

Analisis Performa Support Vector Machine pada Klasifikasi Penyakit Daun Kentang dengan Pendekatan Grayscale dan Segmentasi Citra

Serly Amalyanti^{1*}, Nur Mahdania², Akramunnisa Mustamin³
^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muslim Indonesia, Kota Makassar

*Email Korespondensi: 13020230203@student.umi.ac.id

Riwayat Artikel: Diterima: 20/08/2025; Direvisi: 16/09/2025; Disetujui: 01/11/2025

ABSTRAK

Tanaman kentang adalah salah satu hasil pertanian yang penting, namun rentan terhadap penyakit daun seperti *Early Blight* dan *Late Blight*. Metode pengenalan penyakit secara manual di lapangan masih kurang akurat karena tergantung pada pengalaman dan penilaian subjektif petani. Penelitian ini mencoba mengevaluasi bagaimana algoritma *Support Vector Machine* (SVM) bekerja dalam mengklasifikasikan penyakit daun kentang. Penelitian menggunakan tiga jenis gambar, yakni citra berwarna (RGB), citra *grayscale*, dan citra hasil segmentasi. Data yang digunakan berasal dari *dataset* PlantVillage dan dibagi menjadi data latih dan data uji. Proses penelitian mencakup *preprocessing* citra, ekstraksi fitur, pelatihan model SVM, serta evaluasi kinerja menggunakan akurasi, *precision*, *recall*, dan *confusion matrix*. Hasil menunjukkan bahwa jenis gambar yang digunakan memengaruhi hasil klasifikasi model SVM. Temuan ini diharapkan dapat menjadi dasar dalam membangun sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital.

Kata Kunci: citra digital; grayscale; penyakit daun kentang; segmentasi citra; support vector machine

1. PENDAHULUAN

Tanaman kentang (*Solanum tuberosum*) memiliki peran penting sebagai komoditas hortikultura yang mendukung ketahanan pangan secara nasional. Dalam pengelolaan yang efisien, proses penanaman kentang perlu didukung oleh teknologi presisi yang mampu memantau kondisi tanaman secara berkelanjutan. Salah satu penggunaan teknologi ini adalah sistem deteksi otomatis yang mampu mengenali penyakit pada daun dengan cepat dan akurat, sehingga kerugian hasil akibat serangan organisme patogen dapat diminimalkan [1], [2].

Dalam pelaksanaannya, proses identifikasi penyakit daun di lahan masih sangat bergantung pada pengamatan langsung oleh petani. Metode tradisional ini cenderung subjektif dan sering menghasilkan kesalahan karena gejala penyakit seperti *Early Blight* dan *Late Blight* memiliki kemiripan dalam pola warna dan tekstur daun. Keterlambatan dalam mendiagnosis mengakibatkan tindakan pengendalian yang tidak efektif, yang berdampak pada penurunan produktivitas serta kualitas hasil panen [3], [4], [5]. Kondisi ini menunjukkan perlunya metode berbasis citra digital yang mampu melakukan analisis secara objektif dan konsisten terhadap ciri visual daun tanaman.

Perkembangan teknologi pemrosesan citra digital dan pembelajaran mesin telah menciptakan kesempatan baru dalam pengklasifikasian penyakit tanaman. Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dikenal efektif dalam memisahkan data berdimensi tinggi melalui pembentukan *hyperplane* yang optimal dengan tingkat akurasi yang stabil [6]. Sejumlah penelitian menggabungkan SVM dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan memanfaatkan fitur *Fourier Descriptor* untuk meningkatkan performa sistem dalam pengenalan pola visual [7]. Selain itu, penerapan ekstraksi fitur berbasis *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) terbukti mampu memperbaiki hasil klasifikasi penyakit daun kentang [8]. Meskipun demikian, sebagian besar studi tersebut hanya berfokus pada penggunaan citra berwarna tanpa menganalisis perbedaan performa klasifikasi terhadap representasi citra lain seperti *grayscale* dan hasil segmentasi. Hal ini menimbulkan kesenjangan penelitian terkait pengaruh tipe citra terhadap efektivitas algoritma SVM.

