

Website Deteksi Kesehatan Tanaman Cabai Berbasis Citra Daun Menggunakan *Deep Learning EfficientNet*

Indra Maki Wiguna^{*1}, Nur Aziezhah²

^{1,2} Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Sekolah Vokasi IPB University
Email: ¹indramaki@apps.ipb.ac.id, ²nuraziezhah@apps.ipb.ac.id

^{*}Indra Maki Wiguna

Abstrak

Tanaman cabai (*Capsicum annuum L.*) merupakan komoditas hortikultura penting di Indonesia yang produktivitasnya sering terganggu akibat serangan hama dan penyakit. Identifikasi penyakit secara konvensional masih dilakukan melalui pengamatan visual oleh penyuluh pertanian, yang memerlukan keterampilan khusus dan berisiko terjadi kesalahan diagnosis. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem informasi berbasis web yang mengintegrasikan model *deep learning EfficientNet-B0* untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi kesehatan tanaman cabai secara otomatis berdasarkan citra daun. Sistem dikembangkan menggunakan metodologi *Agile* secara iteratif dengan tahapan *requirements, design, development, testing, deployment*, dan *review*. Dataset yang digunakan berjumlah 450 citra daun tanaman cabai yang terdiri dari tiga kelas: daun sehat, daun terserang hama, dan daun terinfeksi virus *yellow leaf curl*, dengan rasio pembagian 80% data latih dan 20% data validasi. Model *EfficientNet-B0* dilatih menggunakan pendekatan *transfer learning* dari bobot pra-latih *ImageNet*. Hasil pengujian menunjukkan model mencapai akurasi 100% pada data validasi, namun hanya 36% pada 75 citra data uji eksternal, mengindikasikan adanya *overfitting*. Seluruh fitur utama sistem lulus pengujian *blackbox* dan diterima dalam *User Acceptance Test (UAT)* yang melibatkan 8 pengguna dari BRMP. Sistem ini dapat digunakan penyuluh pertanian sebagai alat bantu deteksi dini kondisi kesehatan tanaman cabai secara otomatis dan efisien.

Kata kunci: citra daun, *deep learning*, *EfficientNet*, sistem informasi, tanaman cabai.

Abstract

Chili pepper (Capsicum annuum L.) is an important horticultural commodity in Indonesia whose productivity is often disrupted by pests and diseases. Conventional disease identification is still conducted through visual observation by agricultural extension workers, requiring specific expertise and risking misdiagnosis. This study aims to develop a web-based information system integrating the EfficientNet-B0 deep learning model to automatically detect and classify the health condition of chili plants based on leaf images. The system was developed iteratively using the Agile methodology with stages of requirements, design, development, testing, deployment, and review. The dataset consists of 450 chili leaf images comprising three classes: healthy leaves, pest-infected leaves, and virus yellow leaf curl-infected leaves, with an 80:20 train-validation split ratio. The EfficientNet-B0 model was trained using transfer learning from pre-trained ImageNet weights. Results showed 100% accuracy on validation data but only 36% on 75 external test images, indicating overfitting. All main system features passed blackbox testing and were accepted in the User Acceptance Test (UAT) involving 8 users from BRMP. This system can assist agricultural extension workers as an automatic early detection tool for chili plant health conditions.

Keywords: chili plant, *deep learning*, *EfficientNet-B0*, information system, leaf image

I. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan kegiatan pemanfaatan sumber daya hayati yang dilakukan manusia untuk menghasilkan bahan pangan dan bahan baku industri guna memenuhi kebutuhan hidupnya [1]. Di Indonesia, tanaman cabai (*Capsicum annuum L.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura penting dengan nilai ekonomi tinggi karena kebutuhan cabai yang sangat besar di masyarakat [2]. Tingginya permintaan ini menuntut pengelolaan dan pemantauan kesehatan tanaman yang lebih baik agar produktivitas tetap terjaga.

Berdasarkan laporan Kementerian Pertanian tahun 2023, serangan hama dan penyakit menjadi penyebab utama penurunan produktivitas cabai hingga 30% di beberapa sentra produksi [3]. Hama seperti lalat buah, *thrips*, tungau, dan nematoda serta penyakit seperti mosaik (kriting), bercak daun, dan busuk

buah kerap muncul terutama pada musim hujan. Di lapangan, identifikasi penyakit masih dilakukan secara visual oleh penyuluh, yang memerlukan keterampilan khusus dan berisiko terjadi kesalahan diagnosis.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning* dan *computer vision*, memungkinkan deteksi penyakit tanaman dilakukan secara otomatis melalui analisis gambar [4]. Salah satu arsitektur *deep learning* yang terbukti efisien adalah EfficientNet, yang mencapai keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi komputasi melalui pendekatan *compound scaling* [5]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN dengan augmentasi dataset mampu mendeteksi penyakit daun padi dengan akurasi hingga 97,75% [6].

