Journal Software, Hardware and Information Technology
p-ISSN: 2808-3385 | e-ISSN: 2776-8961
Volume 5 Issue 2, June 2025

Deteksi Penyakit pada Daun Tomat Menggunakan Kombinasi Ekstraksi Fitur *Color Moments* dan *Grey Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM)

Tomato Leaf Disease Detection Using a Combination of Color Moments and Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Feature Extraction

Ririn Suharni Syarif, Muhammad Nur Akbar, Darmatasia
Jurusan Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, Makassar, Indonesia
60200118002@uin-alauddin.ac.id, muhammad.akbar@uin-alauddin.ac.id, darmatasia@uin-alauddin.ac.id

Notes

Submitted: 25-06-2025
Revised: 27-06-2025
Accepted: 28-06-2025
Published: 30-06-2025

How to cite: R. S. Syarif, M. N. Akbar, and Darmatasia, "Deteksi Penyakit pada Daun Tomat Menggunakan Kombinasi Ekstraksi Fitur Colors Moments dan Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)," *Journal Software, Hardware and Information Technology (SHIFT)*, vol. 5, no. 2, pp. 165–179, Jun. 2025, doi: 10.24252/shift.v5i2.214.

DOI: 10.24252/shift.v5i2.214

Copyright 2025© the Author(s)

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.

ABSTRACT

Tomato is one of the leading horticultural crops widely cultivated by farmers in Indonesia. In addition to its high economic value, tomatoes are also rich in nutrients that are beneficial to human health, such as vitamin C, lycopene, and other antioxidants. However, tomato plant productivity is highly susceptible to decline due to attacks from various types of diseases, particularly those affecting the leaves. These disturbances not only reduce the quality of the harvest but also significantly threaten the quantity of production. Therefore, early detection of leaf diseases in tomato plants is crucial to assist farmer especially novice farmers in taking prompt and appropriate treatment actions. This study aims to develop a digital image-based system for detecting diseases on tomato leaves using feature extraction methods and classification algorithms. In the image pre-processing and feature extraction stages, the Color Moments algorithm is used to capture color information, while the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) is applied to represent leaf texture. The classification process is carried out using the Random Forest algorithm. The dataset used in this study was obtained from Kaggle, consisting of 5,451 images of tomato leaves classified into six categories: Leaf Spot, Leaf Mold, Septoria Leaf Spot, Mosaic Virus, Bacterial Spot, and Healthy Leaf. The test results show that the developed model achieved an accuracy rate of 88%. These findings indicate that the system is capable of detecting diseases on tomato leaves with a fairly high level of accuracy. The system is expected to assist farmers, especially novice farmers, in identifying plant diseases more quickly and accurately, thereby improving treatment efficiency and crop yields.

Keywords: color moments, GLCM, random forest, tomato leaf disease.

ABSTRAK

Tomat merupakan salah satu tanaman hortikultura unggulan yang banyak dibudidayakan oleh petani di Indonesia. Selain memiliki nilai ekonomi tinggi, tomat juga kaya akan kandungan gizi yang bermanfaat bagi kesehatan manusia, seperti vitamin C, likopen, dan antioksidan lainnya. Namun, produktivitas tanaman tomat sangat rentan mengalami penurunan akibat serangan berbagai jenis penyakit, khususnya yang menyerang bagian daun. Gangguan ini tidak hanya berdampak pada penurunan kualitas hasil panen, tetapi juga mengancam kuantitas produksi secara signifikan. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap penyakit daun tomat menjadi krusial untuk membantu petani, khususnya petani pemula, dalam mengambil tindakan penanganan yang cepat dan tepat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit pada daun tomat berbasis citra digital menggunakan metode ekstraksi fitur dan algoritma klasifikasi. Pada tahap pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur citra, digunakan algoritma *Color Moments* untuk menangkap informasi warna, serta *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk menggambarkan tekstur daun. Sementara itu, proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma Random Forest. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Kaggle dengan jumlah data sebesar 5451 citra daun tomat yang terbagi ke dalam enam kelas yaitu: Bercak Daun, Busuk Daun, Bintik Daun Septoria, Virus Mosaik, Bakteri Hinggap, dan Daun Sehat. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model yang dibangun mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 90%. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan dapat mendeteksi penyakit pada daun tomat dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi. Sistem ini diharapkan dapat membantu petani, khususnya petani pemula, dalam mengidentifikasi penyakit tanaman secara lebih cepat dan tepat, sehingga dapat meningkatkan efisiensi penanganan serta hasil produksi.