Studi ini bertujuan untuk menganalisis performa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) pada tiga tipe representasi citra daun kentang, yaitu citra berwarna (RGB), *grayscale*, dan hasil segmentasi. Tujuan utama dari penelitian ini adalah mengadaptasi model SVM yang dilatih dengan *dataset* PlantVillage untuk mengenali perbedaan tingkat akurasi klasifikasi pada setiap jenis citra. Temuan dari penelitian ini diharapkan

mampu memberikan landasan empiris untuk pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman yang efisien, adaptif, dan sesuai dengan kebutuhan sektor pertanian modern menggunakan pengolahan citra digital.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif yang bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun kentang dengan memanfaatkan citra digital. Pendekatan yang digunakan adalah *machine learning* dengan algoritma SVM sebagai metode untuk klasifikasi.

2.1. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah *dataset* PlantVillage yang diperoleh dari repositori Kaggle pada tautan <https://www.kaggle.com/datasets/abdallahalidev/plantvillage-dataset>, yang mencakup citra daun tanaman kentang dalam tiga kategori, yaitu *Early Blight*, *Late Blight*, dan *Healthy*. *Dataset* PlantVillage dipilih karena memiliki kualitas citra yang tinggi, anotasi kategori yang jelas, dan sering digunakan dalam penelitian klasifikasi penyakit tanaman berbasis pengolahan citra digital.

Total *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 2.152 citra daun kentang yang terdiri atas tiga kelas tersebut. Seluruh citra digunakan sebagai data input untuk proses pengklasifikasian menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) [1], [2]. *Dataset* kemudian dibagi dengan rasio 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji [4], sehingga diperoleh sekitar 1.721 citra sebagai data latih dan 431 citra sebagai data uji. Data latih digunakan untuk melatih model SVM, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi kinerja model.

2.2. Preprocessing

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum digunakan dalam proses klasifikasi. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan meliputi pembacaan citra menggunakan OpenCV, *resizing* citra \$64 \times 64\$ untuk menyamakan ukuran seluruh gambar, normalisasi nilai piksel ke rentang 0-1 dengan membagi nilai piksel dengan 255, serta konversi citra ke *grayscale* untuk *dataset grayscale*. *Dataset* citra hasil segmentasi diperoleh dari folder *dataset* terpisah, sehingga proses segmentasi tidak dilakukan di tahap *preprocessing*, melainkan digunakan sebagai variasi input dalam penelitian. Tahapan *preprocessing* ini bertujuan untuk memastikan keseragaman input dan meningkatkan kinerja algoritma klasifikasi [3], [4].

2.3. Ekstraksi dan Representasi Fitur

Citra hasil *preprocessing* masih berbentuk matriks dua dimensi (atau tiga dimensi pada citra RGB). Agar dapat digunakan sebagai input algoritma SVM, citra tersebut diubah menjadi vektor satu dimensi menggunakan metode *flattening*.

2.4. Support Vector Machine

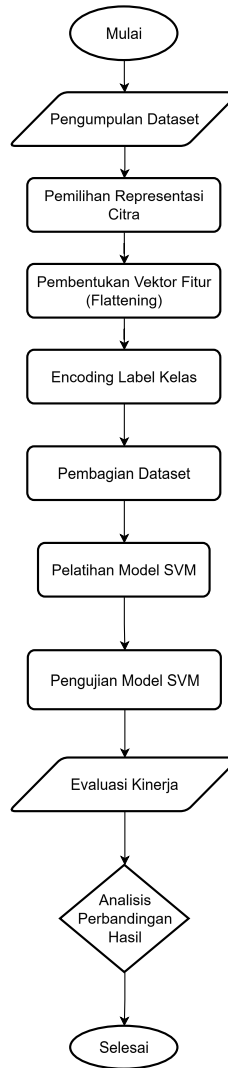
Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal yang dapat memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda dengan *margin* maksimum. SVM ini digunakan dengan *kernel* linear karena data hasil ekstraksi fitur berada pada ruang berdimensi tinggi akibat proses *flattening* citra, serta untuk menjaga efisiensi komputasi dan kestabilan model [2], [3], [4]. Secara matematis, fungsi keputusan SVM dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$f(x) = w \cdot x + b \tag{1}$$

dengan w sebagai vektor bobot, x adalah vektor fitur, dan b adalah bias.

