

Perbandingan Klasifikasi Daun Cabai dengan Metode CNN dan SVM Untuk Deteksi Penyakit

Afifah Agustin¹, Mufti Ari Bianto², Hery Ardiansyah³

^{1,2,3}Teknik Komputer, Fakultas Sains Teknologi dan Pendidikan, Universitas Muhammadiyah Lamongan

¹affhagstn047@gmail.com, ²muftiari10@gmail.com*, ³hery_ardiansyah@umla.ac.id

Abstract

Chili plants (Capsicum frutescens L.) are one of the horticultural commodities with high economic value, but their productivity often declines due to disease attacks caused by bacteria, fungi, and viruses. Conventional disease identification processes require time and specialized expertise, so a detection system is needed that can provide results quickly and accurately. This research aims to develop a classification system for chili leaf diseases as well as compare the performance of the Convolutional Neural Network (CNN) and Support Vector Machine (SVM) methods. The dataset used consists of 2,000 images divided into five classes: bacteria, fungi, virus, healthy, and non-leaf. The preprocessing stage includes resizing the images to 160×160 pixels, normalization, augmentation, labeling, and splitting the data into training, validation, and test data. In the SVM method, the classification process begins with feature extraction using Histogram of Oriented Gradients (HOG) and Color Histogram, while CNN performs automatic feature extraction through convolutional layers. The system is then implemented in the form of a Flask-based website. The results show that the CNN method has better performance than the SVM method based on the parameters of accuracy, precision, recall, and F-1 Score, with CNN accuracy at 85% and SVM at 78%. In addition, the system is able to distinguish chili leaf images from non-leaf images well so that can be used as a medium for detecting chili leaf diseases.

Keywords: Chili Leaf, CNN, SVM, Image Classification, Disease Detection

Abstrak

Tanaman cabai (*Capsicum frutescens* L.) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi, namun produktivitasnya masih sering mengalami penurunan akibat serangan penyakit yang disebabkan oleh bakteri, jamur, dan virus. Proses identifikasi penyakit secara konvensional membutuhkan waktu serta keahlian khusus, sehingga diperlukan suatu sistem deteksi yang mampu memberikan hasil secara cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun cabai sekaligus membandingkan kinerja metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Support Vector Machine* (SVM). Dataset yang digunakan berjumlah 2.000 citra yang terbagi ke dalam lima kelas, yaitu bakteri, jamur, virus, sehat, dan non-daun. Tahap prapemrosesan meliputi perubahan ukuran citra menjadi 160×160 piksel, normalisasi, augmentasi, pelabelan, serta pembagian data menjadi data latih, validasi, dan data uji. Pada metode SVM, proses klasifikasi diawali dengan ekstraksi fitur menggunakan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *Color Histogram*, sedangkan CNN melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi. Sistem kemudian diimplementasikan dalam bentuk *website* berbasis *Flask*. Hasil menunjukkan bahwa metode CNN memiliki kinerja yang lebih baik dari pada metode SVM berdasarkan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F-1 Score*. Dengan hasil akurasi CNN 85% dan SVM 78%. Selain itu, sistem mampu membedakan citra daun cabai dan non-daun secara baik sehingga dapat dimanfaatkan sebagai media dalam deteksi penyakit daun cabai.

Kata kunci: Daun Cabai, CNN, SVM, Klasifikasi Citra, Deteksi Penyakit

1. Pendahuluan

Indonesia adalah negara agraris yang memiliki potensi besar dalam bidang pertanian yang mencakup sektor pangan, perkebunan, hortikultura, dan kehutanan. Hasil produksi dari sektor tersebut tidak hanya berperan dalam memenuhi kebutuhan pangan masyarakat tetapi juga memberikan nilai ekonomi yang signifikan [1]. Oleh karena itu, petani memiliki peran strategis dalam mendukung ketahanan pangan nasional. Salah satu komoditas hortikultura yang banyak dibudidayakan

dan memiliki nilai ekonomi tinggi adalah tanaman cabai karena tingkat konsumsinya yang terus meningkat di masyarakat [2].

Berdasarkan data dari Kementerian Pertanian Republik Indonesia, Badan Pusat Statistik, dan Direktorat Jenderal Hortikultura menunjukkan bahwa produksi cabai rawit di Indonesia mengalami fluktuasi, yaitu sebesar 1,580 juta ton pada tahun 2020, menurun menjadi 1,386 juta ton pada tahun 2021, dan kembali meningkat menjadi 1,546 juta ton pada tahun 2022.

Rata-rata produksi cabai rawit selama periode 2019–2023 mencapai 1,46 juta ton dengan Provinsi Jawa Timur sebagai sentra produksi terbesar [3]. Namun, produktivitas tanaman cabai sering mengalami penurunan akibat serangan penyakit pada daun yang disebabkan oleh patogen seperti jamur, bakteri, dan virus. Penyakit tersebut menjadi salah satu faktor utama yang menghambat pertumbuhan dan hasil produksi tanaman cabai [4].

Penyakit yang disebabkan oleh Jamur yaitu Bercak daun *Cercospora* (*Cercospora capsici*) biasanya ditandai dengan gejala: bercak bulat kecil dengan pusat abu-abu dan tepi coklat gelap pada daun, sering disertai dengan perubahan warna kuning [5]. Penyakit yang disebabkan oleh Bakteri adalah Bercak daun bakteri *Xanthomonas spp* biasanya ditandai dengan gejala: Bercak kecil berair, berwarna hijau tua namun lama-lama akan menjadi titik-bintik coklat, bercak daun sering dikelilingi oleh warna kuning [6]. Penyakit yang disebabkan oleh Virus adalah virus Gemini (Keriting Daun) ditandai dengan gejala: kekuningan, kelainan bentuk, dan pertumbuhan terhambat pada tanaman cabai, yang secara langsung mempengaruhi hasil produktivitas [7].

