



Klasifikasi Penyakit Jamur Pada Tanaman Tomat dengan Algoritma SVM

Eka Sri Rahayu*, Oktaviana Anugrah Ade Purnama, Hadi Zakaria, Perani Rosyani

Fakultas Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan, Indonesia

Email: ¹*dosen02839@unpam.ac.id, ²dosen02780@unpam.ac.id, ³dosen00274@unpam.ac.id, ⁴dosen00837@unpam.ac.id

Email Penulis Korespondensi: dosen00837@unpam.ac.id

Abstrak—Penyakit pada tanaman tomat, seperti virus mosaik dan virus ikal daun kuning, dapat menyebabkan penurunan hasil panen yang signifikan. Oleh karena itu, deteksi dini berbasis kecerdasan buatan (AI) menjadi solusi strategis untuk meningkatkan efisiensi identifikasi penyakit tanaman. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi berbasis Support Vector Machine (SVM) dalam mendeteksi penyakit pada daun tanaman tomat secara otomatis dan akurat. Metode SVM dipilih karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi dengan efisiensi komputasi yang lebih baik dibandingkan Convolutional Neural Network (CNN) dan Random Forest. Dataset yang digunakan adalah *PlantVillage Tomato Leaf Dataset* dari Kaggle, yang terdiri dari 600 gambar dengan tiga kategori: daun tomat sehat, daun dengan virus mosaik, dan daun dengan virus ikal daun kuning. Tahapan penelitian mencakup prapemrosesan data, seperti normalisasi gambar, pembagian dataset (80% latih, 20% uji), serta undersampling untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Model SVM dilatih dengan berbagai kernel dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM mencapai akurasi 98,33%, membuktikan efektivitasnya dalam mendeteksi penyakit tanaman tomat. Dengan demikian, model ini dapat diterapkan dalam sistem pertanian cerdas untuk meningkatkan deteksi dini penyakit dan membantu petani mengoptimalkan hasil panen.

Kata kunci: Deteksi Dini; Kecerdasan Buatan; Plant Village; SVM; Klasifikasi Penyakit Tanaman

Abstract—Diseases in tomato plants, such as mosaic virus and yellow leaf curl virus, can significantly reduce crop yields. Therefore, early detection based on artificial intelligence (AI) presents a strategic solution to improve the efficiency of plant disease identification. This study aims to develop and evaluate a classification model using Support Vector Machine (SVM) for the automatic and accurate detection of tomato leaf diseases. SVM is selected as the primary classification method due to its ability to handle high-dimensional data with better computational efficiency compared to Convolutional Neural Network (CNN) and Random Forest. The dataset used is the *PlantVillage Tomato Leaf Dataset* from Kaggle, consisting of 600 images categorized into three classes: healthy tomato leaves, leaves affected by mosaic virus, and leaves affected by yellow leaf curl virus. The research stages include data preprocessing such as image normalization, dataset splitting (80% training, 20% testing), and undersampling to address class imbalance. The SVM model is trained using various kernels and evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results show that the SVM model achieves an accuracy of 98.33%, demonstrating its effectiveness in detecting tomato plant diseases. Therefore, this model can be implemented in smart agriculture systems to enhance early disease detection and assist farmers in optimizing crop yields.

Keywords: Early Detection; Artificial Intelligent; Plant Village; SVM; Plant Disease Classification

1. PENDAHULUAN

Tanaman tomat (*Solanum lycopersicum*) merupakan salah satu komoditas hortikultura penting dalam sektor pertanian, baik untuk konsumsi langsung maupun sebagai bahan baku industri makanan[1]. Bagi banyak petani, tomat menjadi sumber penghasilan utama, sehingga produktivitasnya sangat berpengaruh terhadap keberlanjutan ekonomi mereka. Namun demikian, keberhasilan dalam budidaya tomat sangat rentan terhadap serangan penyakit, terutama yang menyerang bagian daun. Penyakit seperti *Tomato Mosaic Virus* (ToMV) dan *Tomato Yellow Leaf Curl Virus* (TYLCV) dapat menyebabkan penurunan hasil panen yang drastis, bahkan berisiko menyebabkan gagal panen apabila tidak ditangani sejak dini[2]. Oleh karena itu, upaya deteksi dini terhadap penyakit tanaman menjadi hal yang krusial dalam meningkatkan efisiensi pengendalian dan pencegahan penyakit tanaman.