2.4. Alur proses klasifikasi

Proses klasifikasi dimulai dari input citra daun kentang, kemudian dilanjutkan dengan *preprocessing* dan ekstraksi fitur. Selanjutnya, data dibagi menjadi data latih dan data uji. Model SVM dilatih dengan data latih dan diuji dengan data uji untuk mendapatkan hasil prediksi kategori. Proses ini dilakukan untuk setiap representasi gambar, yaitu *color* (RGB), *grayscale*, dan hasil segmentasi. Tahapan ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Desain Penelitian

2.5. Metode Evaluasi Kinerja Algoritma

Confusion matrix digunakan sebagai dasar evaluasi untuk menilai kinerja algoritma klasifikasi dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap kondisi sebenarnya. Berdasarkan matriks tersebut, diperoleh metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang dihitung menggunakan rumus matematis berikut:

- a. Akurasi: Mengukur persentase data yang diklasifikasikan dengan benar.

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

- b. *Precision*: Mengukur ketepatan model dalam memprediksi suatu kelas.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

- c. *Recall*: Mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data dari suatu kelas.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

- d. *F-1 score*: Metrik yang menggabungkan presisi dan recall untuk menilai keseimbangan performa model klasifikasi.

$$F1 - Score = 2x \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5)$$

Dengan, TP adalah jumlah *true positive*, TN adalah jumlah *true negative*, FP adalah jumlah *false positif*, dan FN adalah jumlah *false negative*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan hasil pengujian model klasifikasi berdasarkan perbedaan representasi citra. Hasil pengujian ditampilkan dalam bentuk tabel dan gambar, kemudian dianalisis untuk menjelaskan perbedaan kinerja model pada setiap jenis representasi citra, yaitu citra berwarna (RGB), *grayscale*, dan hasil segmentasi.

3.1. Hasil

Hasil yang ditampilkan mencakup keluaran dari tahap pra-pemrosesan, pelatihan, serta pengujian model, yang disajikan dalam bentuk tabel dan gambar untuk memudahkan pemahaman.

3.1.1. Hasil Pra-pemrosesan dan Pembentukan Data

Eksperimen dalam penelitian ini menggunakan Google Colab sebagai platform komputasi dengan bahasa pemrograman Python. *Dataset* yang digunakan diambil dari *PlantVillage Dataset* dan hanya fokus pada citra daun kentang untuk membantu proses klasifikasi penyakit sekaligus mengurangi penggunaan memori saat pelatihan model. *Dataset* yang digunakan terdiri dari tiga kategori, yaitu *Potato_Early_blight*, *Potato_Late_blight*, dan *Potato_healthy*.

Gambar daun kentang dalam *dataset* tersebut kemudian dibagi menjadi tiga jenis representasi, yaitu gambar berwarna (RGB), gambar hitam putih (*grayscale*), dan gambar hasil segmentasi. Setiap jenis representasi gambar dianggap sebagai data yang terpisah dan diproses secara mandiri untuk melihat pengaruh perbedaan representasi terhadap kinerja model klasifikasi. Sebelum proses klasifikasi dilakukan, semua gambar melewati tahap *preprocessing* yang mencakup penyesuaian ukuran gambar menjadi 128×128 piksel, normalisasi nilai piksel, serta konversi gambar sesuai dengan jenis representasi yang digunakan. Tahapan ini bertujuan untuk membuat data lebih seragam dan mengurangi variasi yang tidak penting, sehingga model dapat belajar secara lebih efektif.