Namun demikian, penelitian terdahulu umumnya masih terbatas pada tahap pemodelan dan evaluasi akurasi tanpa diintegrasikan ke dalam sistem informasi yang dapat dimanfaatkan langsung di lapangan. Penelitian ini mengisi kesenjangan tersebut dengan mengembangkan sistem informasi berbasis web yang mengintegrasikan model EfficientNet-B0 untuk mendeteksi kondisi kesehatan tanaman cabai, disertai visualisasi hasil deteksi guna mendukung kegiatan penyuluhan pertanian. Pengembangan dilakukan menggunakan metodologi *Agile* agar sistem dapat dikembangkan secara iteratif sesuai kebutuhan pengguna.

Tabel 1. Penelitian Terdahulu

Sumber	Pembahasan
Detection of Chicken Egg Quality with Digital Image using EfficientNet- B7 (Vincent et al. 2025)	Deteksi Kualitas telur ayam menggunakan EfficientNet-B7. Hanya sampai tahap <i>modelling</i> .
Deteksi Hama Penyakit Daun Padi Dengan Menggunakan Teknik Optimasi Deep Learning Convolutional Neural Network (Novantara et al. 2025)	Deteksi Hama Penyakit Daun Padi menggunakan CNN dengan <i>Rapid Application Development</i> (RAD). Hanya berfokus pada tahap pengujian model.
Kecerdasan Buatan untuk Monitoring Hama dan Penyakit pada Tanaman Eucalyptus: Systematic Literature Review (Alami et al. 2023)	Berfokus pada hasil akurasi penelitian terkait tanaman Eucalyptus menggunakan berbagai algoritma: K-Nearest Neighbors, Random Forest, ANN, YOLOv5, VGGNet-16, dan MobileNet.

Berdasarkan Tabel 1, penelitian terdahulu lebih menekankan aspek teknis model tanpa integrasi ke sistem informasi yang dapat langsung digunakan. Penelitian ini memiliki kebaruan berupa pengembangan sistem informasi web yang mengintegrasikan model EfficientNet-B0 dengan visualisasi hasil deteksi, serta menggunakan metodologi *Agile* untuk pengembangan iteratif.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan saat Praktik Kerja Lapangan di Balai Besar Pengembangan dan Penerapan Modernisasi Pertanian (BRMP) Kota Bogor, Jawa Barat selama 5 bulan (Juli–Desember 2025), kemudian dilanjutkan di Sekolah Vokasi IPB University hingga April 2026. Pengumpulan data dilakukan melalui tiga metode, yaitu wawancara dengan penyuluh pertanian BRMP untuk memperoleh kebutuhan sistem dan masukan visualisasi, observasi lapangan untuk memahami proses identifikasi penyakit secara konvensional, serta studi literatur terhadap penelitian terdahulu mengenai *deep learning* khususnya arsitektur EfficientNet sebagai acuan metode dan pelabelan data.

Dataset yang digunakan berjumlah 450 citra daun tanaman cabai yang terdiri dari tiga kelas, yaitu daun sehat, daun terserang hama, dan daun terinfeksi virus *yellow leaf curl*, masing-masing sebanyak 150 citra. Dataset dibagi dengan rasio 80% data latih dan 20% data validasi. Pemodelan menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 dengan pendekatan *transfer learning* dari bobot pra-latih ImageNet. Evaluasi performa model menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score. Pengembangan sistem menggunakan metodologi *Agile* dengan tahapan: *Requirements*, *Design*, *Development*, *Testing*, *Deployment*, dan *Review*.

2.1. Requirements

Tahap ini mencakup analisis kebutuhan pengguna berdasarkan hasil wawancara dengan penyuluh pertanian di BRMP, meliputi fitur unggah citra daun tanaman cabai, deteksi otomatis kondisi kesehatan daun menggunakan model EfficientNet, penyimpanan hasil deteksi ke dalam basis data, dan visualisasi hasil deteksi dalam bentuk grafik atau riwayat perkembangan tanaman.