Penyakit pada tanaman tomat merupakan salah satu permasalahan yang signifikan dalam dunia pertanian, terutama bagi petani yang bergantung pada hasil panen untuk keberlanjutan ekonomi mereka. Penyakit seperti virus mosaik dan virus ikal daun kuning dapat menyebabkan penurunan hasil panen yang drastis, bahkan hingga gagal panen jika tidak terdeteksi secara dini.[3] Oleh karena itu, pengembangan metode deteksi penyakit berbasis kecerdasan buatan (AI) menjadi langkah yang strategis untuk meningkatkan efisiensi dalam identifikasi dan pencegahan penyakit tanaman.[4], [5]

Dalam konteks penelitian ini, pengumpulan dataset menjadi aspek krusial untuk membangun model klasifikasi yang akurat. Dataset yang digunakan berasal dari sumber kredibel, yaitu *PlantVillage Tomato Leaf Dataset* yang tersedia di Kaggle. Dataset ini dipilih karena memiliki kualitas gambar yang baik, kategori penyakit yang lengkap, serta relevansi yang tinggi dengan tujuan penelitian. Dengan memanfaatkan dataset ini, diharapkan model yang dikembangkan mampu mengenali dan mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit daun tomat secara akurat. [6]

Terdapat beberapa penelitian sebelumnya yang relevan dengan topik ini. Penelitian pertama oleh Shrivastav [7] menggunakan metode deep learning untuk klasifikasi penyakit jamur pada tanaman tomat dan menunjukkan akurasi tinggi 97.6%, namun membutuhkan komputasi yang lebih besar. Penelitian kedua oleh Aquil [8] menerapkan CNN untuk klasifikasi penyakit tanaman tomat dengan tingkat interpretabilitas yang baik, dengan menggunakan 9 label penyakit tanaman tomat. Sementara itu, penelitian ketiga oleh Rahman [9] menggunakan metode SVM untuk mendeteksi penyakit tanaman tomat yang membutuhkan waktu lebih lama. Dalam pemrosesannya hasil akurasi menggunakan metode SVM dengan cleaning data menggunakan segmentasi citra Otsu menghasilkan akurasi sebesar 97.7%.



Dalam penelitian ini, algoritma *Support Vector Machine* (SVM) digunakan sebagai metode klasifikasi utama. SVM dipilih karena kemampuannya dalam menangani data dengan dimensi tinggi dan efektivitasnya dalam memisahkan kelas dengan margin maksimal. Dibandingkan dengan CNN [10] yang memerlukan daya komputasi tinggi dan Random Forest yang kurang optimal untuk data dengan fitur kompleks, SVM menawarkan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Dengan demikian, solusi yang ditawarkan dalam penelitian ini adalah penerapan SVM untuk mendeteksi penyakit jamur pada tanaman tomat secara lebih akurat dan efisien.

Namun, tantangan utama dalam penggunaan dataset ini adalah ketidakseimbangan jumlah data antar kategori. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan bias pada model, di mana kategori dengan jumlah sampel lebih banyak cenderung mendominasi hasil prediksi. [11] Untuk mengatasi permasalahan ini, dilakukan proses undersampling guna menyamakan jumlah data dalam setiap kategori. [12], [13] Proses ini memastikan bahwa model dapat belajar secara seimbang dari setiap kategori penyakit, sehingga meningkatkan keakuratan prediksi serta mengurangi potensi bias terhadap kategori mayoritas. Namun, perlu diperhatikan bahwa undersampling dapat menyebabkan hilangnya informasi dari kategori dengan jumlah data yang lebih besar, sehingga diperlukan evaluasi lebih lanjut terkait dampaknya terhadap performa model. [14]