Gambar 2 menunjukkan contoh hasil dari masing-masing representasi gambar daun kentang. Gambar RGB menjaga detail warna asli, gambar *grayscale* menyederhanakan informasi warna menjadi tingkat keabuan, sedangkan gambar hasil segmentasi menonjolkan area daun dengan memisahkan latar belakang. Perbedaan representasi ini diharapkan dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola penyakit pada daun kentang.



Gambar 2. Representasi citra: (a) Citra RGB, (b) Citra *grayscale*, dan (c) Citra hasil segmentasi

Setelah proses pra-pemrosesan selesai, semua gambar yang telah diproses diubah menjadi vektor fitur satu dimensi dengan cara *flattening*. Vektor fitur ini kemudian digunakan sebagai masukan dalam algoritma SVM pada tahap pelatihan dan pengujian model. Hasil dari proses pra-pemrosesan dapat dilihat pada Tabel 1, yang menunjukkan jumlah data, ukuran gambar, serta jumlah saluran untuk setiap jenis representasi gambar. *Dataset* yang telah dihasilkan memiliki ukuran dan jumlah data yang sama, sehingga siap digunakan pada tahap klasifikasi dengan metode SVM.

Tabel 1. Dimensi *Dataset* Setelah Pra-pemrosesan

Representasi Citra	Jumlah Data	Ukuran Citra	Jumlah Saluran
RGB	2152	128 x 128	3
Grayscale	2152	128 x 128	1
Hasil Segmentasi	2152	128 x 128	3

3.1.2. Hasil Pelatihan dan Pengujian Model SVM

Model klasifikasi dalam penelitian ini menggunakan algoritma SVM dengan jenis kernel linear. *Dataset* dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan rasio 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan secara terpisah untuk masing-masing jenis representasi gambar, yaitu gambar RGB, gambar *grayscale*, dan gambar hasil segmentasi, menggunakan parameter model yang sama.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa performa model SVM berbeda tergantung pada jenis representasi gambar. Model yang menggunakan gambar RGB memberikan akurasi tertinggi, yaitu sebesar 93,04%, diikuti oleh gambar hasil segmentasi dengan akurasi 91,42%. Sementara itu, model yang menggunakan gambar *grayscale* memiliki akurasi lebih rendah, yaitu 80,51%. Ringkasan perbandingan nilai akurasi untuk setiap jenis representasi gambar dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Akurasi Model SVM pada Representasi Citra

Representasi Citra	Akurasi (%)
RGB	93,04
Grayscale	80,51
Hasil Segmentasi	91,42

Selain akurasi, evaluasi kinerja model juga menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas. Evaluasi ini bertujuan untuk memberikan informasi lebih detail mengenai seberapa baik model dalam mengenali setiap jenis penyakit pada daun kentang. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan kelas *Early Blight* dan *Late Blight* dengan cukup baik, terutama pada representasi citra RGB dan hasil segmentasi.

Di sisi lain, kemampuan model dalam mengenali kelas daun sehat terlihat lebih rendah, terutama ketika menggunakan citra *grayscale*. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk masing-masing kelas dan representasi citra disajikan secara lengkap pada Tabel 3 hingga 5.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model SVM pada Representasi Citra RGB

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Potato_Early_blight	0.97	0.94	0.95	209
Potato_Late_blight	0.90	0.95	0.92	194
Potato_healthy	0.88	0.75	0.81	28
Akurasi			0.93	431
Macro Average	0.91	0.88	0.89	431
Weighted Average	0.93	0.93	0.93	431

Tabel 4. Hasil Evaluasi Model SVM pada Representasi Citra Grayscale

Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support
Potato_Early_blight	0.88	0.82	0.85	209
Potato_Late_blight	0.75	0.88	0.81	194
Potato_healthy	0.50	0.18	0.26	28
Akurasi			0.81	431
Macro Average	0.71	0.63	0.64	431