Kata kunci: color moments, GLCM, penyakit daun tomat, random forest.

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara agraris dengan keanekaragaman hayati yang tinggi, termasuk dalam sektor pertanian dan hortikultura. Salah satu komoditas hortikultura yang bernilai ekonomi tinggi dan banyak dibudidayakan oleh petani Indonesia adalah tanaman tomat (*Solanum lycopersicum*). Selain menjadi bahan pangan penting dalam berbagai olahan masakan, tomat juga memiliki kandungan gizi yang kaya, seperti karbohidrat, karoten (vitamin A), asam askorbat (vitamin C), serat, dan sejumlah antioksidan yang bermanfaat bagi kesehatan manusia. Kandungan tersebut menjadikan tomat berperan penting dalam menjaga kesehatan jantung,

meningkatkan sistem pencernaan, mencegah penyakit degeneratif seperti diabetes, serta memperkuat fungsi penglihatan.

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) dan Direktorat Jenderal Hortikultura, produksi tomat di Sulawesi Selatan mengalami peningkatan dari tahun ke tahun. Pada tahun 2019, produksi tomat tercatat sebesar 58.513 ton, meningkat menjadi 60.435 ton pada tahun 2020, dan mencapai 63.373 ton pada tahun 2021 [1]. Peningkatan ini menunjukkan potensi besar komoditas tomat dalam menopang sektor pertanian nasional. Namun, di sisi lain, produktivitas tanaman tomat sangat rentan terhadap serangan penyakit yang disebabkan oleh bakteri, virus, jamur, serta gangguan serangga dan hama. Serangan ini umumnya pertama kali teridentifikasi pada bagian daun, yang menunjukkan perubahan warna, bentuk, dan tekstur. Oleh karena itu, deteksi dini terhadap gejala penyakit daun menjadi langkah krusial untuk mencegah penyebaran dan menekan kerugian hasil panen.

Dalam upaya mengembangkan sistem deteksi penyakit berbasis citra digital, berbagai studi sebelumnya telah dilakukan dan menjadi landasan bagi penelitian ini. Salah satunya adalah penelitian oleh [2]. Penelitian tersebut menggunakan kombinasi metode *Color Moment dan Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengekstraksi fitur warna dan tekstur dari daun tanaman karet yang terkena penyakit. Hasilnya menunjukkan bahwa kombinasi dua metode tersebut mampu membedakan kondisi daun secara signifikan. Meskipun objek penelitiannya berbeda yakni tanaman karet, studi tersebut membuktikan bahwa metode tersebut efektif digunakan dalam sistem klasifikasi berbasis citra. Selain itu, dalam penelitian oleh [3] [4] juga menunjukkan performa yang baik dengan mengkombinasikan antara metode ekstraksi fitur *Color Moment* dan GLCM.

Penelitian lain oleh [5], tomat digunakan sebagai objek utama, dan fitur warna serta tekstur digunakan untuk proses klasifikasi. Namun, algoritma yang digunakan adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN), yang memiliki pendekatan berbeda dibandingkan algoritma Random Forest yang digunakan dalam penelitian ini. Meskipun demikian, penelitian tersebut memberikan kontribusi penting dalam menunjukkan bahwa informasi warna dan tekstur pada daun cukup representatif untuk membedakan jenis penyakit tanaman.

Penelitian lain oleh [6] yang menerapkan algoritma Random Forest untuk mengukur tingkat keparahan penyakit pada daun Apel menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit daun. Namun, penelitian tersebut belum mengintegrasikan proses ekstraksi fitur secara eksplisit, sehingga akurasinya masih terbatas pada pengolahan data mentah dari citra daun. Perbedaan objek (apel vs tomat) dan pendekatan ekstraksi fitur menjadi pembeda penting antara penelitian tersebut dan penelitian ini.

Petani pemula yakni petani yang baru mengembangkan usahanya di sektor pertanian dan memiliki akses terbatas terhadap teknologi, informasi, serta modal memerlukan dukungan sistem yang dapat membantu mereka mengenali penyakit tanaman secara cepat dan akurat [7]. Salah satu solusi yang berkembang pesat dalam konteks ini adalah penggunaan pendekatan *Machine Learning* (ML). *Machine Learning* merupakan cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang mampu mempelajari pola dari data dan membuat prediksi secara otomatis berdasarkan pembelajaran tersebut [8]. Dalam studi ini, algoritma Random Forest dipilih karena fleksibilitasnya dalam menangani data klasifikasi dan kemampuannya dalam mengatasi *overfitting* [9] [10].