Kondisi saat ini menunjukkan bahwa metode konvensional untuk mendeteksi penyakit masih sangat bergantung pada pengamatan visual oleh petani. Cara ini kurang efektif karena gejala awal sering kali tidak terdeteksi oleh petani hingga serangan telah meluas dan biasanya terjadi infeksi campuran antar penyakit [8]. Pengendalian yang tepat tidak hanya dilakukan ketika serangan terjadi dan meluas, tetapi yang paling penting adalah penerapan langkah-langkah pencegahan. Proses diagnosis terhambat karena kurangnya pengetahuan petani tentang jenis-jenis penyakit yang menyerang pada tanaman cabai. Tantangan diagnostik diperparah oleh variasi gejala berdasarkan faktor lingkungan dan genotipe. Gejala penyakit pada daun cabai dapat mencakup perubahan warna daun, warna daun yang tidak merata, dan bercak pada daun. Namun, karena gejala awal relatif serupa dan tanaman cabai juga rentan terhadap berbagai jenis penyakit, petani tidak dapat menentukan jenis penyakit yang menyerang tanaman cabai secara langsung [9].

Perkembangan teknologi pada bidang pengolahan citra dengan kecerdasan buatan dapat memberikan kinerja yang unggul. Teknologi ini mampu menganalisis citra daun tanaman untuk mengidentifikasi gejala penyakit secara otomatis, cepat, dan dengan akurasi yang tinggi, dengan dua pendekatan metode yaitu CNN dan SVM. CNN dipilih karena kemampuannya yang teruji dalam mengidentifikasi pola kompleks pada dataset besar, CNN juga bisa membaca citra secara langsung melalui beberapa layer dan hasil CNN lebih akurat [10]. Metode SVM digunakan sebagai pembanding karena

memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi berdasarkan fitur hasil ekstraksi, seperti HOG dan *Color histogram*. Selain itu, SVM dikenal efisien pada dataset berukuran kecil hingga menengah serta mampu memberikan performa yang stabil dalam proses klasifikasi citra berdasarkan karakteristik bentuk, warna, dan tekstur objek [11].

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan proses klasifikasi deteksi penyakit pada daun tanaman cabai dengan menggunakan metode CNN dan SVM agar dapat mengetahui metode mana yang lebih unggul untuk deteksi penyakit pada daun cabai.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode pengembangan sistem *waterfall* yaitu setiap tahap harus menunggu selesainya tahap sebelumnya sebelum melanjutkan ke tahap berikutnya [12]. Mulai dari analisis kebutuhan, desain, implementasi, pengujian atau verifikasi, dan tahap *maintenance* [13]. Analisis kebutuhan dalam konteks deteksi penyakit pada daun cabai, mencakup identifikasi berbagai gejala penyakit, kriteria akurasi, serta kebutuhan interaksi pengguna dengan sistem [14]. Design pada perancangan, sistem dirancang dengan menyusun arsitektur model CNN yang terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan fungsi aktivasi, serta model SVM yang meliputi teknik ekstraksi fitur dan penentuan kernel yang optimal. Implementasi melibatkan pembangunan sistem secara nyata, yang diawali dengan pemrograman proses pra-pemrosesan gambar. Kemudian dilanjutkan dengan membangun dan melatih model CNN dan SVM secara bersamaan, sistem juga diintegrasikan dengan sebuah antarmuka yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar dan melihat visualisasi dari hasil deteksi penyakit pada daun tanaman cabai [15]. Verifikasi merupakan evaluasi sistem dilaksanakan secara menyeluruh melalui serangkaian pengujian, dimulai dari uji unit pada setiap komponen individu, dilanjutkan dengan uji integrasi untuk memverifikasi alur kerja sistem secara keseluruhan, serta uji kinerja untuk membandingkan metrik akurasi, presisi, recall, f1-score dari metode CNN dan SVM yang diimplementasikan [16]. Maintenance yaitu fase pemeliharaan sistem menjadi tahap terakhir yang berfokus pada perbaikan bug, dan sejauh mana performa dari klasifikasi kedua metode tersebut dengan menggunakan *confusion matrix* dan performa yang dapat diukur nanti adalah nilai Akurasi, Presisi, Recall dan F1-Score [17].

2.1. Identifikasi Masalah

Tahap ini bertujuan untuk mengidentifikasi persyaratan sistem yang akan dikembangkan agar mampu mendeteksi penyakit daun cabai menggunakan metode

CNN dan SVM. Analisis kebutuhan ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem dapat berjalan sesuai dengan fungsi yang diharapkan oleh pengguna.

2.2. Pengumpulan Dataset

Pada tahapan pengumpulan dataset dilakukan dengan cara mencari sumber data di Kaggle sebanyak 1.600 data, Dan mencari data secara aktual sebanyak 400 data di wilayah Desa Glugu Dusun Dlanggu Kecamatan Deket Kabupaten Lamongan, Dengan jumlah total keseluruhan data adalah sebanyak 2.000, Kemudian data tersebut dibagi kedalam 5 jenis kategori kelas Daun Tanaman Cabai : Sehat, Virus, Jamur, Bakteri, dan satu kelas dengan data non daun agar jika di uji dengan gambar selain daun tidak teridentifikasi penyakit

Tabel 1. Data Penelitian

Citra	Kelas/Label	Jumlah
	Sehat	400
	Virus	400
	Bakteri	400
	Jamur	400
	Non-Daun	400

2.3. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

CNN adalah salah satu metode *deep learning* yang dikembangkan dari *Multilayer Perceptron* (MLP). CNN memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur secara hierarkis melalui lapisan konvolusi, sehingga dapat mengenali pola visual mulai dari bentuk sederhana hingga karakteristik yang lebih kompleks pada *citra* [18]. CNN memiliki proses dari awal masukan melewati *Convolutional layer* yaitu bagian kunci dari proses dalam CNN di mana operasi konvolusi dilakukan, dengan menerapkan suatu fungsi pada keluaran dari fungsi lain secara berulang. *Pooling layer* adalah lapisan untuk mempertahankan ukuran data selama konvolusi dan melakukan *down-sampling*, sehingga data menjadi lebih mudah dikelola dan dikembangkan menjadi komponen terkecil, *Flatten layer* adalah mengubah tensor multidimensi menjadi vector 1D. *Fully Connected layer* adalah lapisan yang