Tabel 5. Hasil Evaluasi Model SVM pada Representasi Citra Hasil Segmentasi

	Weighted Average	0.80	0.81	0.79	431
Kelas	Precision	Recall	F1-score	Support	
Potato_Early_blight	0.93	0.95	0.94	209	
Potato_Late_blight	0.89	0.92	0.91	194	
Potato_healthy	0.94	0.61	0.74	28	
Akurasi			0.91	431	
Macro Average	0.92	0.83	0.86	431	
Weighted Average	0.92	0.91	0.91	431	

Nilai rata-rata makro menunjukkan performa rata-rata model di setiap kelas tanpa memperhatikan jumlah data dalam setiap kelas, sedangkan rata-rata berbobot memperhitungkan jumlah data di setiap kelas. Perbedaan antara kedua nilai ini menunjukkan bahwa jumlah data di setiap kelas tidak seimbang dalam dataset.

3.2. Pembahasan

Pembahasan difokuskan pada analisis perbedaan kinerja model pada masing-masing representasi citra, pengaruh tahapan pra-pemrosesan terhadap performa model, serta keterbatasan yang terdapat dalam penelitian ini.

3.2.1. Analisis Perbandingan Kinerja Antar Representasi Citra

Berdasarkan hasil uji coba pada Tabel 3 hingga Tabel 5, model SVM menunjukkan perbedaan dalam kerjanya tergantung pada jenis representasi citra yang digunakan. Representasi citra berwarna (RGB) memberikan akurasi tertinggi dibandingkan dengan representasi citra *grayscale* dan citra hasil segmentasi. Hal ini menunjukkan bahwa informasi warna sangat penting dalam membedakan pola penyakit pada daun kentang, terutama dalam membedakan daun sehat dengan daun yang terinfeksi. Hasil ini sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa karakteristik warna dalam citra daun sangat berkontribusi terhadap peningkatan akurasi klasifikasi penyakit tanaman berbasis pengolahan citra digital [9], [10].

Pada representasi citra *grayscale*, performa model menurun secara signifikan dibandingkan dengan citra berwarna. Karena tidak ada informasi warna, model hanya bergantung pada tekstur dan tingkat kecerahan citra, sehingga kemampuan model dalam membedakan jenis penyakit menjadi lebih terbatas [9]. Sementara itu, penggunaan citra hasil segmentasi menunjukkan peningkatan kinerja dibandingkan dengan citra *grayscale*. Proses segmentasi membantu memisahkan objek daun dari latar belakang, sehingga model bisa lebih fokus pada area daun yang relevan untuk proses klasifikasi. Meskipun begitu, kinerja citra hasil segmentasi masih sedikit lebih rendah dibandingkan dengan citra berwarna. Hal ini menunjukkan bahwa walaupun segmentasi mampu mengurangi gangguan dari latar belakang, informasi warna lengkap pada citra berwarna tetap memberikan kontribusi yang lebih besar dalam membantu model mengenali pola penyakit [10].

3.2.2. Pengaruh Tahap Pra-pemrosesan terhadap Kinerja Model

Tahap *resize* berfungsi untuk menyamakan ukuran gambar agar model dapat memproses data secara konsisten. Proses normalisasi nilai piksel membantu mempercepat pelatihan dan menjaga stabilitas model SVM. *Flattening* berperan mengubah gambar dua dimensi menjadi vektor satu dimensi agar bisa digunakan oleh algoritma SVM. Meski demikian, proses ini bisa menyebabkan hilangnya informasi *spasial* yang mungkin memengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola yang rumit. Secara umum, kombinasi tahapan pra-pemrosesan yang digunakan sudah mampu menghasilkan performa klasifikasi yang cukup baik, terutama pada representasi gambar berwarna RGB dan hasil segmentasi