2.2. Design

Tahap ini melibatkan perancangan tampilan antarmuka secara iteratif menggunakan Figma, perancangan struktur basis data untuk mengelola data pengguna dan hasil deteksi, serta perancangan alur kerja sistem.

2.3. Development

Pengembangan dilakukan secara iteratif menggunakan *framework* Flask (Python) sebagai *backend*. Model EfficientNet-B0 yang telah dilatih diimplementasikan ke dalam sistem web, dilanjutkan dengan pembuatan fitur unggah citra, deteksi otomatis, penyimpanan hasil ke basis data, serta visualisasi perkembangan kondisi tanaman dalam bentuk grafik garis.

2.4. Testing

Pengujian meliputi pengujian performa model EfficientNet-B0 menggunakan data validasi dan data uji eksternal, *blackbox testing* untuk memastikan seluruh fitur sistem berjalan sesuai fungsinya, serta *User Acceptance Test* (UAT) bersama 8 orang penyuluh pertanian BRMP untuk memastikan sistem mudah digunakan.

2.5. Deployment

Sistem diterapkan ke lingkungan produksi agar dapat diakses pengguna di BRMP. Model EfficientNet-B0 diunggah bersama sistem web dan dikonfigurasi agar mampu menerima *input* gambar, melakukan *preprocessing* (*resize* dan normalisasi), serta menampilkan hasil prediksi secara melalui peramban tanpa instalasi perangkat lunak tambahan.

2.6. Review

Tim pengembang bersama penyuluh pertanian melakukan evaluasi terhadap kesesuaian sistem dengan kebutuhan pengguna dan tujuan penelitian. Umpan balik pengguna dijadikan dasar rekomendasi pengembangan lebih lanjut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini memaparkan hasil pengembangan sistem deteksi kesehatan tanaman cabai berbasis web menggunakan model EfficientNet-B0 yang dikembangkan dengan metodologi Agile. Pembahasan disajikan sesuai tahapan Agile yang telah dilakukan, mulai dari pengumpulan kebutuhan, perancangan, pengembangan, pengujian, iterasi pengembangan sistem, hingga implementasi akhir dan tinjauan sistem.

3.1. Pengumpulan Kebutuhan (*Requirements*)

Tahap pengumpulan kebutuhan dilakukan melalui wawancara dan observasi langsung dengan penyuluh pertanian di BRMP. Berdasarkan hasil pengumpulan data, proses identifikasi penyakit tanaman cabai masih dilakukan secara manual melalui pengamatan visual terhadap daun tanaman. Proses ini sangat bergantung pada pengalaman penyuluh, membutuhkan waktu yang relatif lama, serta berpotensi menimbulkan perbedaan hasil diagnosis antar penyuluh. Selain itu, penyuluh mengalami kesulitan dalam melakukan pemantauan perkembangan kondisi kesehatan tanaman secara berkala karena belum tersedianya sistem yang mampu menyimpan dan menyajikan hasil deteksi secara terstruktur. Berdasarkan permasalahan tersebut, diperoleh kebutuhan fungsional sistem yang dirangkum pada Tabel 2.

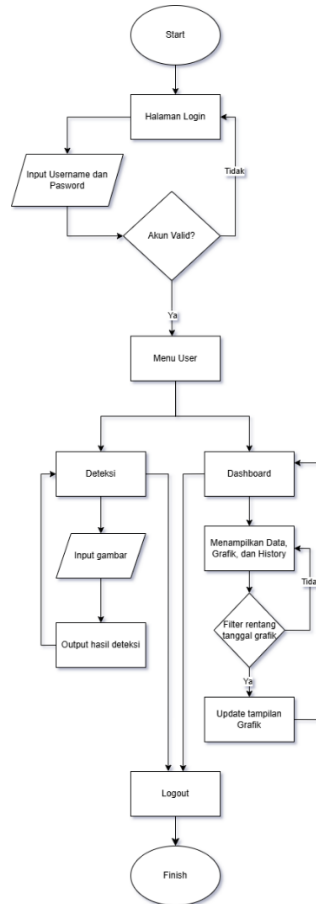
Tabel 2. Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan Fungsional	Deskripsi
Unggah citra daun cabai	Sistem menyediakan fitur untuk mengunggah citra daun tanaman cabai sebagai input proses deteksi.
Deteksi otomatis kondisi daun	Sistem mampu melakukan deteksi kondisi kesehatan daun cabai secara otomatis menggunakan model EfficientNet-B0.
Penyimpanan hasil deteksi	Sistem menyimpan hasil deteksi setiap unggahan citra ke dalam basis data.
Visualisasi perkembangan kondisi tanaman	Sistem menampilkan visualisasi perkembangan kondisi kesehatan tanaman dalam bentuk grafik garis (<i>line chart</i>) berdasarkan waktu unggahan.
Manajemen akun pengguna	Sistem menyediakan fitur untuk mengelola akun pengguna dalam sistem.
Hak akses Super User	Super User memiliki hak untuk membuat, mengubah, dan menghapus akun pengguna lain.