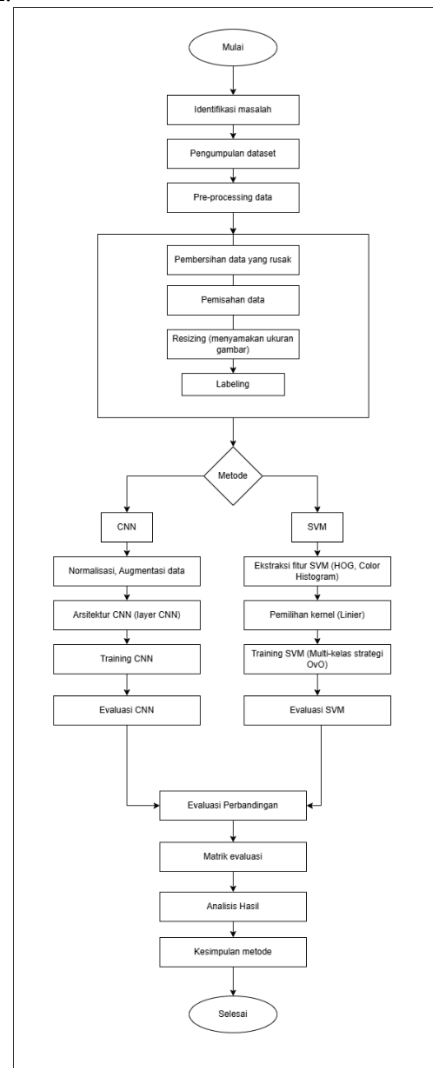
umum digunakan dalam implementasi *Multilayer Perceptron*, bertujuan untuk mentransformasikan data agar dapat diklasifikasikan [19].

2.4. Support Vector Machine (SVM)

SVM digunakan sebagai metode klasifikasi untuk memisahkan data berdasarkan fitur yang telah diekstraksi. Prinsip kerja SVM adalah mencari *hyperplane* optimal yang dapat membedakan setiap kelas secara maksimal sehingga tingkat kesalahan dalam proses klasifikasi citra daun cabai dapat diminimalkan. Penggunaan SVM dikenal dengan penggunaan beberapa kernel untuk menangani masalah yang bersifat *nonlinear*. Dalam SVM menggunakan data yang akan di proyeksikan ke dimensi yang lebih tinggi untuk memudahkan pemisahan [20].

2.5. Perancangan Sistem

Berikut adalah beberapa tahapan perancangan alur sistem:



Gambar 1. Alur Perancangan Sistem

Pre-processing: Melakukan proses pengecekan terhadap citra yang rusak, tidak dapat dibuka, atau

duplikat sehingga dataset yang digunakan memiliki kualitas yang baik. Proses pembagian data dilakukan dengan cara *train-test split* dengan masing-masing data *testing* sebanyak 80%, data *validasi* dan *testing* sebanyak 20% dari data *validasi* dan *testing* akan dibagi lagi dengan masing-masing data *validasi* 10% dan *testing* 10%, Jadi total data yang digunakan untuk proses training sebanyak 1.600, dan data sebanyak 200 untuk validasi dan 200 digunakan untuk proses pengujian. *Resize* merupakan tahapan yang digunakan untuk mengubah keseluruhan ukuran dari data gambar menjadi 160x160 dengan tiga kanal warna (RGB) agar dimensi nya bisa seragam. Pelabelan adalah proses pemberian label atau kategori pada setiap data gambar yang digunakan dalam penelitian, Tujuan dari proses pelabelan ini adalah agar sistem dapat mengenali hubungan antara gambar masukan dan kategori yang tepat selama proses pelatihan model.

Ekstraksi Fitur CNN: Proses ekstraksi fitur ini dengan cara normalisasi dan agumentasi data. Normalisasi citra merupakan proses untuk menyamakan skala ukuran nilai piksel, Proses ini dilakukan setelah *resize* ukuran gambar, dengan menyamakan nilai piksel dengan *rescale* = 1./255 untuk mengubah rentang intensitas dari 0-255 menjadi 0-1, sehingga dapat mempercepat proses konvergensi model. Augmentasi data merupakan teknik untuk menambahkan variasi dari dataset secara langsung, tanpa menambahkan variasi secara manual. Proses augmentasi hanya digunakan pada data *training* dengan menggunakan *ImageDataGenerator*. Disini Teknik augmentasi yang digunakan adalah menerapkan augmentasi data dengan rotasi acak dalam rentang 10 derajat, *zoom range* 0.1, serta proses *horizontal_flip=True* agar model bervariasi terhadap orientasi citra

Ekstraksi fitur SVM: Proses ekstraksi fitur menggunakan HOG dan *Color Histogram*. Metode HOG digunakan sebagai teknik ekstraksi fitur untuk bisa memperoleh informasi mengenai bentuk, pola tepi, dan tekstur pada gambar daun cabai. Metode *Color Histogram* ini digunakan untuk memperoleh informasi mengenai warna pada citra daun cabai, Proses ekstraksi dilakukan menggunakan tiga channel warna utama, yaitu *Red*, *Green*, dan *Blue* (RGB).

Training merupakan proses melatih data untuk membandingkan antara data *testing* dengan data uji tujuannya agar dapat memperoleh akurasi yang tinggi dari klasifikasi yang dilakukan, Tahap training ini menggunakan metode CNN dan SVM.

Evaluasi ini merupakan tahapan untuk mengukur performa model CNN dan SVM untuk klasifikasi, Dan menggunakan parameter *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*.

Accuracy digunakan untuk mengukur persentase prediksi yang benar dari seluruh data uji yang diklasifikasikan oleh model. Nilai ini menggambarkan tingkat ketepatan model secara keseluruhan dalam proses klasifikasi.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \times 100\%$$

Precision digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas tertentu. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar data yang diprediksi sebagai suatu kelas memang benar termasuk ke dalam kelas tersebut, sehingga jumlah kesalahan prediksi positif relatif rendah.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$$

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh data yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data pada kelas yang diuji.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$$

F1-score merupakan ukuran yang menggabungkan nilai *precision* dan *recall* melalui rata-rata, sehingga dapat digunakan untuk menilai keseimbangan antara kedua parameter tersebut. Semakin tinggi nilai *F1-score*, semakin baik kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara akurat dan konsisten.

$$F1-score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \times 100\%$$

TP: Prediksi positif yang benar.

TN: Prediksi negative yang benar.