Selain itu, sebelum model digunakan untuk pelatihan, diperlukan tahap prapemrosesan data yang mencakup normalisasi ukuran gambar, konversi ke format numerik, dan pembagian dataset menjadi training dan testing set. [15] Langkah-langkah ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat memproses data secara optimal, meningkatkan efisiensi komputasi, serta meminimalisir noise dalam data. Evaluasi model dilakukan dengan menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk memastikan performa yang optimal. [16], [17]

Dengan dukungan berbagai tools seperti Python, OpenCV, NumPy, dan Scikit-learn, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model deteksi penyakit daun tomat yang dapat diimplementasikan secara praktis dalam sistem pertanian cerdas. [18] Diharapkan bahwa penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam bidang pertanian berbasis AI dengan meningkatkan efektivitas deteksi dini penyakit tanaman dan membantu petani dalam mengoptimalkan hasil panen mereka.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Jenis Dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimen komputasional. Tujuannya adalah untuk membangun dan menguji model klasifikasi penyakit daun tomat menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Evaluasi dilakukan dengan membandingkan performa model berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, serta validasi menggunakan teknik K-Fold Cross Validation [19]

2.2 Tahapan Penelitian

a. Pengumpulan dataset

Dataset diperoleh dari *PlantVillage Tomato Leaf Dataset* di situs Kaggle, yang terdiri dari 600 citra digital yang mewakili tiga kategori: daun tomat sehat, daun yang terinfeksi virus mosaik, dan daun yang terinfeksi virus ikal daun kuning.

b. Preprocessing

Pada tahap ini melakukan clening data, pembagian dataset menjadi 80% data training dan 20% data testing.

c. Proses Klasifikasi menggunakan metode SVM

1. Pemilihan Algoritma SVM

2. Pelatihan Model SVM

Setelah prapemrosesan, model SVM dilatih menggunakan berbagai jenis kernel untuk menentukan kombinasi terbaik.

d. Evaluasi Model

Setelah model SVM selesai dilatih, dilakukan evaluasi menggunakan data uji (testing set) dengan beberapa metrik:

1. Akurasi (Accuracy)

Mengukur seberapa sering model membuat prediksi yang benar. Dihitung dengan formula:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Hasil akurasi dibandingkan dengan metode lain seperti CNN dan Random Forest.

2. Precision, Recall, dan F1-Score

Precision: Seberapa tepat model dalam memprediksi penyakit tertentu. Recall: Kemampuan model dalam menangkap semua sampel penyakit. F1-Score: Keseimbangan antara precision dan recall untuk menilai kinerja model secara keseluruhan.

3. Confusion Matrix

Menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk tiap kelas penyakit. Membantu dalam analisis kesalahan prediksi [20].

4. K-Fold Cross Validation

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diambil dari : <https://www.kaggle.com/datasets/charuchaudhry/plantvillage-tomato-leaf-dataset> berupa file zip yang didownload lalu di extract, didalam file akan berisi berbagai file gambar daun tomat dalam berbagai kategori. Sumber dataset dipilih karena memiliki kualitas gambar yang baik, kategori penyakit yang rinci, dan relevan dengan penelitian ini. Dalam pemilihan dataset di ambil hanya 600 data gambar dengan kategori 200 gambar daun tomat sehat, 200 gambar daun tomat dengan virus mosaik, dan 200 gambar daun tomat dengan virus ikal daun kuning.

Tabel 1. Kategori Gambar

Kategori	Jumlah gambar	Contoh gambar
Daun tomat sehat	200	
Daun tomat dengan virus mosaik	200	
Daun tomat dengan virus ikal daun kuning	200	

Tabel 1 merupakan kategori penyakit tomat yang akan di analisa. Dalam penelitian ini terdapat 3 kategori yang di angkat yaitu daun tomat sehat, daun tomat dengan virus mosaik, dan daun tomat dengan virus ikal daun kuning.