Metode *Color Moments* digunakan untuk mengekstraksi informasi warna dari citra berdasarkan momen statistik seperti rata-rata, simpangan baku, dan kemencengan, sementara

GLCM digunakan untuk menganalisis tekstur berdasarkan hubungan spasial antarpiksel. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [11] menunjukkan bahwa penggunaan metode ekstraksi fitur seperti *Color Moment* dan GLCM dapat meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit pada daun Anggur.

Dari beberapa studi terdahulu tersebut, dapat disimpulkan bahwa penggunaan kombinasi metode ekstraksi fitur (*Color Moment* dan GLCM) dengan algoritma Random Forest sangat potensial untuk dikembangkan lebih lanjut dalam konteks tanaman yang berbeda, termasuk tanaman tomat. Kombinasi pendekatan ini diharapkan mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat dan dapat diterapkan secara luas untuk mendukung deteksi dini penyakit tanaman berbasis teknologi.

Penelitian ini menawarkan solusi dengan membangun sistem deteksi penyakit pada daun tomat berbasis citra digital, menggunakan pendekatan *machine learning*. Pada tahap ekstraksi fitur, digunakan algoritma *Color Moments* untuk menangkap karakteristik warna dan algoritma *Gray Level Co-occurrence* Matrix (GLCM) untuk menangkap informasi tekstur dari citra daun. Sementara itu, proses klasifikasi penyakit dilakukan menggunakan algoritma Random Forest, yang dikenal memiliki performa yang stabil, akurasi tinggi, dan ketahanan terhadap *overfitting*.

Dengan mengintegrasikan metode ekstraksi fitur berbasis warna dan tekstur dengan algoritma klasifikasi Random Forest, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi otomatis penyakit daun tomat yang mampu mengklasifikasikan enam kelas penyakit, yakni Bercak Daun, Busuk Daun, Bintik Daun Septoria, Virus Mosaik, Bakteri Hinggap, dan Daun Sehat, secara akurat. Sistem ini diharapkan dapat menjadi alat bantu yang efektif dalam praktik pertanian digital, khususnya dalam mendukung petani pemula dalam menjaga produktivitas tanaman tomat.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Color Moment

Color Moment adalah representasi ukuran yang menandai warna dalam gambar untuk mengkarakterisasikan warna citra [2]. Metode ini berdasarkan pada asumsi bahwa distribusi warna dalam sebuah gambar dapat dijelaskan secara statistik melalui momen-momen statistik. Tiga momen yang umum digunakan adalah:

a. Mean

Menunjukkan rata-rata intensitas warna dari setiap *channel* warna (misalnya R, G, B atau HSV). Nilai *mean* mencerminkan tingkat kecerahan gambar secara umum.

$$\mu_c = \frac{1}{MN}\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} P_i^c \qquad (1)$$

Keterangan:

μ_c = *mean* pada komponen warna c

c = komponen warna

$P_{i,j}^{c}$ = nilai *pixel* (i,j) pada komponen warna c

M = tinggi gambar

N = lebar gambar

b. Standar Deviasi

Mengukur seberapa tersebar atau menyebarnya intensitas warna dari nilai rata-ratanya. Nilai ini menunjukkan keragaman warna.

$$\sigma_c = \left(\frac{1}{MN}\sum_{l=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}[\![(p_y^c]\!] - \mu_c)^2\right) \quad (2)$$

Keterangan:

σ_c = standar deviasi pada komponen warna c

c = komponen warna

$P_{i,j}^{c}$ = nilai *pixel* (i,j) pada komponen warna c

M = tinggi gambar

N = lebar gambar

μ_c = nilai *mean* pada komponen warna c

c. Skewness

Mengukur asimetri distribusi warna. Jika *skewness* bernilai positif, maka distribusi warna cenderung berada di sebelah kiri *mean* (warna terang mendominasi); jika negatif, maka warna gelap mendominasi.

$$\theta_c = \left(\frac{1}{MN}\sum_{l=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(p_{i,j}^{c} - \mu_c)^3\right) \quad (3)$$

Keterangan:

θ_c = nilai *skewness* pada komponen warna c

c = komponen warna

$p_{i,j}^{c}$ = nilai *pixel* (i,j) pada komponen warna c

M = tinggi gambar

N = lebar gambar

μ_c = nilai *mean* pada komponen warna c

2.2. Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM)

Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) merupakan *matrix* yang merepresentasikan hubungan ketetanggaan antar *pixel* pada citra di berbagai arah, di mana *co-occurrence* berarti kemunculan bersama, yaitu jumlah kemunculan nilai satu level *pixel* yang berdekatan dengan nilai *pixel* lain dalam jarak tertentu (d) dan orientasi (θ). Jarak dalam *pixel* dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasinya terbentuk di empat arah sudut dengan interval 45°, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Pada saat yang sama, jarak antarpiksel biasanya diatur pada 1 *pixel* [12]. Fitur GLCM yang digunakan antara lain *contrast*, *homogeneity*, *energy*, *entropy*, *variance*, dan *correlation*.