Berdasarkan Tabel 2, sistem dirancang dengan dua jenis pengguna yaitu *User* dan *Super User* dengan hak akses berbeda. *User* berperan melakukan deteksi dan memantau hasil, sedangkan *Super User* memiliki hak tambahan untuk mengelola akun pengguna dan konfigurasi sistem.

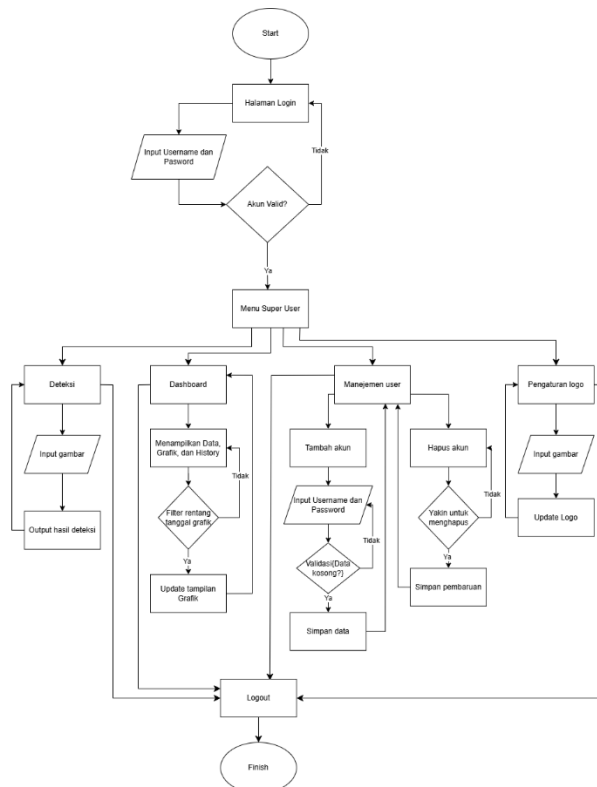
3.2. Perancangan (*Design*)

Sistem dirancang dengan mekanisme autentikasi melalui proses *login* dan pembagian hak akses berbasis peran (*role-based access*) antara *User* dan *Super User*. Alur kerja masing-masing peran dirancang secara terpisah seperti ditunjukkan pada Gambar 1 dan 2.



Gambar 1. Flowchart User

Berdasarkan Gambar 1, proses dimulai ketika pengguna mengakses halaman *login* dengan memasukkan *username* dan *password*. Setelah berhasil *login*, pengguna diarahkan ke halaman deteksi untuk mengunggah citra daun cabai yang kemudian diproses oleh model *deep learning*. Hasil deteksi ditampilkan dalam bentuk informasi kondisi tanaman dan dapat dipantau perkembangannya melalui fitur *dashboard*.