FP: Prediksi positif yang salah.

FN: Prediksi negative yang salah.

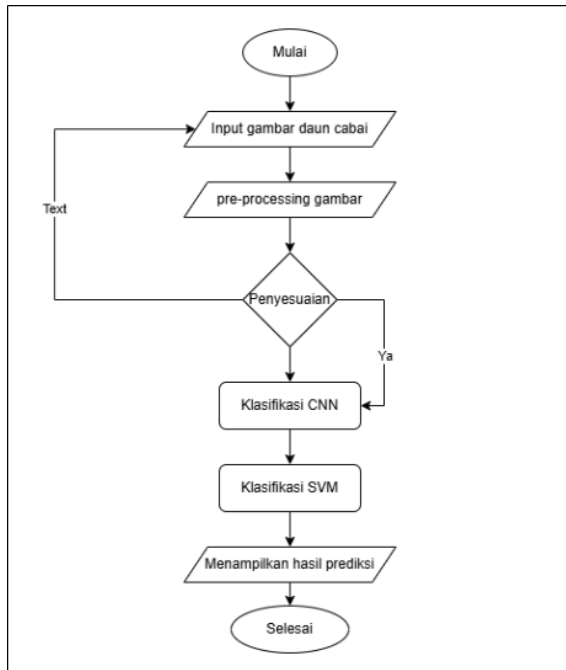
Confusion matriks digunakan untuk menentukan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas. Matriks ini menampilkan hubungan antara kelas aktual dan kelas yang diprediksi, sehingga dapat digunakan untuk menganalisis kinerja model secara lebih rinci. Dalam penelitian ini, matriks digunakan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi lima kelas, yaitu bakteri, jamur, virus, sehat, dan non-daun.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Kebutuhan

Tahap analisis kebutuhan dilakukan untuk mengidentifikasi persyaratan sistem yang akan dikembangkan agar mampu mendeteksi penyakit daun cabai menggunakan metode CNN dan SVM. Analisis kebutuhan ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem dapat berjalan sesuai dengan fungsi yang diharapkan oleh pengguna.

3.2. Design (Perancangan Sistem)



Gambar 2. Perancangan sistem

Gambar tersebut menjelaskan proses kerja sistem pendeteksi penyakit daun cabai, yang dimulai dari tahap awal, kemudian pengguna memasukkan gambar. Setelah gambar berhasil dimasukkan, sistem melakukan pra-pemrosesan gambar. Selanjutnya, sistem melakukan tahap penyesuaian, proses berlanjut ke tahap klasifikasi menggunakan metode CNN untuk secara otomatis mengidentifikasi pola penyakit dari gambar daun. Selanjutnya menampilkan hasil prediksi kepada pengguna dalam bentuk kategori kondisi daun cabai, seperti terinfeksi bakteri, jamur, virus, sehat, atau bukan daun. Setelah hasil klasifikasi ditampilkan, proses berakhir pada tahap Selesai.

3.3. Implementasi

Tahap implementasi adalah tahap penerapan desain sistem yang telah dibuat pada tahap sebelumnya. Implementasi dilakukan mulai dari persiapan dataset, prapemrosesan gambar, pembuatan model CNN dan SVM, hingga integrasi model-model tersebut ke dalam situs website.

1. Hasil CNN

Tahap perancangan model ini dirancang dengan menggunakan model Sequential yang terdiri dari beberapa lapisan *konvolusi*, *pooling*, *flatten*, *fully connected* (*dense*) yang sudah dilengkapi dengan *dropout*. Proses ini bertujuan untuk melakukan ekstraksi fitur secara hierarkis dari citra yang di input dengan ukuran 160x160 piksel dan dengan tiga kanal warna (RGB), menggunakan fungsi aktivasi ReLU.

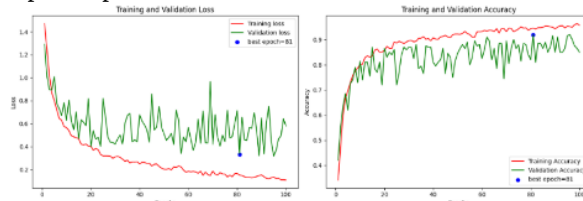
... Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 160, 160, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 80, 80, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 80, 80, 64)	18,496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 40, 40, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 40, 40, 128)	73,856
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 20, 20, 128)	0
flatten (Flatten)	(None, 51200)	0
dense (Dense)	(None, 128)	6,553,728
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 5)	645

Total params: 6,647,621 (25.36 MB)
Trainable params: 6,647,621 (25.36 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

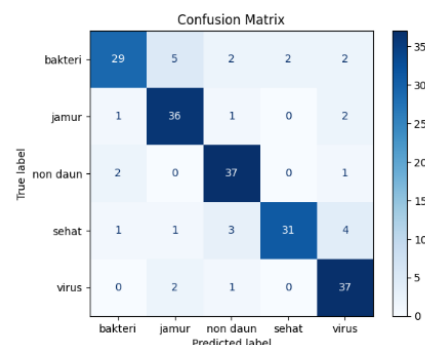
Gambar 3. Model sequential

Pelatihan model CNN dilakukan menggunakan dataset yang terdiri dari lima kelas, yaitu bakteri, jamur, virus, sehat, dan non-daun. Model dilatih selama 100 epoch menggunakan *optimizer* Adam dan fungsi loss *categorical_crossentropy*. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa performa model terus meningkat seiring bertambahnya epoch, yang ditunjukkan oleh peningkatan akurasi serta penurunan nilai loss selama proses pelatihan.