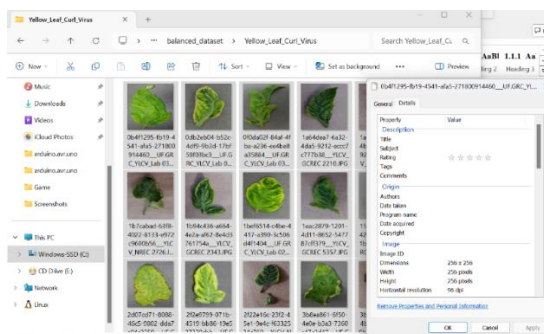
3.2. Preprocessing Data

3.2.1 Cleaning Data

Pada proses ini ada proses cleaning data. Cleaning data adalah proses yang digunakan untuk mendeteksi, memperbaiki ataupun menghapus dataset, tabel, dan database yang korup atau tidak akurat.[21] Istilah ini mengacu pada dirty data yang akan diganti, dimodifikasi atau dihapus setelah tahap identifikasi data yang tidak lengkap, tidak benar, tidak tepat, dan tidak relevan. Proses data cleaning ini penting untuk mencegah data duplikat, membuat data lebih terstruktur, dan kompatibel[22].

Didalam proses cleaning data terdapat 3 tahap yaitu :

a. Resize Gambar :



Gambar 1. Resizing Gambar

- Gambar 1. mengubah semua ukuran gambar menjadi 256*256 pixel agar gambar model lebih efisien dalam prosesnya
- Normalisasi gambar : mengubah nilai piksel gambar menjadi 0 hingga 1. Tujuannya adalah untuk meningkatkan stabilitas model selama pelatihan
 - Membuat label : Setiap gambar akan dikaitkan dengan label kategori :
 - 0 untuk Healthy
 - 1 untuk Mosaic Virus
 - 2 untuk Yellow Leaf Curl Virus

3.2.2 Pembagian dataset

Pembagian dataset merupakan tahap krusial dalam proses pembelajaran mesin (machine learning) untuk memastikan bahwa model dapat dilatih secara optimal serta diuji secara objektif terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pada penelitian ini, total 600 citra digital digunakan, yang masing-masing telah dikategorikan ke dalam tiga kelas yang seimbang, yaitu:

- Daun tomat sehat (Healthy): 200 gambar
- Daun dengan infeksi virus mosaik (Mosaic Virus): 200 gambar
- Daun dengan infeksi virus ikal daun kuning (Yellow Leaf Curl Virus): 200 gambar

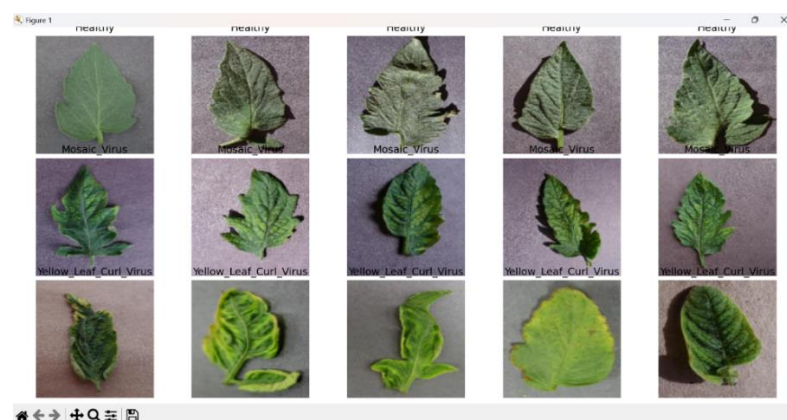
Dataset tersebut dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih (training set) sebanyak 80% atau 480 gambar, digunakan untuk melatih model agar mengenali pola pada masing-masing kategori. Data uji (testing set) sebanyak 20% atau 120 gambar, digunakan untuk mengevaluasi performa generalisasi model. Distribusi data untuk masing-masing kelas dalam setiap subset disusun secara proporsional, sebagai berikut:

- Data latih (Training set):
 - 160 gambar kategori *Healthy*
 - 160 gambar kategori *Mosaic Virus*
 - 160 gambar kategori *Yellow Leaf Curl Virus*
- Data uji (Testing set):
 - 40 gambar kategori *Healthy*
 - 40 gambar kategori *Mosaic Virus*
 - 40 gambar kategori *Yellow Leaf Curl Virus*

Pembagian yang seimbang ini bertujuan untuk menghindari bias klasifikasi akibat dominasi jumlah data pada kategori tertentu. Dengan komposisi yang setara, model diharapkan dapat melakukan pembelajaran yang representatif terhadap seluruh kelas yang ada.

3.2.3 Visualisasi hasil Praprocessing

Setelah dilakukan tahapan preprocessing, citra-citra daun tomat telah mengalami beberapa transformasi penting, antara lain perubahan ukuran (resizing), normalisasi nilai piksel, serta pelabelan numerik berdasarkan kategori penyakit. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan bahwa data citra berada dalam format yang seragam dan siap diproses oleh algoritma Support Vector Machine (SVM).



Gambar 2. Hasil praprocessing

Gambar 2 menyajikan hasil visualisasi dari proses preprocessing tersebut. Pada gambar ini, ditampilkan sampel citra dari masing-masing kategori setelah melalui proses normalisasi dan penyesuaian dimensi ke ukuran 256×256 piksel. Transformasi ini penting untuk menyederhanakan kompleksitas data visual, menjaga konsistensi input model, serta meningkatkan efisiensi komputasi.

3.3 Proses Klasifikasi

Proses yang terakhir adalah proses klasifikasi, yaitu dengan menggunakan algoritma SVM (Support Vector Machine). Support Vector Machine (SVM) dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam:

- Menangani data berdimensi tinggi tanpa mengalami overfitting yang signifikan.
- Memisahkan kelas dengan margin maksimal, sehingga menghasilkan keputusan yang lebih stabil.
- Mampu bekerja dengan data non-linear melalui penggunaan kernel.

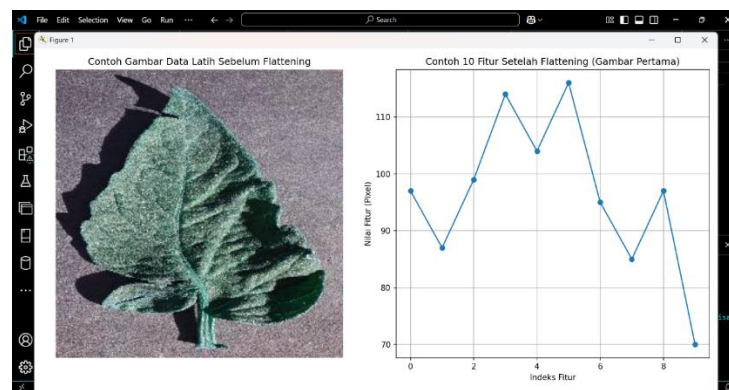
Berikut adalah tahapan-tahapan dalam proses pengklasifikasian :

3.3.1 Persiapan Data Untuk Model SVM

Persiapan data adalah langkah penting dalam proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Data gambar yang semula memiliki dimensi 3D (misalnya, 128x128x3) harus diratakan menjadi array satu dimensi (1D), sehingga dapat digunakan oleh model SVM. Langkah ini dikenal sebagai flattening data.

Langkah-Langkah Rinci

- Input Data:
 - Data yang telah dipreproses, seperti resizing dan normalisasi, digunakan pada tahap ini.
 - Format data sebelum flattening adalah (jumlah gambar, tinggi, lebar, saluran warna).
- Flattening Data:
 - Setiap gambar diratakan menjadi vektor 1D.
 - Setelah flattening, setiap gambar akan diratakan menjadi vektor dengan panjang $256 * 256 * 3 = 196,608$.



Gambar 3. Flattening

Gambar 3 merupakan penyamarataan ukuran data gambar untuk semua yang akan di proses.