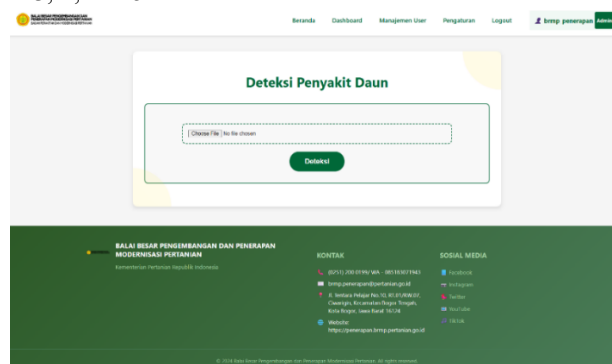


Gambar 2. Flowchart Super User

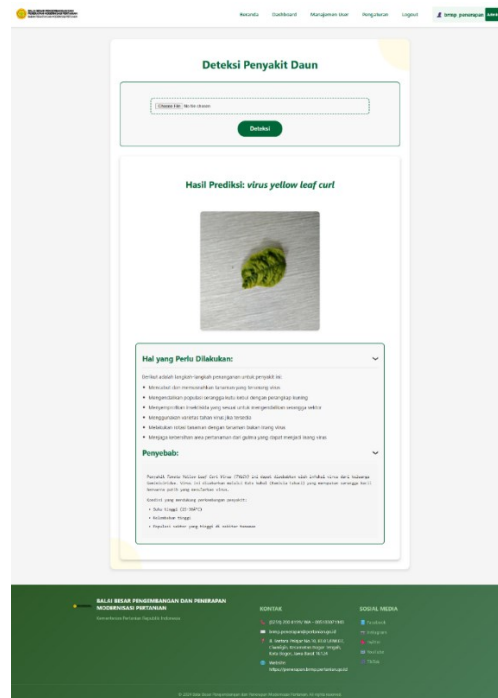
Berdasarkan Gambar 2, *Super User* memiliki seluruh fungsi yang dimiliki *User* ditambah akses ke menu manajemen akun pengguna (tambah dan hapus akun) serta pengaturan logo sistem. Basis data dirancang dengan dua entitas utama yaitu pengguna dan riwayat deteksi dengan relasi *one-to-many*, memungkinkan sistem menyimpan dan melacak seluruh riwayat deteksi per pengguna. Perancangan antarmuka menggunakan Figma menghasilkan dua halaman utama, yaitu halaman deteksi yang sekaligus menampilkan *output* hasil deteksi, dan halaman *dashboard* untuk visualisasi perkembangan kondisi tanaman.

3.3. Pengembangan (Development)

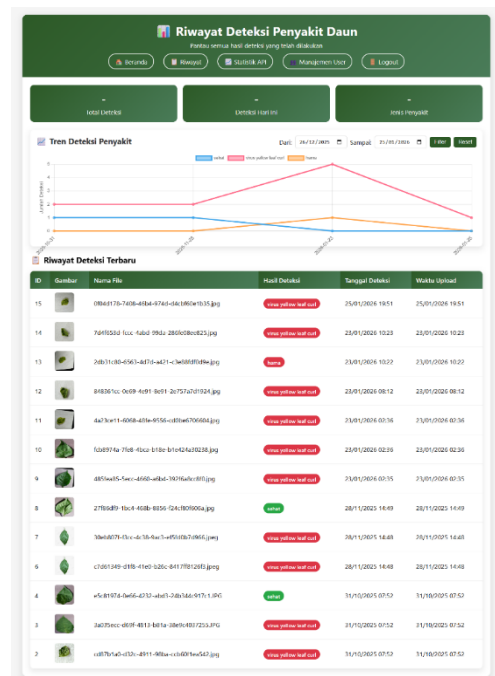
Sistem dikembangkan menggunakan *framework* Flask (Python) sebagai *backend* dengan model EfficientNet-B0 yang diimplementasikan melalui pendekatan *transfer learning* dari bobot pra-latih ImageNet. Fitur utama yang dikembangkan meliputi unggah citra daun cabai, *preprocessing* citra (*resize* dan *normalisasi*), prediksi kondisi kesehatan daun, penyimpanan hasil ke basis data, serta visualisasi perkembangan kondisi tanaman dalam bentuk grafik garis (*line chart*) berdasarkan waktu unggahan, seperti ditunjukkan pada Gambar 3, 4, dan 5.



Gambar 3. Tampilan Unggah Citra Daun Cabai



Gambar 4. Tampilan *Output* Deteksi Gambar

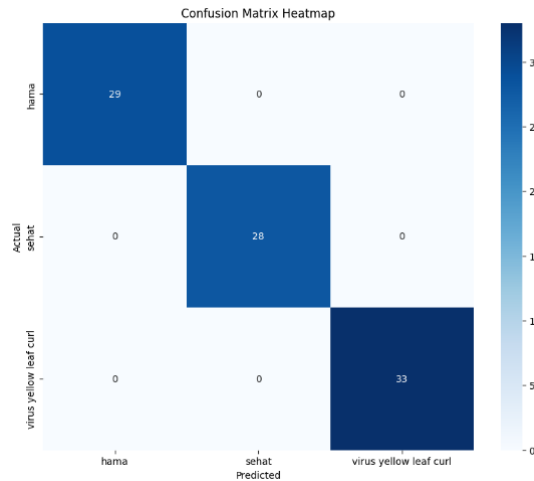


Gambar 5. *Dashboard* Visualisasi

Gambar 3 menunjukkan tampilan fitur unggah citra daun cabai sebagai *input* sistem. Setelah citra diunggah, sistem melakukan *preprocessing* sebelum diproses oleh model EfficientNet-B0 untuk menghasilkan prediksi kondisi kesehatan daun. Gambar 4 menampilkan hasil prediksi kondisi daun yang terdeteksi, di mana setiap hasil deteksi disimpan secara otomatis ke dalam basis data. Gambar 5 menampilkan fitur *dashboard* yang memungkinkan pengguna memantau perubahan kondisi kesehatan tanaman dari waktu ke waktu berdasarkan riwayat hasil deteksi yang tersimpan.