Contrast

Contrast merupakan penyebaran ukuran elemen-elemen pada matriks dan ukuran untuk variasi pasangan antar derajat keabuan dalam suatu citra.

$$\text{contras} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}\,(i-j)^2 \quad (4)$$

Keterangan:

N adalah jumlah *pixel*

i adalah nomor baris

j adalah nomor kolom

$P_{i,j}$ adalah nilai dari normalisasi (probabilitas) untuk (i,j)

Homogeneity

Homogeneity digunakan untuk menunjukkan dan mengukur homogenitas citra dengan keabuan sejenis; jika nilainya tinggi, citra mempunyai pasangan *pixel* yang seragam.

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1+(i-j)^2} \qquad (5)$$

Keterangan:

N adalah jumlah *pixel*

i adalah nomor baris

j adalah nomor kolom

$P_{i,j}$ adalah nilai dari normalisasi (probabilitas) untuk (i,j)

Energy

Energy dapat digunakan untuk mengukur sifat homogenitas dalam suatu citra. Jika nilai energi tinggi, maka homogenitasnya tinggi, namun variasi intensitasnya mengecil.

$$\text{energi} = \sum_{i,j=0}^{N-1} (P_{i,j})^2 \qquad (6)$$

Keterangan:

N adalah jumlah *pixel*

i adalah nomor baris

j adalah nomor kolom

$P_{i,j}$ adalah nilai dari normalisasi (probabilitas) untuk (i,j)

Entropy

Entropy digunakan untuk menghitung tingkat ketidakteraturan bentuk pada suatu citra.

$$\text{Entropy} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(\log P_{i,j}) \qquad (7)$$

Keterangan:

N adalah jumlah *pixel*

i adalah nomor baris

j adalah nomor kolom

$P_{i,j}$ adalah nilai dari normalisasi (probabilitas) untuk (i,j) dan dikalikan dengan log $P_{i,j}$

Variance

Variance adalah sebaran antara *mean* kombinasi dari piksel referensi dengan *pixel* ke-tetanggaan dan variasi dari elemen matriks *co-occurrence* dengan transisi derajat keabuan pada suatu citra. Jika derajatnya kecil, maka *variance*-nya juga kecil.

$$\text{Variance} = \sum_{i,j=0}^{N-1}(i-\mu_i)^2 P_{i,j} \qquad (8)$$

Keterangan:

N adalah jumlah *pixel*

i adalah nomor baris

j adalah nomor kolom

$P_{i,j}$ adalah nilai dari normalisasi (probabilitas) untuk (i,j)

μ_i adalah *mean* baris i

Correlation

Correlation digunakan untuk menunjukkan korelasi suatu *pixel* dengan *pixel* yang lain pada seluruh citra.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j}^{N-1} P_{i,j}\left(\frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sqrt{(\sigma_i^2)(\sigma_j^2)}}\right) \qquad (9)$$

Keterangan:

N adalah jumlah *pixel*

i adalah nomor baris

j adalah nomor kolom

$P_{i,j}$ adalah nilai dari normalisasi (probabilitas) untuk (i,j)

μ adalah *mean*

σ adalah standar deviasi

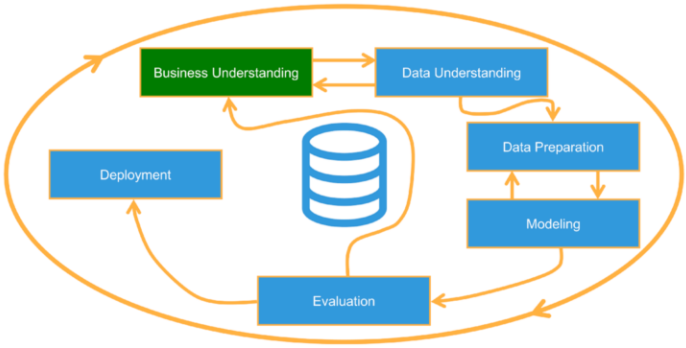
2.3. Random Forest

Random Forest merupakan algoritma *machine learning* yang pertama kali dikeluarkan oleh Breiman pada tahun 2001 [13]. *Random Forest* biasanya digunakan dalam menyelesaikan suatu masalah yang berhubungan dengan klasifikasi, regresi, dan sebagainya. Ada dua hal yang membuat algoritma ini disebut random, yaitu: Pada setiap pohon yang tumbuh pada sampel *bootstrap* yang berbeda maka diambil dari data latih secara acak serta pada setiap *node split* yang selama pembentukan *Decision Tree*, diambil dari sebagian sampel pada m variabel pada kumpulan data yang asli kemudian data yang terbaik akan digunakan dalam *node* tersebut.