3.3.2 Training Model SVM

Pada langkah ini peneliti akan melatih model Support Vector Machine untuk mengklasifikasikan data gambar yang telah diflatten. Peneliti menggunakan 480 gambar yang telah dibagi untuk training.

3.4 Evaluasi Model

Setelah model SVM dilatih, peneliti akan menggunakan data uji (test data) untuk memprediksi labelnya. Kemudian, peneliti akan membandingkan hasil prediksi dengan label asli untuk mengevaluasi performa model. Langkah ini akan menampilkan penggunaan beberapa matrik evaluasi seperti akurasi, recall, F1-score, dan precision.

Langkah-langkah:

- Prediksi Data Uji:

Menggunakan model yang telah dilatih untuk memprediksi label pada data uji.
- Evaluasi Performa Model:

Menggunakan metrik evaluasi untuk mengukur seberapa baik model memprediksi kelas yang benar pada data uji. Metrik yang umum digunakan adalah:

Precision: Menunjukkan seberapa tepat model dalam memprediksi kelas positif.

Recall: Menunjukkan seberapa banyak kelas positif yang berhasil terdeteksi.

F1-score: Kombinasi dari precision dan recall.

Akurasi: Persentase prediksi yang benar.

Hasil dari evaluasi tersebut adalah sebagai berikut :

Tabel 2. Hasil Evaluasi

	Precision	recall	F1-score	Support
Healthy	1.00	0.98	0.99	43
Mosaic Virus	0.97	0.97	0.97	36
Yellow Leaf Curl Virus	0.98	1.00	0.98	41
Akurasi			0.98	120
Macro avg	0.98	0.98	0.98	120
Weighted avg	0.98	0.98	0.98	120

Berdasarkan Tabel 2, model SVM menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 98,33%. Namun, perlu dicermati bahwa terdapat variasi performa antar kelas. Kategori *Mosaic Virus* memiliki nilai recall dan precision yang sedikit lebih rendah dibanding kategori lainnya, yang mengindikasikan bahwa model mengalami sedikit kesulitan dalam membedakan ciri visual penyakit Mosaic dibandingkan *Healthy* dan *Yellow Leaf Curl Virus*. Hal ini dapat disebabkan oleh kesamaan tekstur dan pola warna yang dimiliki daun yang terinfeksi Mosaic dan daun sehat.

Model dilatih menggunakan kernel RBF, yang dalam eksperimen ini menghasilkan performa tertinggi dibanding kernel linear dan polynomial. Hal ini menunjukkan bahwa data memiliki pola non-linear yang lebih cocok dipetakan menggunakan kernel Gaussian. Proses tuning parameter dilakukan dengan grid search sederhana untuk memilih kombinasi optimal dari parameter C dan gamma.

Jika dibandingkan dengan studi sebelumnya oleh Shrivastav [7] yang menggunakan pendekatan deep learning dan memperoleh akurasi 97,6%, metode SVM dalam penelitian ini menunjukkan keunggulan dari sisi efisiensi komputasi serta akurasi yang kompetitif. Sementara metode CNN dari Aquil [8] memiliki kelebihan dalam interpretabilitas, SVM lebih ringan dijalankan pada sistem pertanian cerdas berbasis perangkat terbatas (edge devices), yang menjadi keunggulan implementatif dari hasil penelitian ini.



Gambar 4. Hasil Evaluasinya

Gambar 4 menampilkan hasil visualisasi dari proses evaluasi model klasifikasi SVM terhadap data uji. Dalam gambar tersebut, ditunjukkan beberapa sampel citra yang telah melalui seluruh tahapan mulai dari preprocessing hingga klasifikasi. Setiap gambar disertai dengan label prediksi yang dihasilkan oleh model, dan dalam kasus ini, semua prediksi berhasil diklasifikasikan dengan benar sesuai kategori aslinya.