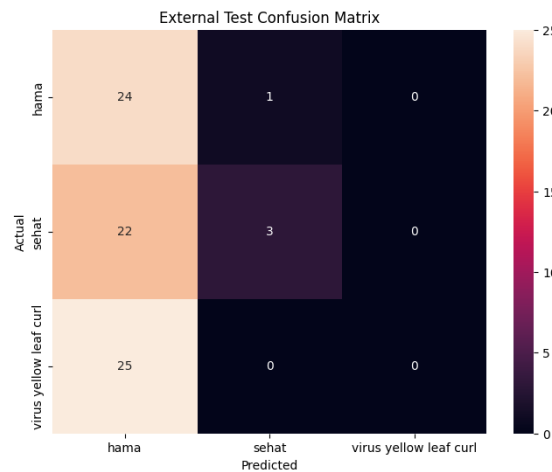
3.4. Pengujian (*Testing*)

Pengujian sistem dilakukan melalui tiga metode, yaitu pengujian performa model, *blackbox testing*, dan *User Acceptance Test* (UAT). Pengujian performa model dilakukan menggunakan 90 citra data validasi (20% dari dataset pelatihan) dan 75 citra data uji eksternal yang berasal dari luar dataset pelatihan.



Gambar 6. Confusion Matrix Data Validasi

Hasil pengujian pada data validasi menunjukkan performa sempurna, di mana seluruh data pada ketiga kelas berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Kelas hama memiliki 29 citra, kelas sehat 28 citra, dan kelas *virus yellow leaf curl* 33 citra yang seluruhnya terprediksi tepat. Model memperoleh akurasi 100% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing 1,00 pada seluruh kelas, seperti ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 7. Confusion Matrix Data Eksternal

Pengujian menggunakan data uji eksternal menghasilkan penurunan performa yang signifikan. Model hanya memperoleh akurasi 36%, di mana model cenderung mengklasifikasikan hampir seluruh citra sebagai kelas hama. Pada kelas hama 24 dari 25 citra terprediksi benar, kelas sehat hanya 3 dari 25 citra yang benar, dan kelas *virus yellow leaf curl* seluruh 25 citra salah diprediksi sebagai hama. Nilai *precision* kelas hama sebesar 0,34, kelas sehat 0,75, dan kelas *virus yellow leaf curl* 0,00. Nilai *recall* kelas hama 0,96, kelas sehat 0,12, dan kelas *virus yellow leaf curl* 0,00, dengan *F1-score* masing-masing 0,50, 0,21, dan 0,00, seperti ditunjukkan pada Gambar 7.

Perbedaan yang sangat signifikan antara akurasi data validasi (100%) dan data uji eksternal (36%) mengindikasikan adanya *overfitting*. Model mampu mengenali pola dengan sangat baik pada data yang berdistribusi serupa dengan data pelatihan, namun gagal melakukan generalisasi terhadap data baru. Faktor penyebabnya antara lain keterbatasan jumlah dan keragaman dataset pelatihan, serta perbedaan distribusi

data uji eksternal seperti variasi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kondisi kerusakan daun [7]. Peningkatan jumlah dan variasi dataset, penerapan augmentasi data yang lebih beragam, serta *fine-tuning* model diperlukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi pada penelitian selanjutnya.

Pengujian *blackbox* dilakukan pada dua iterasi pengembangan untuk memastikan seluruh fitur berjalan sesuai fungsinya. Ringkasan hasil *blackbox testing* disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Ringkasan Hasil *Blackbox Testing*

Fitur	Jumlah Skenario	Persentase Sukses
Login, Logout, dan Akses Halaman	7	100%
Deteksi Daun	3	100%
Dashboard	7	100%
Otorisasi Admin	2	100%
Manajemen User	5	100%
Pengaturan Logo	3	100%
Model dan Output	6	100%

Berdasarkan Tabel 3, seluruh 33 skenario pengujian pada semua fitur dinyatakan lulus dengan persentase sukses 100%. UAT iterasi pertama melibatkan 8 pengguna dari BRMP dengan hasil menunjukkan fitur unggah citra dan deteksi otomatis dinilai mudah digunakan, serta visualisasi grafik *dashboard* bermanfaat untuk pemantauan berkala. Rekapitulasi hasil UAT disajikan pada Tabel 4.

