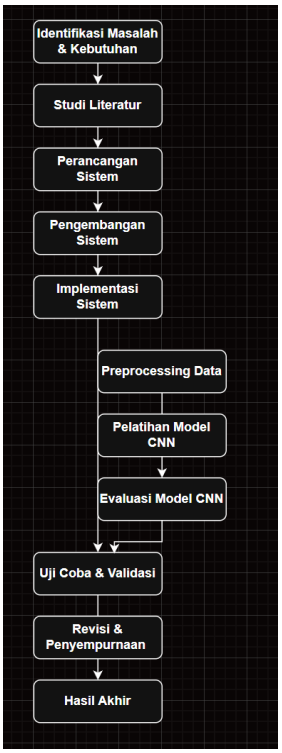
Selain diagnosis otomatis, sistem ini dilengkapi *Chatbot* berbasis pengetahuan, riwayat diagnosis terdokumentasi rapi, serta modul edukasi bertahap yang memandu pengguna dalam pencegahan dan pengendalian penyakit tanaman. Antarmuka aplikasi dirancang *user-friendly* dengan prinsip desain interaktif, navigasi mudah, dan penyajian informasi yang jelas. Inisiatif ini diharapkan menjadi kontribusi nyata dalam meningkatkan literasi pertanian digital di Indonesia. Dengan akses diagnosis yang cepat, akurat, dan informatif, petani dapat mengambil keputusan penanganan tepat dalam waktu singkat. Platform ini juga dapat menjadi media pembelajaran praktis bagi siswa dan mahasiswa pertanian, sekaligus referensi bagi masyarakat umum yang tertarik mengembangkan pertanian di rumah (*urban farming*).

Sebelumnya, beberapa studi mencatat bahwa meski banyak aplikasi deteksi penyakit tanaman berbasis AI telah memiliki tampilan menarik dan performa baik, fitur lanjutan seperti dukungan multibahasa, integrasi forum komunitas, dan materi edukasi berbasis konteks lokal masih jarang tersedia (Hidayat, 2023). Keunggulan penelitian ini adalah menggabungkan diagnosis otomatis dengan edukasi kontekstual dalam platform web yang dapat diakses kapan saja dan di mana saja. Tujuan utama penelitian ini adalah merancang dan membangun sistem diagnosis berbasis web yang fleksibel, informatif, dan mudah diakses oleh petani pemula, pelajar, serta masyarakat umum, sekaligus menjadi model pengembangan teknologi pertanian berbasis AI di masa depan.

METODE

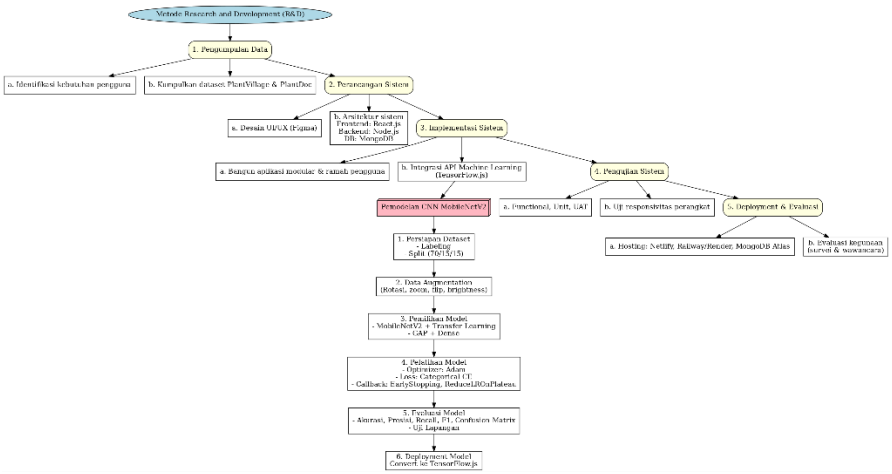
Metode Pengembangan Sistem: *Research and Development* (R&D)

Berikut merupakan gambaran metode penelitian menggunakan Metode *Research and Development*:



Gambar 1. Metode Penelitian Menggunakan Metode *Research and Development* (R&D)

Metode *Research and Development* (R&D) merupakan serangkaian langkah yang digunakan untuk mengembangkan produk baru atau menyempurnakan produk yang sudah ada, sekaligus menguji keefektifannya (Hubel & Wiesel, 1968). Gambar 2 menunjukkan langkah-langkah utama dalam metode penelitian dan pengembangan (R&D).



Gambar 1. Tahapan Metode *Research and Development* (R&D)

1. Pengumpulan Data
   a. Mengidentifikasi kebutuhan sistem dari pengguna (petani, mahasiswa pertanian).
   b. Mengumpulkan dataset publik (*PlantVillage* & *PlantDoc*) untuk mendukung fitur diagnosis.
2. Perancangan Sistem
   a. Mendesain antarmuka dan alur aplikasi menggunakan Figma.
   b. Menentukan arsitektur sistem (frontend: *React.js*, backend: *Node.js*, *Database*: *MongoDB*).
3. Implementasi Sistem

a. Membangun aplikasi secara modular dan ramah pengguna.
b. Mengintegrasikan API Machine Learning (*TensorFlow.js*) untuk diagnosis penyakit.

4. Pengujian Sistem
   a. Functional Testing, Unit Testing, dan User Acceptance Testing (UAT).
   b. Pengujian responsivitas di berbagai perangkat.
5. Deployment & Evaluasi
   a. Hosting frontend di Netlify, backend di Railway/Render, dan *Database* di *MongoDB* Atlas.
   b. Evaluasi kegunaan sistem melalui survei & wawancara.