Gambar 4. Grafik Pelatihan CNN

Gambar tersebut menjelaskan grafik *loss* pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa nilai *loss* menurun selama proses pelatihan, dengan *loss* pelatihan terus turun dari sekitar 1,45 menjadi 0,11, sementara *loss* validasi juga cenderung menurun meskipun terjadi beberapa *fluktuasi* pada beberapa *epoch*. Sementara itu, grafik akurasi pelatihan dan validasi menunjukkan peningkatan kinerja model, yang ditandai dengan kenaikan akurasi pelatihan dari sekitar 34% menjadi 95,69% dan akurasi validasi mencapai sekitar 92% pada *epoch* terbaik, yaitu epoch ke-81. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model CNN berhasil mempelajari pola penyakit daun cabai dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data validasi,



Gambar 5. Confusion Matrik CNN

Pada gambar *confusion matrix* tersebut memperoleh hasil klasifikasi yang menunjukkan ada satu tambahan kelas non-daun dan empat kelas jenis daun cabai yaitu bakteri, jamur, sehat, virus. Pada kelas pertama (bakteri) ada 29 yang benar dan 11 yang salah, Dikelas kedua (jamur) ada 36 yang benar dan 4 yang salah, Dikelas ketiga (non-daun) ada 37 yang benar dan 3 yang salah, Dikelas keempat (sehat) ada 31 yang benar dan 9 yang salah, Dikelas kelima (virus) ada 37 yang benar dan 3 yang salah. Dengan masing-masing perkelas ada 35 data gambar.

	precision	recall	f1-score	support
bakteri	0.88	0.72	0.79	40
jamur	0.82	0.90	0.86	40
non daun	0.84	0.93	0.88	40
sehat	0.94	0.78	0.85	40
virus	0.80	0.93	0.86	40
accuracy			0.85	200
macro avg	0.86	0.85	0.85	200
weighted avg	0.86	0.85	0.85	200

Gambar 6. Classification Report CNN

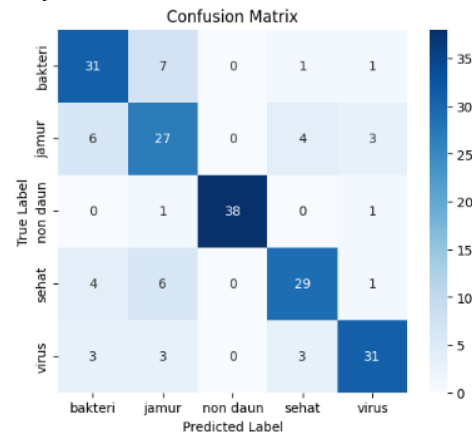
Berdasarkan hasil *classification report* dari model *Convolutional Neural Network* (CNN), memperoleh nilai akurasi sebesar 85% Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi penyakit pada daun cabai.

2. Hasil SVM

Tahap pelatihan model ini menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM), dan dirancang dengan menggunakan *Kernel Linear*. *Kernel linear* adalah salah satu jenis kernel yang ada didalam algoritma ini yang biasanya digunakan untuk memisahkan data dengan menggunakan garis lurus atau hiperbidang *linear*. Cara kerja kernel ini dengan cara mencari batas pemisah terbaik antar kelas berdasarkan fitur-fitur yang dimiliki oleh data. Alasan menggunakan *kernel linier* karena menghasilkan data yang cukup baik dalam memisahkan fitur dari hasil ekstraksi HOG dan *color histogram*.

Tahap awal dilakukan dengan mengimpor *library SVC* dari *Scikit-learn* sebagai algoritma utama untuk membangun model SVM, serta *GridSearchCV*, yang digunakan untuk mencari kombinasi parameter terbaik secara otomatis. Dalam proses pelatihan, model SVM menggunakan kernel='linear' karena kernel *linear* memiliki kebutuhan komputasi yang lebih ringan dan mampu memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik untuk fitur gambar yang digunakan. Selain itu, parameter *decision_function_shape='ovo'* (*One vs One*) diterapkan untuk mendukung proses klasifikasi multi-kelas pada data penyakit daun cabai. Parameter *random_state=42* digunakan agar hasil pelatihan tetap konsisten saat proses dijalankan ulang, sedangkan *probability=True* digunakan untuk menghasilkan nilai

probabilitas atau tingkat kepercayaan model terhadap hasil prediksi.



Gambar 7. Confusion Matrik SVM

Pada gambar *confusion matrix* tersebut memperoleh hasil klasifikasi yang menunjukkan ada satu tambahan kelas non-daun dan empat kelas jenis daun cabai yaitu bakteri, jamur, sehat, virus. Pada kelas pertama (bakteri) ada 31 yang benar dan 9 yang salah, Dikelas kedua (jamur) ada 27 yang benar dan 13 yang salah, Dikelas ketiga (non-daun) ada 38 yang benar dan 2 yang salah, Dikelas keempat (sehat) ada 29 yang benar dan 11 yang salah, Dikelas kelima (virus) ada 31 yang benar dan 9 yang salah. Dengan masing-masing perkelas ada 35 data gambar.

Classification Report pada Test Set:				
	precision	recall	f1-score	support
bakteri	0.70	0.78	0.74	40
jamur	0.61	0.68	0.64	40
non daun	1.00	0.95	0.97	40
sehat	0.78	0.72	0.75	40
virus	0.84	0.78	0.81	40
accuracy			0.78	200
macro avg	0.79	0.78	0.78	200
weighted avg	0.79	0.78	0.78	200

Gambar 8. Classification Report SVM

Berdasarkan hasil *classification report* dari model *Support Vector Machine* (SVM), memperoleh nilai akurasi sebesar 78%, yang menunjukkan bahwa model tersebut mampu mengklasifikasikan penyakit daun cabai dengan kinerja yang cukup baik pada data test. Hasil ini menunjukkan bahwa metode SVM mampu mengenali pola gambar daun cabai berdasarkan fitur HOG dan *Color Histogram* yang telah diekstraksi sebelumnya. Berdasarkan proses pelatihan menggunakan fungsi *grid.fit(X_train_scaled, y_train_enc)*, model terbaik diperoleh dari hasil pencarian parameter otomatis. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa parameter terbaik yang diperoleh adalah C = 0,05 dengan skor validasi silang sebesar 0,7512.

3. Implementasi Website

Implementasi merupakan tahapan akhir dari proses klasifikasi dari model yang sudah dibuat sebelumnya dan akan di implementasikan ke dalam system antarmuka untuk dapat digunakan oleh pengguna. Dengan tujuan untuk mengklasifikasikan jenis-jenis kondisi dari daun tanaman cabai.