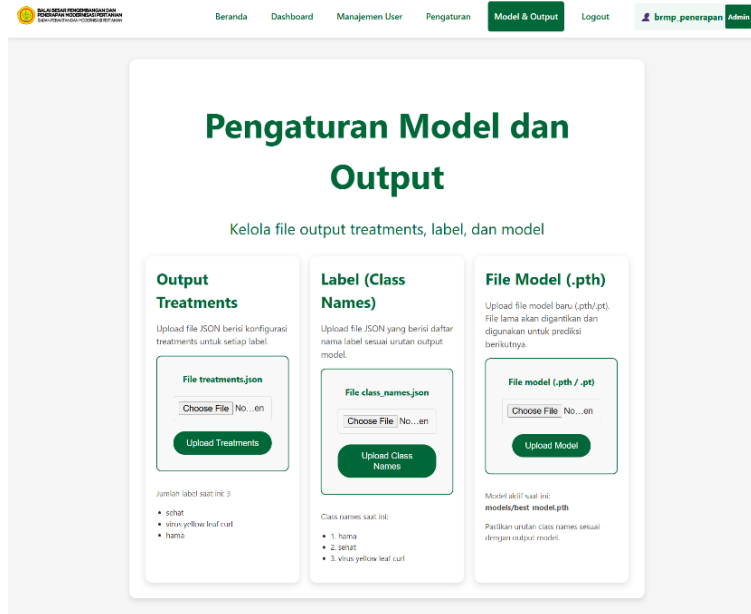
Tabel 4. Rekapitulasi Hasil UAT

Hasil Pengujian	Jumlah
Diterima	3
Diterima dengan Syarat	5
Ditolak	0

Berdasarkan Tabel 4, tidak ada fitur yang ditolak oleh pengguna. Namun dari 8 responden, terdapat 5 pengguna yang menerima sistem dengan catatan bahwa sistem perlu dilengkapi fitur untuk memperbarui file model, file *class name*, dan konfigurasi *output* secara langsung melalui antarmuka tanpa mengubah kode program, mengingat kebutuhan *retraining* model di masa mendatang sangat mungkin terjadi. Masukan ini menjadi dasar dilakukannya iterasi kedua pengembangan sistem.

3.5. Iterasi Pengembangan

Berdasarkan masukan UAT iterasi pertama, dilakukan iterasi kedua dengan menambahkan fitur pengelolaan model yang memungkinkan *Super User* memperbarui file model, file *class name*, serta konfigurasi *output* melalui antarmuka sistem tanpa perlu mengubah kode program secara langsung. Pada implementasi awal, file model dan file *class name* masih bersifat statis di dalam sistem, sehingga berpotensi menyulitkan apabila dilakukan *retraining* model atau perubahan jumlah kelas klasifikasi di masa mendatang. Tampilan halaman pengelolaan model ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Tampilan Halaman Update Model dan Output

Setelah penambahan fitur pada iterasi kedua, sistem kembali melalui *blackbox testing* dan UAT terbatas. Seluruh fungsi pengelolaan model berjalan sesuai yang diharapkan, di mana sistem mampu menerima input yang valid serta menolak input yang tidak sesuai dengan memberikan pesan kesalahan yang tepat. Berdasarkan hasil UAT iterasi kedua, fitur pengelolaan model dinilai mudah digunakan dan membantu pengguna dalam melakukan pembaruan model tanpa perlu melakukan perubahan pada kode program secara langsung.