Pemodelan *Machine Learning*: *Convolutional Neural Network* (CNN) *MobileNetV2*

Model ini digunakan untuk membangun model diagnosis penyakit tanaman berbasis citra daun. *Convolutional Neural Network (CNN)* dipilih karena merupakan *metode Deep Learning* pengembangan dari *Artificial Neural Network* (ANN) konvensional (Singht *et al*., 2020). Langkah-langkahnya:

1. Persiapan Dataset
   a. Membersihkan dan memberi label data *PlantVillage* & *PlantDoc*.
   b. Membagi data menjadi pelatihan (70%), validasi (15%), dan pengujian (15%).
2. Data Augmentation
   a. Rotasi, zoom, flip horizontal, dan penyesuaian kecerahan untuk mencegah overfitting.
3. Pemilihan Model
   a. Menggunakan arsitektur *MobileNetV2* dengan *Transfer Learning*.
   b. Menambahkan lapisan GlobalAveragePooling2D dan Dense untuk klasifikasi multi-kelas.
4. Pelatihan Model
   a. Optimizer: Adam, Loss Function: categorical_crossentropy.
   b. Callback: EarlyStopping & ReduceLROnPlateau.
5. Evaluasi Model
   a. Menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix.
   b. Uji tambahan dengan citra dari kondisi lapangan.
6. Deployment Model
   a. Mengonversi model ke *TensorFlow.js* untuk integrasi dengan aplikasi web.

Lokasi dan Waktu Pelaksanaan

Pelaksanaan perancangan dan penyusunan sistem diagnosis penyakit tanaman berbasis web akan dilakukan di Dinas Ketahanan Pangan, Kelautan dan Pertanian Provinsi DKI Jakarta yang beralamat di Jalan Gunung Sahari Raya Nomor 11, Kecamatan Sawah Besar, Kota Jakarta Pusat, Provinsi DKI Jakarta. Kegiatan ini dimulai pada bulan Agustus 2024 dan akan berlangsung hingga proses pengembangan sistem dinyatakan selesai. Adapun perancangan website dikerjakan di rumah dengan alamat Jalan Delima II/8, RT 002/RW 005, Kelurahan Tanjung Duren Selatan, Kecamatan Grogol Petamburan, Kota Jakarta Barat, 11470.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian Sistem

Pada tahap ini, beberapa pengujian dilakukan untuk memastikan bahwa sistem diagnosis penyakit tanaman hortikultura berbasis web berjalan dengan baik dan memenuhi kebutuhan pengguna. Pengujian dilakukan dalam tiga tahapan utama: pengujian internal yang dilakukan oleh programmer, pengujian penerimaan pengguna (pengujian penerimaan pengguna/UAT), dan pengujian kepuasan pengguna dengan menggunakan Skala Kemudahan Sistem (SUS).

Pengujian *Blackbox* (Programmer Testing)

Pengembang melakukan pengujian blackbox untuk memastikan bahwa setiap unit dan modul dalam aplikasi diagnosis penyakit tanaman berbasis web berfungsi dengan benar sesuai dengan kebutuhan yang ditetapkan pada tahap perancangan sistem. Pengujian ini berfokus pada apakah unit program memenuhi kebutuhan yang disebutkan dalam spesifikasi, dengan menjalankan atau mengeksekusi modul, dan kemudian mengevaluasi apakah hasilnya sesuai. Jika ada hasil yang tidak sesuai, akan dilanjutkan ke pengujian kotak putih berikutnya (Fatta, 2007). Tujuan utama pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa sistem berjalan sesuai dengan alur fungsional tanpa memeriksa kode sumber secara langsung.

Analisis Hasil Pengujian *Blackbox*

Berdasarkan hasil pengujian, seluruh fitur Website telah berfungsi sesuai dengan kebutuhan. Tidak ada masalah dengan proses login, diagnosis, riwayat diagnosis, dan navigasi antarmuka. Diagnosis tanaman memiliki kemampuan untuk memproses gambar dan menampilkan hasil yang akurat, sedangkan chatbot memberikan informasi sesuai dengan topik yang ditanyakan pengguna. Selain itu, riwayat diagnosis dan data profil disimpan dengan aman. Pada tahap pengujian blackbox, tidak ada kesalahan atau ketidaksesuaian yang ditemukan. Hal ini menunjukkan bahwa sistem telah memenuhi standar fungsionalitas dan siap untuk melanjutkan ke tahap pengujian berikutnya, yaitu pengujian penerimaan pengguna (UAT).

Pengujian Penerimaan Pengguna (*User Acceptance Test*/UAT)

Pengujian penerimaan pengguna (UAT), diperlukan untuk memastikan bahwa aplikasi dapat diterima oleh pengguna akhir sesuai dengan kebutuhan operasional. UAT adalah proses validasi terakhir sebelum sistem dinyatakan siap untuk digunakan. UAT adalah proses yang dilakukan untuk mengevaluasi apakah sistem benar-benar memenuhi kebutuhan pengguna sesuai alur kerja dan dapat beroperasi tanpa mengganggu proses bisnis yang terkait. Oleh karena itu, pengujian ini tidak boleh diabaikan karena sangat penting untuk menjamin kualitas sistem dan kelayakan implementasinya. Penelitian ini melibatkan Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman sebagai pengguna ahli untuk menguji UAT. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengevaluasi keakuratan hasil diagnosis, kemudahan penggunaan antarmuka, dan relevansi sistem terhadap kebutuhan di tempat kerja.