3.2.3. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, model SVM yang digunakan hanya menerapkan *kernel* linear tanpa dilakukan optimasi atau penyesuaian parameter lebih lanjut. Kedua, *dataset* yang digunakan hanya terbatas pada citra daun kentang, sehingga hasil penelitian belum dapat digeneralisasi untuk jenis tanaman lain. Ketiga, adanya ketidakseimbangan jumlah data, di mana kelas daun sehat sedikit dibandingkan dengan kelas penyakit, sehingga memengaruhi performa klasifikasi pada kelas tersebut.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa perbedaan representasi citra berpengaruh signifikan terhadap kinerja algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan penyakit daun kentang menggunakan

dataset PlantVillage. Dari pengujian yang dilakukan, model SVM dengan *kernel* linear menghasilkan kinerja terbaik pada representasi citra RGB dengan akurasi mencapai 93,04%, diikuti oleh citra hasil segmentasi sebesar 91,42%, sementara citra *grayscale* menunjukkan kinerja yang lebih rendah dengan akurasi 80,51%. Hasil evaluasi *precision*, *recall*, dan *F1-score* memperlihatkan bahwa model mampu mengenali jenis penyakit *Early Blight* dan *Late Blight* dengan baik, terutama pada citra RGB dan hasil segmentasi, sedangkan performa pada daun sehat relatif lebih rendah, khususnya pada citra *grayscale*, akibat hilangnya informasi warna dan ketidakseimbangan jumlah data. Tanpa melakukan penyesuaian parameter, SVM bekerja sebagai acuan dasar (*baseline*) yang stabil, sehingga perbedaan hasil utamanya dipengaruhi oleh karakteristik gambar yang digunakan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa representasi citra berwarna dan hasil segmentasi lebih efektif digunakan dibandingkan citra *grayscale* dalam klasifikasi penyakit daun kentang berbasis pengolahan citra digital.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. No, P. R. Prayoga, T. Hasanuddin, and H. Darwis, "Edumatic : Jurnal Pendidikan Informatika Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine dengan Fitur Fourier Descriptor," vol. 7, no. 1, pp. 160–168, 2023, doi: 10.29408/edumatic.v7i1.17521.
- [2] A. R. Rahmadani et al., "Klasifikasi Citra Digital Daun Herbal Menggunakan Support Vector Machine dan Convolutional Neural Network dengan Fitur Fourier Descriptor," vol. 16, no. 1, 2024.
- [3] P. A. Azli, A. Syahrani, and G. Y. Swara, "Jurnal Informatika : Jurnal pengembangan IT Segmentasi Citra Daun Tomat untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," vol. 10, no. 4, pp. 997–1008, 2025, doi: 10.30591/jpit.v10i4.9404.
- [4] B. F. Warna, L. Putu, R. Noviana, I. N. Bagus, and S. Nugraha, "Perbandingan Klasifikasi Citra Daun Herbal Menggunakan Metode Logistic Regression dan Decision Tree Classifier," vol. 7, no. 2, pp. 126–133, 2023.
- [5] N. Technology, M. Hasan, U. N. Mandiri, and I. Penyakit, "Identifikasi Penyakit Daun Kentang Menggunakan Fitur GLCM dan Algoritma Multi-SVM," vol. 4, no. 1, pp. 52–57, 2024.
- [6] A. Syaputra, "Klasifikasi Penyakit Daun pada Tebu dengan Pendekatan Algoritma K-Nearest Neighbors , Multilayer Perceptron dan Support Vector Machine," vol. 15, no. 3, 2024.
- [7] B. K. Gulo and A. R. Himamunanto, "BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Deteksi Penyakit Tanaman Padi (Oryza Sativa L .) Menggunakan Support Vector Machine (SVM) Dan Random Forest Pada Citra Daun," vol. 5, no. 2, pp. 724–733, 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i4.660.
- [8] R. Suhendra and I. Juliwardi, "Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Support Vector Machine," pp. 29–35, 2022.
- [9] R. Pahlevi, A. Setiawan, and R. I. Kesuma, "Identification of Leaf Spot Diseases in Eggplant Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Feature Extraction and Support Vector Machine (SVM) Classification," vol. 2, no. 1, pp. 1–14, 2025, doi: 10.69616/mcs.v2i1.202.
- [10] S. Faisal, T. F. M. Butarbutar, and P. Sirait, "Implementasi CNN dan SVM untuk Identifikasi Penyakit Tomat via Daun," vol. 20, no. 2, pp. 117–134, 2019.