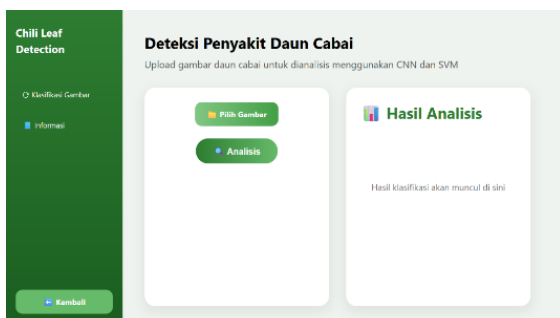
Gambar 9. Tampilan Home

Gambar 9. merupakan tampilan halaman awal dari sistem yang menjelaskan bahwa sistem ini akan mengklasifikasi jenis-jenis kondisi daun tanaman cabai dengan menggunakan dua pendekatan metode yaitu CNN dan SVM.



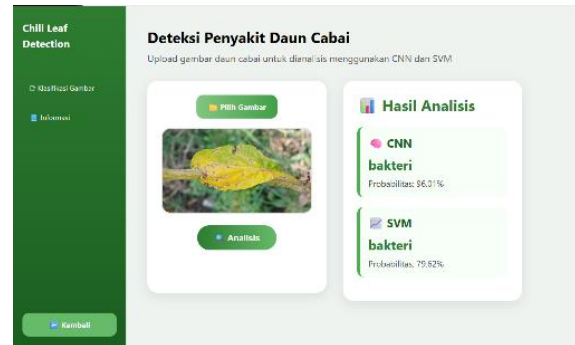
Gambar 10. Tampilan Informasi Daun

Gambar 10. menjelaskan sebelum proses klasifikasi berlanjut pengguna bisa melihat terlebih dahulu ciri-ciri dari kondisi daun tanaman cabai itu seperti apa, Kemudian jika sudah pengguna bisa langsung melakukan proses analisis.

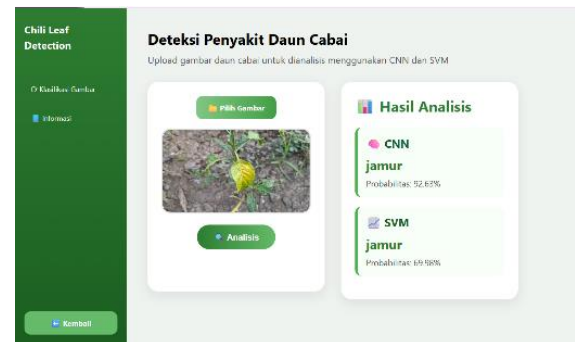


Gambar 11. Tampilan Klasifikasi

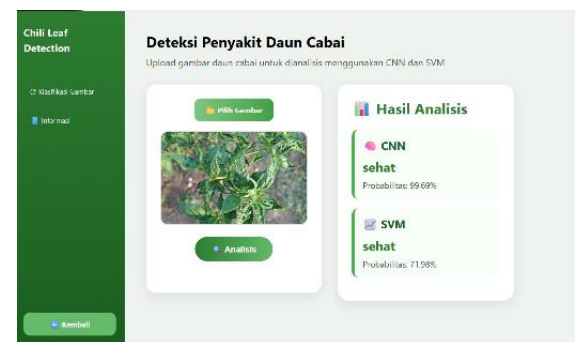
Gambar 11. adalah halaman untuk proses klasifikasi jenis-jenis kondisi daun tanaman cabai, di halaman ini pengguna bisa langsung memasukkan gambar daun cabai kemudian akan di analisis oleh sistem, setelah proses selesai maka akan muncul hasil analisis nya dan akan di tampilkan seperti pada gambar



Gambar 12. Tampilan Deteksi Bakteri



Gambar 13. Tampilan Deteksi Jamur



Gambar 14. Tampilan Deteksi Sehat

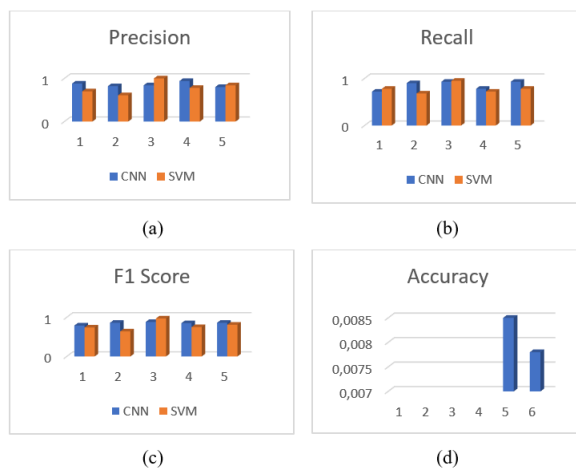


Gambar 15. Tampilan Deteksi Virus

Gambar tersebut menampilkan proses hasil analisis, pada halaman tersebut pengguna memasukkan gambar daun tanaman cabai kemudian sistem menganalisisnya, dan hasil dari analisisnya daun tersebut bakteri dengan probabilitas CNN 96,01% dan SVM 79,62%, Jamur dengan probabilitas CNN 92,63% dan SVM 69,96%, Sehat dengan probabilitas CNN 99,69% dan SVM 71,98%, Virus dengan probabilitas CNN 99,97% dan SVM 91,89%.

4. Hasil Perbandingan CNN dan SVM

Berikut adalah hasil dari perbandingan metode CNN dan SVM dilihat dari *accuracy precision, recall, dan F1-score*.



Gambar 16. Hasil Perbandingan CNN dan SVM

Berdasarkan Gambar tersebut dilakukan perbandingan kinerja metode CNN dan SVM menggunakan parameter *precision, recall, F1-score, dan accuracy* pada lima kelas klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode CNN secara umum memperoleh nilai evaluasi yang lebih tinggi dibandingkan SVM. Pada parameter *precision*, CNN memberikan performa yang lebih baik pada sebagian besar kelas, sedangkan SVM hanya menunjukkan keunggulan pada kelas tertentu. Hasil yang serupa juga terlihat pada parameter *recall* dan *F1-score*, di mana CNN mampu mempertahankan nilai yang lebih konsisten dibandingkan SVM. Selain itu, pada parameter *accuracy*, CNN memperoleh nilai akurasi sebesar 85%, sedangkan SVM memperoleh nilai akurasi sebesar 78%. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa CNN memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali dan membedakan karakteristik *citra* daun cabai. Hal ini disebabkan oleh kemampuan CNN dalam melakukan ekstraksi fitur secara otomatis melalui lapisan konvolusi sehingga pola-pola penting pada *citra* dapat dipelajari secara lebih efektif. Berdasarkan hasil evaluasi yang meliputi *accuracy, precision, recall, dan F1-score*, metode CNN dapat dinyatakan lebih unggul dan lebih efektif dibandingkan metode SVM dalam klasifikasi penyakit daun cabai.