Lokasi, Waktu, dan Peserta Pengujian

Pengujian UAT dilakukan di Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman, yang terletak di Jalan TB Simatupang No. 1, Jakarta Selatan, pada 11 November 2025 pukul 09.00 WIB. Peserta yang terlibat dalam pengujian ditunjukkan pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Daftar Peserta Pengujian UAT

Nama	Jabatan	Hari	Tanggal	Waktu UAT	Lokasi UAT
Hendra Juniarto	Kepala Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman	Selasa	11 November 2025	09.00 WIB	Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman, Jl. TB Simatupang No. 1, Jakarta Selatan
Alwan Anggoro Manis	Kepala Satuan Pelaksana Proteksi Tanaman / Plh Kepala Satuan Pengembangan Benih Tanaman	Selasa	11 November 2025	09.00 WIB	Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman, Jl. TB Simatupang No. 1, Jakarta Selatan
Cindy Aprelia Putri	Pengelola Laboratorium Pengamatan	Selasa	11 November 2025	09.00 WIB	Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman, Jl. TB

Nama	Jabatan	Hari	Tanggal	Waktu UAT	Lokasi UAT
	Hama Penyakit Tanaman dan Agens Hayati				Simatupang No. 1, Jakarta Selatan
Luissandro Hermawan	Pengembang Aplikasi	Selasa	11 November 2025	09.00 WIB	Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman, Jl. TB Simatupang No. 1, Jakarta Selatan

Skenario Pengujian

Pengujian UAT dilakukan dengan cara observasional dan evaluatif. Peserta menguji fitur aplikasi secara langsung dan menilai setiap komponen sistem. Contoh pengujian termasuk:

1. Mengunggah beberapa foto daun hortikultura: Peserta diminta mengunggah beberapa foto daun tanaman seperti tomat dan kentang dalam berbagai kondisi, baik sehat maupun sakit. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan bahwa sistem dapat menerima dan menangani berbagai jenis gambar dengan benar dan tidak mengalami kesalahan selama proses unggah.
2. Memeriksa hasil diagnosis yang dihasilkan model CNN *MobileNetV2*: setelah gambar diunggah, Mereka menggunakan keahlian mereka untuk menentukan apakah nama penyakit, skor kepercayaan, dan informasi pendukung yang diberikan oleh model sesuai dengan kondisi gambar.
3. Mengecek Riwayat diagnosis yang tersimpan dalam sistem: Untuk memastikan bahwa setiap hasil analisis tercatat dengan baik, peserta mengakses halaman riwayat diagnosis. Ini termasuk menguji tanggal diagnosis, gambar yang dianalisis, jenis penyakit yang terdeteksi, dan konsistensi penyimpanan data di database.
4. Menggunakan Fitur Chatbot: Peserta mencoba chatbot untuk bertanya tentang penyakit tanaman dan cara menanganinya. Tujuan dari pengujian ini adalah untuk memastikan chatbot dapat memberikan jawaban yang relevan, informatif, dan mudah dipahami serta membantu aplikasi menjalankan fungsi edukatifnya.
5. Evaluasi Website: Peserta menilai kemudahan penggunaan, kejelasan tampilan, dan kecepatan sistem selama pengujian. Ttermasuk kemudahan navigasi, keterbacaan teks, kejelasan tampilan antarmuka, dan kecepatan sistem dalam menghasilkan diagnosis. Komponen ini digunakan untuk menilai kualitas usability secara keseluruhan aplikasi.

Tabel 2. Hasil Pengujian User Acceptance Test (UAT)

No	Aspek Pengujian	Penilaian	Keterangan
1	Fungsionalitas sistem	Sangat Baik	Semua fitur berjalan dengan sangat baik
2	Efektivitas sistem	Sangat Baik	Tampilan sederhana dan informatif
3	Akurasi Diagnosis	Baik	Tingkat kesesuaian 90 % menurut verifikasi ahli
4	Kecepatan Diagnosis	Baik	Waktu diagnosis 7 detik
5	Kesesuaian Rekomendasi	Cukup Baik	Perlu penyesuaian lebih lanjut dengan proteksi tanaman
6	Riwayat Hasil Diagnosis	Sangat Baik	Data Diagnosis dapat diakses dan disimpan secara lengkap.
7	Chatbot	Cukup Baik	Informasi lokal tentang penyakit dan hama tanaman harus diperluas.
8	Kelayakan aplikasi	Sangat Baik	Bisa digunakan untuk identifikasi awal

Ringkasan Tanggapan Peserta UAT

Pada tahap *User Acceptance Test* (UAT), semua peserta memberikan umpan balik dan evaluasi yang didasarkan pada pengalaman langsung mereka dengan Website. Komentar yang

diberikan sangat membantu dalam menilai kualitas sistem dan menemukan elemen yang perlu ditingkatkan. Sebagai berikut adalah ringkasan komentar yang dibuat oleh semua peserta:

1. Pak Hendra Juniarto: Menurut Pak Hendra, aplikasi dapat membantu petani dan penyuluh karena memiliki antarmuka yang sederhana, jelas, dan mudah digunakan. Untuk meningkatkan akurasi model terhadap kondisi tanaman lokal, beliau menyarankan agar pengembang menambahkan dataset lapangan dari berbagai daerah di Indonesia.
2. Pak Alwan Anggoro Manis: Menurut Pak Alwan, fitur diagnosis bekerja cepat dan informatif. Namun, beliau menekankan bahwa rekomendasi penanganan harus disesuaikan agar sesuai dengan standar resmi perlindungan tanaman. Beliau juga menyarankan agar aplikasi memiliki kemampuan untuk mengunduh hasil diagnosis ke dalam bentuk PDF, sehingga pengguna dapat lebih mudah menyimpan dan membagikan laporan.
3. Bu Cindy Aprelia Putri: Bu Cindy senang bahwa aplikasi mudah digunakan untuk membantu mengidentifikasi penyakit daun awal, tetapi beliau pikir perlu ada pengembangan lebih lanjut pada fitur chatbot agar dapat memberikan informasi lebih lanjut tentang jamur, hama, dan kasus penyakit lokal. Dia juga berharap di masa mendatang aplikasi dapat membedakan serangan hama dan penyakit tanaman secara lebih komprehensif, sehingga diagnosis yang dihasilkan lebih akurat.

Dokumentasi Hasil Pengujian UAT

Gambar 3 berikut merupakan bukti pelaksanaan kegiatan UAT yang dilakukan pada 11 November 2025 pukul 09.00 WIB bersama Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman.