3.6. Implementasi Akhir dan Tinjauan (*Deployment & Review*)

Sistem diimplementasikan dalam bentuk aplikasi web berbasis Flask yang diterapkan pada *web server* BRMP sehingga dapat diakses secara internal oleh penyuluh pertanian melalui peramban tanpa instalasi perangkat lunak tambahan. Model EfficientNet-B0 dikonfigurasi agar mampu menerima unggahan citra daun tanaman cabai, melakukan *preprocessing* (*resize* dan *normalisasi*), serta menghasilkan prediksi kondisi kesehatan daun secara *real-time*. Berdasarkan hasil tinjauan bersama penyuluh pertanian, sistem telah berjalan baik dari sisi fungsionalitas dan kemudahan penggunaan, serta mampu membantu proses identifikasi kondisi tanaman secara lebih cepat dibandingkan metode konvensional. Namun mengingat performa model pada data uji eksternal masih rendah, sistem ini lebih tepat digunakan sebagai alat bantu awal dalam proses identifikasi, bukan sebagai alat diagnosis utama.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem informasi berbasis web yang mengintegrasikan model *deep learning* EfficientNet-B0 untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi kesehatan tanaman cabai berdasarkan citra daun. Sistem dikembangkan secara iteratif menggunakan metodologi *Agile* dan telah melalui dua iterasi pengembangan. Model EfficientNet-B0 mencapai akurasi 100% pada data validasi namun 36% pada data uji eksternal, mengindikasikan *overfitting* yang perlu ditangani pada penelitian selanjutnya. Seluruh fitur utama sistem lulus pengujian *blackbox* dan diterima dalam UAT. Sistem ini dapat digunakan penyuluh pertanian sebagai alat bantu deteksi dini kondisi kesehatan tanaman cabai secara otomatis dan efisien, meskipun masih bersifat alat bantu awal dan bukan sebagai alat diagnosis utama. Pengembangan selanjutnya direkomendasikan untuk meningkatkan kualitas dan variasi dataset pelatihan serta mengoptimalkan teknik augmentasi data guna meningkatkan kemampuan generalisasi model.

V. UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didukung oleh Balai Besar Pengembangan dan Penerapan Modernisasi Pertanian (BB Penerapan) Kota Bogor, Jawa Barat sebagai lokasi Praktik Kerja Lapangan sekaligus penyedia fasilitas dan objek penelitian. Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh penyuluh pertanian di BB

Penerapan yang telah bersedia menjadi responden dalam pengumpulan data dan pengujian sistem.

REFERENSI

- [1] T. Gulo and D. Harefa, "Identifikasi Serangga (Insecta) yang Merugikan pada Tanaman Cabai Rawit di Desa Sisarahili Ekholo, Kecamatan Lolowau, Kabupaten Nias Selatan.," *J. Sapta Agrica*, vol. 2, no. 1, pp. 50–61, 2023, doi: 10.57094/jsa.v2i1.917.
- [2] A. K. Nalendra and M. Mujiono, "Perancangan IoT (Internet of Things) pada Sistem Irigasi Tanaman Cabai," *Gener. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 61–67, 2020.
- [3] C. Wati, D. Sulistyowati, and E. Krisnawati, "Efektivitas Pengaplikasian Pupuk Organik Cair terhadap Tingkat Serangan Hama dan Penyakit Tanaman Cabai Keriting (*Capsicum annuum* L.)," *IOCSCIENCE Fruitset Sains J. Pertan. Agroteknologi*, vol. 13, no. 1, pp. 11–19, Aug. 2025, doi: 10.35335/fruitset.
- [4] F. Mursyid, M. Arfal Albarzah, Irnawati, W. Ceria Juliana, M. Rifki Adiyatma, and F. M. Hamundu, "Aplikasi Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Teknologi Machine Learning dan Flask," *J. Pustaka Data Pus. Akses Kaji. Database Anal. Teknol. Dan Arsit. Komput.*, vol. 5, no. 1, pp. 176–182, Jun. 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakadata.v5i1.1026.
- [5] W. M. Ardana and Kusrini, "Optimasi Algoritma Convolutional Neural Network dengan Arsitektur Efficientnet-B0 dan Resnet-50 untuk Klasifikasi Jenis Sampah," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 4, 2025, doi: <https://doi.org/10.57152/malcom.v5i4.2030>.
- [6] P. Novantara, R. L. Firmansyah, and M. Arismawati, "Deteksi Hama Penyakit Daun Padi Dengan Menggunakan Teknik Optimasi Deep Learning Convolutional Neural Network," *Bit-Tech*, vol. 7, no. 3, pp. 975–983, Apr. 2025, doi: 10.32877/bt.v7i3.2284.
- [7] A. Rácz, D. Bajusz, and K. Héberger, "Effect of Dataset Size and Train/Test Split Ratios in QSAR/QSPR Multiclass Classification," *Molecules*, vol. 26, no. 4, p. 1111, Feb. 2021, doi: 10.3390/molecules26041111.