Model CNN mendapatkan hasil performa yang lebih baik dikarenakan dapat mengekstrak fitur secara otomatis. Berbeda dengan SVM yang memerlukan ekstraksi fitur manual sehingga efektivitasnya sangat subjektif, CNN menerapkan sistem *end-to-end learning* yang mengidentifikasi karakteristik data secara mandiri selama fase pelatihan. Selain itu, CNN mampu mempertahankan informasi spasial melalui operasi konvolusi berbasis matriks multi-dimensi. Karakteristik ini kontras dengan SVM yang mengharuskan konversi gambar menjadi vektor satu dimensi yang berisiko menghilangkan relasi antarpixel. Dalam konteks *Big Data*, CNN juga lebih skalabel berkat integrasi arsitektur *Deep Learning* dan komputasi GPU yang membuat akurasinya meningkat seiring bertambahnya volume data, sementara SVM cenderung mengalami penurunan performa komputasi akibat keterbatasan fungsi kernel saat memetakan dimensi tinggi. Tetapi, SVM tetap menjadi solusi yang efisien untuk dataset berskala kecil atau data tabular terstruktur yang minim kebutuhan grafis.

5. Hasil Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Tabel 2. Perbandingan penelitian terdahulu

Peneliti	Metode	Dataset	Hasil
Ilahi 2025	CNN	50 jeruk	98%
Ilahi 2025	SVM	50 jeruk	94%
Aisyah 2023	CNN	600 Daun kentang	86%
Aisyah 2023	RNN	600 Daun kentang	85%
Penelitian ini	CNN	2.000	85%
Penelitian ini	SVM	2.000	78%

3.4. Verification

Pada tahap pengujian dilakukan untuk menilai kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan sistem situs *website* yang dikembangkan. Pengujian ini dilakukan dengan menggunakan data uji yang tidak digunakan dalam proses pelatihan model, Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode pengujian *Blackbox* untuk memastikan bahwa semua fungsi sistem beroperasi sesuai dengan persyaratan yang dirancang.

Tabel 3. Pengujian blackbox

Fitur diuji	Proses	Hasil yang diharapkan	Hasil pengujian
Halaman home	Pengguna mengakses website	Halaman home tampil	Berhasil
Halaman home	Pengguna masuk halaman klasifikasi	Halaman klasifikasi berhasil ditampilkan	Berhasil
Halaman informasi penyakit	Pengguna masuk halaman informasi	Halaman informasi penyakit berhasil ditampilkan	Berhasil
Upload gambar	Pengguna mengunggah file gambar daun	Sistem menerima gambar	Berhasil
Upload gambar	Pengguna mengunggah file gambar non-daun	Sistem menerima gambar dan menampilkan hasil bahwa gambar tersebut bukan gambar daun cabai	Berhasil
Analisis	Pengguna menekan tombol analisis	Hasil prediksi nilai probabilitas dari CNN dan SVM tampil	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian *Blackbox* yang telah dilakukan, semua fitur pada situs *website* berfungsi sesuai dengan yang dirancang. Sistem ini mampu menerima masukan berupa gambar daun cabai, melakukan proses klasifikasi menggunakan model CNN dan SVM, serta menampilkan hasil prediksi kepada pengguna. Selain itu, sistem ini juga dapat mengenali gambar yang tidak termasuk dalam kategori daun cabai dan menampilkan hasil klasifikasi non-daun. Dengan demikian, situs *website* yang telah diimplementasikan ini dapat digunakan sebagai sarana untuk mengklasifikasikan penyakit daun cabai.

3.5 Maintenance

Setelah sistem diterapkan, tahap terakhir adalah pemeliharaan. Sistem dipantau untuk menemukan dan memperbaiki bug yang mungkin muncul, serta untuk melakukan peningkatan atau perubahan sesuai dengan kebutuhan pengguna yang berkembang. Pemeliharaan dapat mencakup perbaikan bug, peningkatan kinerja, dan penambahan fitur baru.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian berhasil mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun cabai berbasis web yang memanfaatkan metode CNN dan SVM untuk mendeteksi beberapa kategori daun cabai, yaitu penyakit yang disebabkan oleh bakteri, jamur, virus, serta daun yang sehat. Sistem yang dikembangkan mampu menganalisis gambar daun cabai melalui foto yang diunggah oleh pengguna. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *parameter accuracy, precision, recall, dan F1-score*, metode CNN menunjukkan kinerja yang lebih unggul dibandingkan metode SVM. Model CNN mencapai nilai *accuracy* sebesar 85%, sedangkan model SVM mencapai *accuracy* sebesar 78%.

CNN memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengenali pola gambar daun cabai karena dapat secara otomatis mengekstraksi fitur dari data gambar. Selain itu, CNN juga memperoleh nilai *precision, recall, dan F1-score* yang lebih tinggi pada sebagian besar kelas uji, terutama pada kelas sehat dan virus. Metode SVM masih menunjukkan kinerja klasifikasi yang cukup baik dengan proses pelatihan yang lebih ringan dan kebutuhan komputasi yang lebih rendah. Namun, kinerja SVM masih sangat dipengaruhi oleh proses ekstraksi fitur manual menggunakan metode HOG dan *Color Histogram*, sehingga kurang optimal dalam mengenali pola gambar yang kompleks.