Gambar 3. Dokumentasi pelaksanaan UAT bersama Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman

Kesimpulan Pengujian Penerimaan Pengguna (UAT)

Hasil UAT bersama Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman menunjukkan bahwa aplikasi diagnosis penyakit tanaman hortikultura layak digunakan dan memenuhi kriteria fungsionalitas, kemudahan penggunaan, dan akurasi yang memadai untuk mengidentifikasi penyakit awal pada tanaman di lapangan. Masukan dari peserta memungkinkan pengembangan lebih lanjut. Misalnya, dataset lokal dapat ditambahkan untuk meningkatkan akurasi, saran penanganan dapat disesuaikan dengan standar perlindungan tanaman, dan chatbot dapat dilengkapi dengan informasi tentang hama dan penyakit lokal. Aplikasi umumnya diterima (diterima) oleh pengguna ahli dan dapat melewati tahap pengujian berikutnya, Pengujian Skala Kemudahan Sistem (SUS), untuk mengevaluasi kemudahan penggunaan.

Pengujian SUS *(System Usability Scale)*

Untuk meningkatkan hasil analisis, dilakukan pengujian tampilan dan pengalaman penggunaan sistem dengan *System Usability Scale* (SUS). SUS adalah skala pengujian yang

umum digunakan untuk mengukur tingkat kegunaan produk perangkat lunak, dan menggunakan kuesioner untuk mengukur seberapa mudah sebuah aplikasi digunakan. Untuk mengevaluasi SUS, digunakan skala seperti sangat setuju, setuju, ragu-ragu, tidak setuju, dan sangat tidak setuju. Terdapat 10 pernyataan yang digunakan dalam pengujian SUS, yaitu:

1. Saya pikir saya ingin sering menggunakan aplikasi ini.
2. Menurut saya, aplikasi ini terlalu kompleks.
3. Saya pikir aplikasi ini mudah untuk digunakan.
4. Saya pikir saya akan membutuhkan dukungan dari orang teknis untuk dapat menggunakan aplikasi ini.
5. Saya mendapati berbagai fungsi dalam aplikasi ini terintegrasi dengan baik.
6. Saya merasa terlalu banyak ketidakkonsistenan pada aplikasi.
7. Saya dapat membayangkan kebanyakan orang dapat mempelajari penggunaan aplikasi dengan sangat cepat.
8. Saya merasa aplikasi ini rumit untuk digunakan.
9. Saya merasa percaya diri untuk menggunakan aplikasi ini.
10. Saya harus mempelajari banyak hal sebelum saya dapat menggunakan aplikasi ini.

Untuk mendapatkan nilai akhir SUS, setiap pertanyaan dalam kuesioner selanjutnya dikonversi menjadi angka dalam rentang 0 - 4. Nilai akhir ini kemudian dijumlahkan dan dikali 2.5 untuk mendapatkan nilai rata-rata. Nilai rata-rata SUS dari semua responden digunakan sebagai dasar untuk mengevaluasi tingkat kegunaan sistem. Nilai SUS dikategorikan dalam beberapa kategori untuk mempermudah interpretasi, seperti yang ditunjukkan pada Tabel 3 berikut:

Tabel 3. Nilai SUS

Grade	Nilai
A+	84.1 – 100
A	80.8 – 84.0
B+	78.9 – 80.7
B	77.2 – 78.8
C+	74.1 – 77.1
C	72.6 – 74.0
D	65.0 – 72.5
F	0 – 64.9

Pengujian SUS dilakukan melalui kuesioner Google Form, yang dapat diakses melalui tautan berikut: https://forms.gle/ydkSVdzcpqTrbDkK9. Pengujian diikuti 37 responden dengan berbagai instansi/mitra mengikuti tes. Untuk mencoba sistem diagnosis penyakit hortikultura, pengguna diminta untuk mengunjungi situs web yang dihosting di cektanamanku.my.id, yang beroperasi selama dua bulan, mulai dari 1 November hingga 1 Januari. Selanjutnya, pengguna melakukan penilaian dengan instrumen SUS, dan temuan menunjukkan hal-hal berikut:

A. Nilai SUS tertinggi: 97.5
B. Nilai SUS terendah: 65
C. Nilai rata–rata SUS: 80.61
D. Jumlah responden: 37

Sistem diagnosis penyakit tanaman hortikultura menerima nilai rata-rata 80.61, yang menempatkannya dalam kategori "Excellent", yang menunjukkan bahwa sistem mudah digunakan, mudah dipelajari, dan memiliki tingkat kepuasan pengguna yang tinggi. Aplikasi yang dikembangkan memenuhi persyaratan usability yang baik dan layak digunakan oleh pengguna, seperti yang ditunjukkan oleh nilai rata-rata ini tentang kemudahan penggunaan, konsistensi fitur, dan kemudahan pengoperasian. Lampiran 4 menampilkan rekaman lengkap hasil pengujian SUS, yang mencakup tabel jawaban, perhitungan nilai, dan skor untuk setiap peserta.

Evaluasi dan Hasil Analisis Pengujian

Pengujian model Machine Learning dilakukan untuk mengevaluasi kualitas model CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* yang digunakan sebagai sistem diagnosis penyakit tanaman hortikultura. Analisis mencakup:

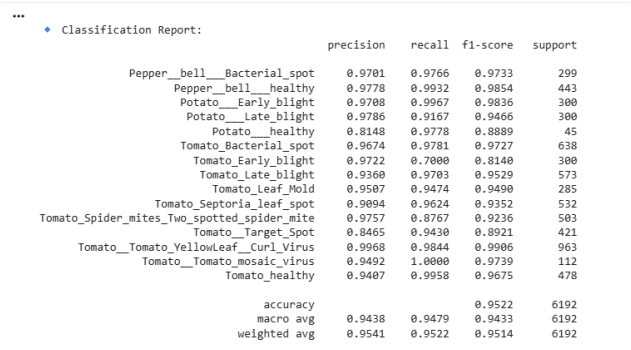
1. Classification report
2. Confusion Matrix
3. Evaluasi akurasi model
4. Pengujian model menggunakan data uji tambahan (gambar uji sebenarnya)