Visualisasi ini bertujuan untuk memberikan gambaran konkret mengenai bagaimana model bekerja dalam praktik—khususnya dalam mengenali pola visual yang khas dari masing-masing kelas penyakit daun tomat. Ketepatan prediksi yang ditunjukkan pada gambar mendukung metrik kuantitatif yang telah dihitung sebelumnya, yaitu akurasi sebesar 98,33%, serta nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi dan seimbang antar kelas.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi penyakit jamur pada tanaman tomat menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan berasal dari PlantVillage Tomato Leaf Dataset yang tersedia di Kaggle, dengan 600 gambar yang terdiri dari tiga kategori: daun tomat sehat, daun tomat dengan virus mosaik, dan daun tomat dengan virus ikal daun kuning. Dataset ini dipilih karena memiliki kualitas gambar yang baik, kategori penyakit yang rinci, dan relevan dengan penelitian ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu mengklasifikasikan penyakit jamur dengan akurasi tinggi, mencapai 98,33%. Keunggulan metode SVM dibandingkan dengan metode lainnya adalah efisiensinya dalam menangani data berdimensi tinggi dengan komputasi yang lebih ringan dibandingkan CNN serta akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Random Forest dan KNN. Melalui proses prapemrosesan seperti normalisasi, resizing, dan pembagian dataset yang seimbang, model yang dikembangkan dapat bekerja dengan lebih optimal. Evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score menunjukkan hasil yang sangat baik. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam bidang pertanian cerdas, khususnya dalam deteksi dini penyakit tanaman, sehingga membantu petani dalam meningkatkan hasil panen secara lebih efisien.

REFERENCES

- [1] P. Ramudingana *et al.*, “Antagonistic potential of endophytic fungal isolates of tomato (*Solanum lycopersicum* L.) fruits against post-harvest disease-causing pathogens of tomatoes: An in vitro investigation,” *Fungal Biol*, vol. 128, no. 4, pp. 1847–1858, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.funbio.2024.05.006.
- [2] A. O. Anim-Ayeko, C. Schillaci, and A. Lipani, “Automatic blight disease detection in potato (*Solanum tuberosum* L.) and tomato (*Solanum lycopersicum*, L. 1753) plants using deep learning,” *Smart Agricultural Technology*, vol. 4, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.atech.2023.100178.
- [3] P. Rosyani, S. Saprudin, and R. Amalia, “Klasifikasi Citra Menggunakan Metode Random Forest dan Sequential Minimal Optimization (SMO),” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (Justin)*, vol. 9, no. 2, p. 132, 2021, doi: 10.26418/justin.v9i2.44120.
- [4] A. Sanusi Mashuri and A. Sunyoto, “Klasifikasi Penyakit Pada Daun Cabai Menggunakan Arsitektur VGG16,” *Journal homepage: Journal of Electrical Engineering and Computer (JEECOM)*, vol. 6, no. 2, 2024, doi: 10.33650/jeeecom.v4i2.
- [5] Q. N. Azizah, “Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network AlexNet,” *sudo Jurnal Teknik Informatika*, vol. 2, no. 1, pp. 28–33, Feb. 2023, doi: 10.56211/sudo.v2i1.227.