Daftar Rujukan

- [1] P. Di *et al.*, "Identifikasi Hama Tanaman Cabai Merah Dan Teknis Pengendaliannya Di Kelompok Tani Sari Mulyo Desa Sukasari Kecamatan Air Periuken Kabupaten Seluma Provinsi Bengkulu," *Agrica Ekstensia*, vol. 16, no. 1, 2022, doi: [10.55127/ae.v16i1.109](https://doi.org/10.55127/ae.v16i1.109).
- [2] S. F. Nazila, Y. Arman, D. Wahyuni, N. Nurhasanah, and Y. S. Putra, "Deteksi Dini Serangan Hama Penyakit pada Cabai Rawit Menggunakan Metode Image Recognition," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 9, no. 2, pp. 232–241, 2023, doi: [10.28932/jutisi.v9i2.6342](https://doi.org/10.28932/jutisi.v9i2.6342).
- [3] A. Zahara, "Analisis Produk Dan Produktifitas Cabai," *Sosio Agribisnis*, vol. 22, no. 1, pp. 18–29, 2021. <https://doi.org/10.30742/jisa21120211345>
- [4] N. Wakhidah, "Keanekaragaman jamur patogen dan gejala yang ditimbulkan pada tanaman cabai merah (," vol. 17, no. 2, pp. 63–68, 2021.
- [5] H. B. 1 Nur Wakhidah, Kasrina, "KEANEKARAGAMAN JAMUR PATOGEN DAN GEJALA YANG DITIMBULKAN PADA TANAMAN CABAI MERAH (Capsicum annum L.) DI DATARAN RENDAH," vol. 17, no. 2, pp. 63–68, 2021.
- [6] A. Subedi, G. V. Minsavage, J. B. Jones, E. M. Goss, and P. D. Roberts, "Exploring Diversity of Bacterial Spot Associated Xanthomonas Population of Pepper in Southwest Florida," *Plant Dis.*, vol. 107, no. 10, pp. 2978–2985, 2023, doi: [10.1094/PDIS-10-22-2484-RE](https://doi.org/10.1094/PDIS-10-22-2484-RE).
- [7] A. Qurrata, B. N. Fitriani, D. M. Fardhani, and I. A. Nugraheni, "Analisis insidensi virus gemini pada tanaman cabai (Capsicum frutescens) Analysis of the incidence of

- gemini virus in chili plants (*Capsicum frutescens*),” vol. 3, pp. 823–829, 2025.
- [8] N. Putri Arafa, S. Rahma Basri, R. Ratnasari, and R. Adi Saputra, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Cabai Dengan Pendekatan Artificial Neural Network (Ann),” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 8, no. 6, pp. 12865–12871, 2024, doi: [10.36040/jati.v8i6.12140](https://doi.org/10.36040/jati.v8i6.12140).
- [9] R. Rosalina and A. Wijaya, “Pendeteksian Penyakit pada Daun Cabai dengan Menggunakan Metode Deep Learning,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.,* vol. 6, no. 3, pp. 452–461, 2020, doi: [10.28932/jutisi.v6i3.2857](https://doi.org/10.28932/jutisi.v6i3.2857).
- [10] S. N. Nugraha, R. Pebrianto, and E. Fitri, “Penerapan Deep Learning Pada Klasifikasi Tanaman Paprika Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode CNN,” *Inf. Syst. Educ. Prof. J. Inf. Syst.,* vol. 8, no. 2, p. 15, 2023, doi: [10.51211/isbi.v8i2.2671](https://doi.org/10.51211/isbi.v8i2.2671).
- [11] P. A. Ilahi, R. Toyib, Y. Reswan, and A. Sonita, “Kematangan Serta Mengukur Kandungan Vitamin C Jeruk Gerga Menggunakan Citra Digital,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.,* vol. 9, no. 3, pp. 5007–5013, 2025.
- [12] S. Nana Apriani, “ANALISIS EKSTRAKSI CITRA GLCM DAN WAVELET UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT CABAI DENGAN METODE SVM,” *J. Inform. Teknol. dan Sains,* vol. Vol. 7; No, pp. 895–903, 2025.
- [13] H. Ardiansyah, B. P. Ramadhan, M. A. Bianto, B. D. Saputra, and A. Widodo, “Decision Support System for Prioritizing Road Repairs With Simple Additive Weighting Method,” *Indones. J. Eng. Sci. Technol.,* vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2025, doi: [10.38040/ijenset.v2i1.1040](https://doi.org/10.38040/ijenset.v2i1.1040).
- [14] S. Farisi, “Sistem pakar deteksi penyakit cabai berbasis web menggunakan,” *J. Multidisiplin Saintek,* no. 5, 2024.
- [15] M. N. Ihsan, A. Yudhana, and R. Umar, “Implementasi Perangkat Lunak Penjaminan Mutu Menggunakan Metode Rapid Application Development (RAD),” *Techno (Jurnal Fak. Tek. Univ. Muhammadiyah Purwokerto),* vol. 23, no. 2, p. 69, 2022, doi: [10.30595/techno.v23i2.10427](https://doi.org/10.30595/techno.v23i2.10427).
- [16] T. Wahyudi and H. Faqih, “Pengembangan Sistem Informasi Presensi Menggunakan Metode Waterfall,” vol. 7, no. 2, pp. 120–129, 2021.
- [17] M. Zen, C. Rizal, and M. Eka, “Perancangan Sistem Informasi Desa Tomuan Holbung Menggunakan Metode Waterfall,” vol. 9, no. 2, pp. 274–280, 2022, doi: [10.30865/jurikom.v9i2.3986](https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.3986).
- [18] A. Zalvadila, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN,” *J. Inform. J. Pengemb. IT,* vol. 8, no. 3, pp. 255–260, 2023, doi: [10.30591/jpit.v8i3.5341](https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5341).
- [19] M. J. Nur, “Identifikasi Penyakit Secara Morfologi pada Tanaman Cabai Rawit (*Capsicum Frutescens* L),” *J. Agric. Rev.,* vol. 4, no. 1, pp. 19–26, 2025, doi: [10.37195/arview.v4i1.1315](https://doi.org/10.37195/arview.v4i1.1315).
- [20] A. R. R. Darmawati, Purnawansyah, Herdianti Darwis, and Lutfi Budi Ilmawan, “Klasifikasi Citra Digital Daun Herbal Menggunakan Support Vector Machine dan Convolutional Neural Network dengan Fitur Fourier Descriptor,” *CSRID (Computer Sci. Res. Its Dev. Journal),* vol. 16, no. 1, pp. 01–12, Feb. 2024, doi: [10.22303/csrid-.16.1.2024.01-12](https://doi.org/10.22303/csrid-.16.1.2024.01-12).