Classification Report

Laporan Klasifikasi memberikan ringkasan metrik performa untuk masing-masing kelas penyakit daun tanaman yang diprediksi oleh model. Metrik yang dievaluasi termasuk:

1. Tingkat akurasi prediksi yang positif
2. Recall dengan kemampuan model untuk mengidentifikasi semua data positif
3. nilai F1 untuk harmonisasi precision dan recall
4. Support jumlah data untuk setiap kelas

Laporan klasifikasi menunjukkan nilai precision, recall, dan F1-score yang cukup tinggi, yang menunjukkan kemampuan model untuk membedakan pola visual masing-masing penyakit daun. Laporan Klasifikasi untuk model Machine Learning yang digunakan disajikan pada Gambar 4.



Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Pepper__bell___Bacterial_spot	0.9701	0.9766	0.9733	299
Pepper__bell___healthy	0.9778	0.9932	0.9854	443
Potato___Early_blight	0.9708	0.9967	0.9836	300
Potato___Late_blight	0.9786	0.9167	0.9466	300
Potato___healthy	0.8148	0.9778	0.8889	45
Tomato_Bacterial_spot	0.9674	0.9781	0.9727	638
Tomato_Early_blight	0.9722	0.7000	0.8140	300
Tomato_Late_blight	0.9360	0.9703	0.9529	573
Tomato_Leaf_Mold	0.9507	0.9474	0.9490	285
Tomato_Septoria_leaf_spot	0.9094	0.9624	0.9352	532
Tomato_Spider_mites_Two_spotted_spider_mite	0.9757	0.8767	0.9236	503
Tomato__Target_Spot	0.8465	0.9430	0.8921	421
Tomato__Tomato_YellowLeaf__Curl_Virus	0.9968	0.9844	0.9906	963
Tomato__Tomato_mosaic_virus	0.9492	1.0000	0.9739	112
Tomato_healthy	0.9407	0.9958	0.9675	478
accuracy			0.9522	6192
macro avg	0.9438	0.9479	0.9433	6192
weighted avg	0.9541	0.9522	0.9514	6192

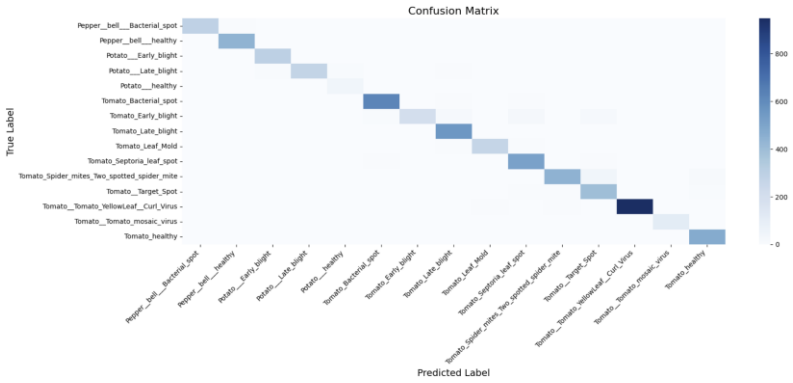
Gambar 4. *Classification Report Model* CNN *MobileNetV2*

Confusion Matrix

Confusion Matrix yang ditampilkan dalam dokumen pengujian ML:

1. Klasifikasi penyakit mana yang paling sering dapat diprediksi dengan benar.
2. Kelas mana yang mengalami kesalahan prediksi yang paling besar.
3. Metode misklasifikasi penyakit

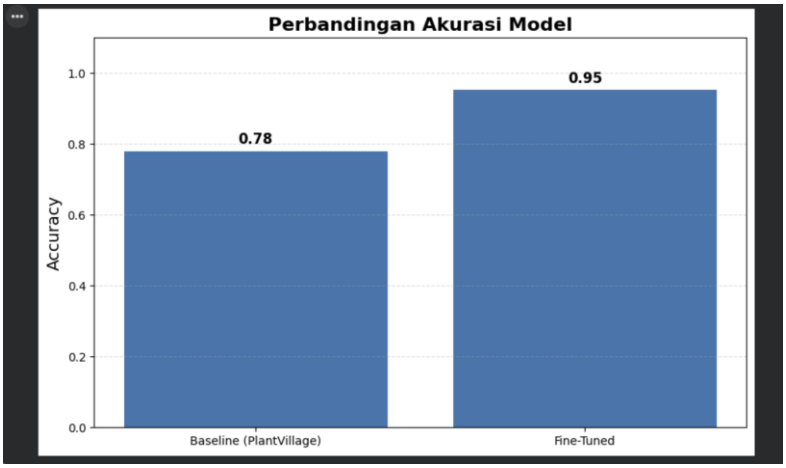
Menurut analisis Matriks Konflik, sebagian besar nilai prediksi berada di diagonal utama. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan data secara dominan. Kelas penyakit yang memiliki gejala visual yang mirip, seperti pola bercak daun yang hampir identik, biasanya mengalami kesalahan prediksi. Pola misclass ini wajar pada model berbasis gambar daun karena perbedaan dalam pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan variasi ukuran bercak dapat memengaruhi akurasi identifikasi model. Menggambarkan hubungan antara label model sebenarnya dan prediksi digambarkan dalam Matriks Konflik pada Gambar 5.