- [6] T. Diwan, G. Anirudh, and J. V. Tembhurne, "Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications," *Multimed Tools Appl*, vol. 82, no. 6, pp. 9243–9275, Mar. 2023, doi: 10.1007/s11042-022-13644-y.
- [7] S. Shrivastav, V. Jindal, and R. Eswarawaka, "A Fusion Method for Detection and Classification of Diseases in Tomato Plants Using Swarm-based Deep Learning," *International Journal of Experimental Research and Review*, vol. 45, pp. 135–152, 2024, doi: 10.52756/ijerr.2024.v45spl.011.
- [8] M. A. I. Aquil and W. H. W. Ishak, "Evaluation of scratch and pre-trained convolutional neural networks for the classification of tomato plant diseases," *LAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 10, no. 2, pp. 467–475, Jun. 2021, doi: 10.11591/IJAI.V10.I2.PP467-475.
- [9] M. T. Rahman, S. D. Dipto, I. J. June, A. Momin, and M. R. Al Mamun, "Machine Learning-based Disease Classification in Tomato (*Solanum lycopersicum*) Plants," *Jurnal Keteknik Pertanian Tropis dan Biosistem*, vol. 12, no. 3, pp. 151–160, Dec. 2024, doi: 10.21776/ub.jkptb.2024.012.03.01.
- [10] N. Istiqomah and M. Murinto, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berbasis Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JSTIE (Jurnal Sarjana Teknik Informatika) (E-Journal)*, vol. 12, no. 1, p. 18, Feb. 2024, doi: 10.12928/jstie.v12i1.27314.
- [11] R. C. Sigitta, R. H. Saputra, and F. Fathulloh, "Deteksi Penyakit Tomat melalui Citra Daun menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *AVITEC*, vol. 5, no. 1, p. 43, Feb. 2023, doi: 10.28989/avitec.v5i1.1404.
- [12] M. H. Zayd, M. W. Oktavian, D. G. T. Meranggi, J. A. Figo, and N. Yudistira, "Improvement of garbage classification using pretrained Convolutional Neural Network," *Teknologi*, vol. 12, no. 1, pp. 1–8, May 2022, doi: 10.26594/teknologi.v0i0.2403.
- [13] Ü. Atila, M. Uçar, K. Akyol, and E. Uçar, "Plant leaf disease classification using EfficientNet deep learning model," *Ecol Inform*, vol. 61, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.ecoinf.2020.101182.
- [14] Fuad Mahrus Fathoni, "Klasifikasi Penyakit Daun Tomat Menggunakan Algoritma K-NN Berdasarkan Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP," *Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 39–50, Jan. 2024, doi: 10.55606/jutiti.v4i1.3417.
- [15] S. Tilki, H. B. Dogru, A. A. Hameed, A. Jamil, and J. Rasheed, "Gender Classification using Deep Learning Techniques," *Manchester Journal of Artificial Intelligence & Applied Sciences*, vol. 2, no. May, 2021.
- [16] P. Rosyani, Mk. Susanna Dwi Yulianti Kusuma, and Mk. Santi Rahayu, "CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK MODELLING PADA KLASIFIKASI GENDER PENERBIT CV.EUREKA MEDIA AKSARA."
- [17] Q. Aini, N. Lutfiani, H. Kusumah, and M. S. Zahran, "Deteksi dan Pengenalan Objek Dengan Model Machine Learning: Model Yolo," *CESS (Journal of Computer Engineering, System and Science)*, vol. 6, no. 2, p. 192, 2021, doi: 10.24114/cess.v6i2.25840.
- [18] Teti Desyani, M. Mahromi, F. A. Ramadhan, M. Alfiansyah, M. I. Maulana, and P. Rosyani, "Classification of Plant Leaf Diseases Using Convolutional Neural Networks," *International Journal of Integrative Sciences*, vol. 4, no. 1, pp. 195–206, Feb. 2025, doi: 10.55927/ijis.v4i1.13478.
- [19] G. Henry, A. Panjaitan, and F. Simatupang, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Tomat dengan Convolutional Neural Network Algorithm," *Media Online*, vol. 4, no. 5, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i5.1646.
- [20] S. Dwi, Y. Kusuma, H. Al Islami, and D. P. Rosyani, "Penerapan Naive Bayes Untuk Klasifikasi Penyakit Endokrin Pada Pasien Lansia," vol. 5, no. 2, 2024, doi: 10.31284/j.kernel.2024.
- [21] I. H. Ikasari, R. Amalia, and P. Rosyani, "Segmentasi Citra Bunga Menggunakan Blob Analisis," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 3, pp. 228–234, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1050.
- [22] N. P. A. Widiari, I. M. A. D. Suarjaya, and D. P. Githa, "Teknik Data Cleaning Menggunakan Snowflake untuk Studi Kasus Objek Pariwisata di Bali," *Jurnal Ilmiah Merpati (Menara Penelitian Akademika Teknologi Informasi)*, 2020, doi: 10.24843/jim.2020.v08.i02.p07.