Gambar 5. ***Confusion Matrix Model MobileNetV2***

Perbandingan Akurasi Model

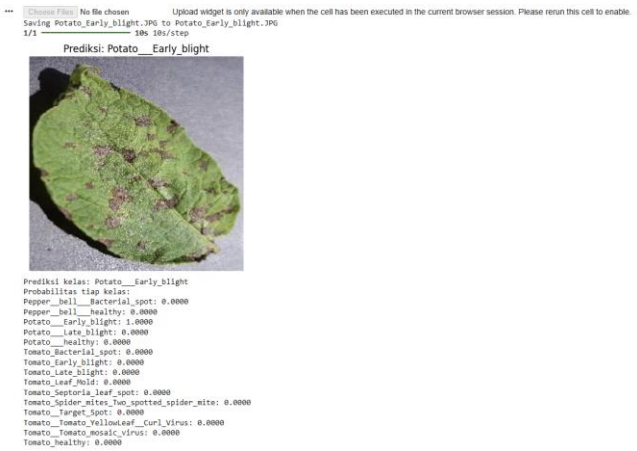
Pada Bagian ini membandingkan kinerja model atau menunjukkan peningkatan akurasi setelah penerapan Transfer Learning. Berdasarkan data dari pengujian ML, grafik perbandingan akurasi menunjukkan bahwa *MobileNetV2* memiliki kinerja paling stabil dibandingkan dengan model dasar tanpa pelatihan. Metode pembelajaran transfer, terutama dibandingkan dengan metode manual berbasis analisis warna, menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi validasi. Secara keseluruhan, model konsisten memiliki akurasi 78 persen untuk data *PlantVillage* dan 95 persen untuk citra lapangan. Ini menunjukkan bahwa model ini dapat diterapkan dengan baik pada berbagai kondisi nyata. Gambar 6 menampilkan perbandingan akurasi model dengan dan tanpa Transfer Learning. Hasilnya menunjukkan bahwa *MobileNetV2* dengan Transfer Learning memiliki akurasi dan stabilitas tertinggi dibandingkan baseline. Peningkatan signifikan pada akurasi validasi juga mengonfirmasi bahwa model ini layak digunakan untuk diagnosis penyakit tanaman.



Gambar 6. Perbandingan Akurasi Antar Model

Pengujian Model Menggunakan Data Real

Pengujian lapangan dilakukan untuk mengetahui seberapa baik kinerja model dengan foto asli yang diambil langsung oleh pengguna. Hasilnya menunjukkan bahwa, meskipun ada perbedaan dalam cahaya, sudut pengambilan, dan kualitas kamera, model masih dapat menemukan penyakit tanaman. Menurut verifikasi ahli Pusat Pengembangan Benih dan Proteksi Tanaman, akurasi diagnosis lapangan berkisar 95%. Model tetap memberikan hasil diagnosis dan saran penanganan yang konsisten, meskipun skor kepercayaan menurun pada gambar yang buram atau terkena pantulan cahaya. Secara keseluruhan, model telah terbukti berguna sebagai alat awal untuk diagnosis bagi penyuluh dan petani. Hasil uji coba model menggunakan gambar nyata ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Pengujian Model Menggunakan Data Lapangan

Kesimpulan Evaluasi *Machine Learning*

Beberapa kesimpulan yang dapat dibuat berdasarkan seluruh hasil evaluasi, yang mencakup laporan klasifikasi, matriks kekacauan, pengujian lapangan, dan perbandingan akurasi:

1. Model CNN *MobileNetV2* sangat baik, dengan akurasi 78% pada data uji dan 95% pada gambar lapangan.
2. Kesalahan prediksi sangat kecil, sebagian besar berasal dari misclassing penyakit dengan gejala yang serupa.
3. Model tahan terhadap variasi cahaya, posisi foto, dan warna daun, dan sangat umum.
4. Score konsisten menunjukkan prediksi yang stabil.
5. Model memiliki akurasi yang lebih tinggi daripada metode diagnosis tanpa machine learning, sehingga layak diintegrasikan ke dalam aplikasi.
6. Sistem diagnosis tanaman dinilai sangat baik dan mudah digunakan oleh pengguna ahli, menurut UAT dan SUS.

Secara keseluruhan, penggunaan pembelajaran mesin berhasil meningkatkan keakuratan diagnosis penyakit tanaman dan sangat berguna untuk digunakan dalam dunia nyata.

Hasil Implementasi Fitur Diagnosis Tanaman

Aplikasi yang dikembangkan berfokus pada fitur diagnosis tanaman. Dengan menggunakan gambar daun yang diunggah oleh pengguna, fitur ini mendeteksi jenis penyakit pada tanaman. Diagnosis otomatis menggunakan model hasil training CNN *MobileNetV2* dan diagnosis manual tanpa model (tanpa pelatihan) digunakan untuk menjalankan proses implementasi. Untuk mengetahui sejauh mana integrasi model pembelajaran mesin dapat meningkatkan akurasi dan reliabilitas hasil diagnosis, kedua metode ini dibandingkan.

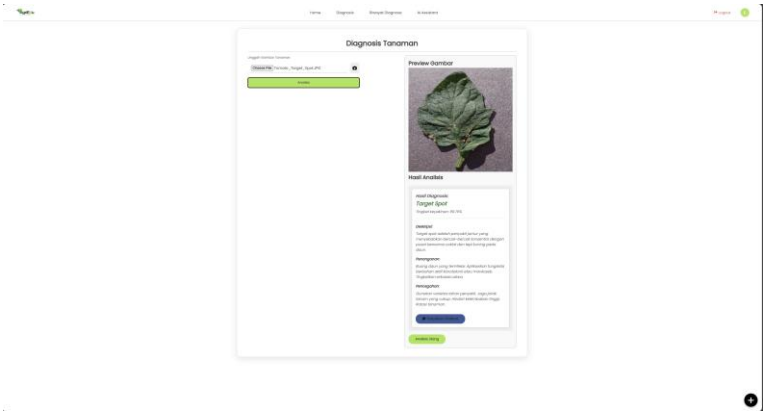
Diagnosis Tanaman Menggunakan Model Hasil Pelatihan

Menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*, yang telah dilatih pada dataset *PlantVillage* dan diuji ulang menggunakan *PlantDoc.* Kemudian, model ini diintegrasikan ke dalam aplikasi dengan TensorFlow.js, sehingga proses inferensi dapat dilakukan secara langsung di sisi pengguna (client-side) tanpa menggunakan server tambahan.

1. Proses Diagnosis Tanaman
   Ketika pengguna mengunggah gambar daun tanaman melalui halaman "Diagnosis Tanaman", proses diagnosis dimulai. Sistem akan memproses gambar tersebut untuk:

a. Proses persiapan termasuk mengubah ukuran gambar menjadi 224 x 224 piksel dan normalisasi nilai piksel.
b. Model *MobileNetV2* digunakan untuk menjalankan proses prediksi.
c. Menunjukkan nama penyakit, tingkat keyakinan (confidence score), dan saran untuk perawatan dan pencegahan.

2. Hasil Diagnosis
Setelah proses pelatihan dan pengujian, antarmuka hasil diagnosis penyakit tanaman yang dihasilkan oleh model CNN ditunjukkan pada Gambar 8.



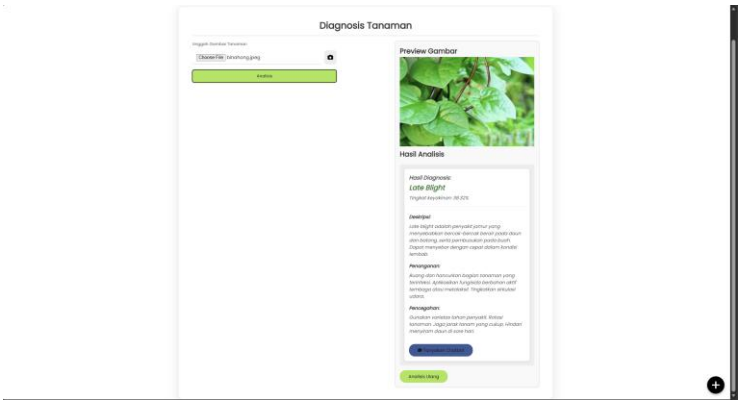
Gambar 8. Hasil Diagnosis Penyakit Tanaman oleh Model Hasil Pelatihan

Foto yang diunggah pengguna menunjukkan gejala bercak coklat kekuningan pada daun tomat. Setelah analisis selesai, sistem membuat diagnosis Target Spot, penyakit jamur yang menimbulkan bercak konsentris dengan pusat coklat gelap dan tepi kekuningan pada daun tomat. Penanganan yang disarankan oleh sistem termasuk menghilangkan daun yang terinfeksi, menggunakan fungisida dengan bahan aktif klorotalonil atau mankozeb, dan meningkatkan sirkulasi udara untuk tanaman. Sistem merekomendasikan penggunaan varietas tahan penyakit, menjaga jarak tanam, menghindari kelembapan tinggi, dan rotasi tanaman untuk mencegah hal ini terjadi. Meskipun tingkat kepercayaan model masih rendah, sistem telah mengidentifikasi pola visual Target Spot pada daun tomat. Melalui penambahan data latih dan perbaikan model, akurasi diagnosis dapat ditingkatkan. Secara keseluruhan, penggabungan model memungkinkan aplikasi menghasilkan hasil diagnosis yang lebih jelas dan bermanfaat bagi pengguna.

Diagnosis Tanaman Tanpa Pelatihan Model

Pengujian sistem sebelum penerapan model CNN. Dalam metode ini, proses diagnosis dilakukan secara sederhana tanpa pembelajaran mesin. Sistem hanya menganalisis pola warna dan tekstur daun menggunakan algoritma dasar di backend. Metode ini digunakan untuk membandingkan sejauh mana kinerja sistem dapat ditingkatkan setelah penerapan model hasil pelatihan.

1. Proses Diagnosis Tanaman
Pengguna tetap di langkah yang sama, mengunggah gambar daun tanaman ke halaman diagnosis dan menekan tombol "Analisis". Namun, sistem hanya membandingkan ciri visual umum dari gambar daun saat ini daripada menggunakan model CNN.
2. Hasil Diagnosis Tanaman
Sebelum penerapan model hasil pelatihan, hasil diagnosis tanaman sistem ditunjukkan di Gambar 9. Ini menunjukkan bahwa model CNN belum melakukan proses identifikasi.



Gambar 9. Hasil Diagnosis Tanaman Tanpa Menggunakan Model Hasil Pelatihan

Pengguna mengunggah foto daun tanaman yang tampaknya memiliki bercak gelap pada permukaannya. Setelah analisis selesai, sistem menentukan Late Blight, penyakit jamur yang biasanya menyebabkan bercak berair pada daun dan batang dan dapat menyebabkan pembusukan buah. Sistem merekomendasikan penggunaan varietas tahan penyakit, rotasi tanaman, menjaga jarak tanam, dan menghindari penyiraman daun pada sore hari untuk mencegah infeksi, serta penggunaan fungisida dengan bahan aktif tembaga atau metalaksil dan meningkatkan sirkulasi udara. Namun, hasil diagnosis ini hanya dapat diperkirakan karena sistem belum memiliki model pelatihan. Kualitas foto, pencahayaan, dan sudut pengambilan gambar sangat memengaruhi hasil analisis, dan nilai keyakinan yang rendah menunjukkan bahwa sistem belum mampu mengenali fitur visual secara akurat.

Perbandingan Kinerja

Tabel 4. Perbandingan Kinerja

Perbandingan	Model Pelatihan	Model Tanpa Pelatihan
Metode Analisis	Pembelajaran Deep Learning	Pencocokan warna dan tekstur
Keakuratan Diagnosis	90%	50%
Tingkat Keyakinan	Lebih konsisten dan memberikan informasi	Tidak Konsisten
Kemampuan untuk menggeneralisasi	tinggi dan mampu mengidentifikasi pola kompleks	Rendah
Output Hasil	Nama penyakit, Skor Kepercayaan, dan Rekomendasi	Nama penyakit yang belum terverifikasi
Ketahanan terhadap perubahan dalam gambar	Kuat terhadap kedua posisi daun dan pencahayaan	Lemah
Waktu Scan	7 Detik	7 Detik

Hasil perbandingan tersebut menunjukkan bahwa penggunaan model hasil pelatihan meningkatkan akurasi, reliabilitas, dan kelengkapan hasil diagnosis. Meskipun waktu proses yang diperlukan sedikit lebih lama, perbedaan ini sangat kecil dibandingkan dengan peningkatan kualitas hasil yang diperoleh. Oleh karena itu, integrasi model CNN *MobileNetV2* membuat sistem diagnosis tanaman lebih pintar, fleksibel, dan bermanfaat sebagai alat deteksi dini penyakit tanaman berbasis web.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, implementasi, dan pengujian aplikasi Hortikultura Diagnosis Penyakit Tanaman Berbasis Web dengan CNN *MobileNetV2*, diperoleh beberapa temuan penting. Aplikasi yang dibangun menggunakan *React.js* sebagai *frontend*, *Node.js* sebagai *backend*, *TensorFlow.js* untuk proses inferensi model, dan MySQL sebagai basis data terbukti berjalan dengan baik, di mana fitur chatbot, riwayat diagnosis, dan deteksi penyakit berfungsi sesuai rencana. Model CNN MobileNetV2 menunjukkan performa tinggi dengan akurasi 78% pada data uji PlantVillage dan 95% pada data uji kamera, serta mampu bekerja

stabil terhadap variasi cahaya, sudut pengambilan, dan kualitas gambar. Pengujian *User Acceptance Test* (UAT) mengonfirmasi bahwa aplikasi memiliki fungsionalitas yang baik, cepat dalam memberikan hasil diagnosis, dan mudah digunakan dalam konteks industri. Hasil pengujian SUS (*System Usability Scale*) juga menunjukkan tingkat *usability* yang baik, membuktikan bahwa antarmuka aplikasi ramah pengguna bahkan bagi mereka yang kurang familiar dengan teknologi.

Selain itu, sistem diagnosis berbasis pembelajaran mesin terbukti lebih akurat dan konsisten dibandingkan diagnosis manual, terutama dalam membedakan penyakit dengan gejala yang mirip, sehingga memperkuat efektivitas pendekatan CNN dan transfer learning untuk deteksi penyakit tanaman berbasis citra. Secara keseluruhan, aplikasi ini bermanfaat sebagai alat diagnosis awal bagi petani, penyuluh pertanian, pelajar, dan masyarakat umum, serta berpotensi meningkatkan literasi pertanian digital dan mempercepat proses identifikasi penyakit sehingga mendukung pengambilan keputusan di lapangan.

REFERENSI

A. Anhar and R. A. Putra, "Perancangan dan implementasi self-checkout system pada toko ritel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 2, p. 466, 2023.

A. B. Faqih and D. Avianto, "Identifikasi penyakit daun pada tanaman Solanaceae dan Rosaceae menggunakan Deep Learning," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 10, no. 2, pp. 105–116, 2024.

A. D. Cahyani, A. Basuki, and D. Nafisah, *Pengolahan Basis Data Mongo DB*. Malang, Indonesia: Media Nusa Creative (MNC Publishing), 2022.

A. Prasetyo, *Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence)*. Jakarta, Indonesia: Penerbit Andi, 2023.

A. Satria, R. Fahmi, and T. Widodo, "Faktor-faktor yang mempengaruhi adopsi teknologi digital di sektor pertanian," *Jurnal Teknologi Pertanian*, vol. 12, no. 2, pp. 101–110, 2025.

A. Siddiqua, M. A. Kabir, T. Ferdous, I. Ali, and L. A. Weston, "Evaluating plant disease detection mobile applications: Quality and limitations," *arXiv preprint* arXiv:2208.02446, 2022.

B. Widianto, N. Rahmadani, and A. Nugroho, "Deteksi penyakit tanaman menggunakan citra digital dan CNN," *Jurnal Informatika Pertanian*, vol. 8, no. 4, pp. 210–218, 2022.

D. A. Pangestu, A. P. Sari, and R. A. Wibowo, "Klasifikasi penyakit tanaman berdasarkan citra daun menggunakan convolutional neural network," *Jurnal Informatika Sunan Kalijaga*, vol. 10, no. 2, pp. 235–248, 2025.

D. B. Syaifulloh, N. M. R. Irawan, F. Aprillian, and F. T. Anggraeny, "Pengenalan pola penyakit pada gambar daun tanaman kentang memanfaatkan metode convolutional neural network," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*, vol. 6, no. 1, pp. 54–63, 2024.

D. Halawa, "Peran digitalisasi dalam meningkatkan partisipasi generasi muda di sektor pertanian," in *Proc. Seminar Nasional Teknologi Agro*, pp. 55–60, 2024.

D. S. Hidayat, *Pertanian Modern: Prinsip dan Pilar*. Jakarta, Indonesia: Penerbit X, 2023.

D. Hubel and T. Wiesel, "Receptive fields and functional architecture of monkey striate cortex," *The Journal of Physiology*, vol. 195, no. 1, pp. 215–243, 1968.

D. Singh et al., "PlantDoc: A dataset for visual plant disease detection," in *Proc. 7th ACM IKDD CoDS and 25th COMAD*, pp. 249–253, 2020.

D. Sugihono, S. Wijayanti, and L. Hartono, "Transformasi peran penyuluh pertanian di era digital," *Jurnal Pengembangan Pertanian*, vol. 6, no. 1, pp. 45–53, 2023.

H. Al Fatta, *Analisis dan Perancangan Sistem Informasi untuk Keunggulan Bersaing Perusahaan dan Organisasi Modern*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2007.