Algoritma Random Forest ini merupakan gabungan dari beberapa *tree predictors* atau bisa disebut *Decision Tree* yang di mana pada setiap *tree* bertopang pada nilai dari *random vector* yang dijadikan sebagai contoh pada semua *tree* yang ada di dalam hutan (*forest*) tersebut [14]. Hasil dari prediksi Random Forest diperoleh melalui hasil yang terbanyak (*voting*) dari setiap individual *decision tree* untuk hasil klasifikasi dan rata-rata dari regresi.

2.4. Tahapan Penelitian

Tahapan dalam penelitian ini mengacu pada tahapan dalam metode *Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), adalah standarisasi dari proses *data mining* yang di mana data dikembangkan melalui beberapa tahapan yang terstruktur dengan jelas dan efisien. CRISP-DM digunakan dalam penelitian untuk memecahkan masalah secara umum dalam penelitian dan bisnis, adapun tahapan penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1 berikut:



Gambar 1. Metode CRISP-DM [15]

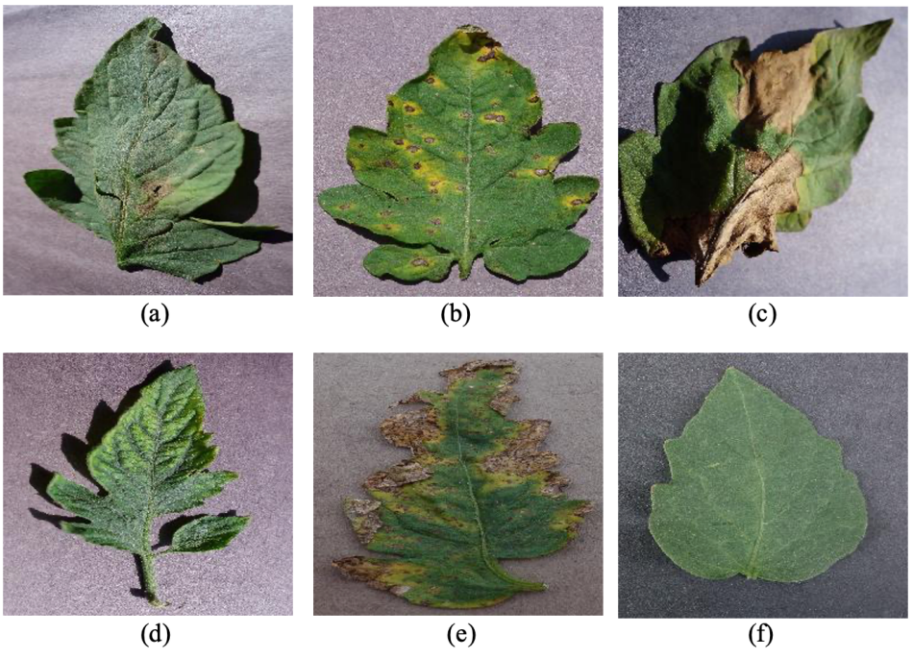
Tahapan Model CRISP-DM sebagai berikut:

1) Business Understanding (Pemahaman Bisnis)

Pada tahap ini, fokus utama adalah memahami permasalahan utama di dunia nyata, yaitu rendahnya efisiensi petani terutama petani pemula dalam mendeteksi penyakit tanaman tomat secara cepat dan akurat. Permasalahan ini berdampak pada menurunnya produktivitas dan kualitas hasil panen. *Business understanding* dari penelitian ini adalah membantu petani mendeteksi penyakit daun tomat secara otomatis serta mengurangi kerugian akibat keterlambatan identifikasi penyakit.

2) Data Understanding (Pemahaman Data)

Pada tahap ini, dilakukan eksplorasi terhadap kumpulan data citra daun tomat. Data terdiri dari berbagai gambar daun tomat dalam kondisi berbeda. Pada penelitian ini data diambil dari Kaggle (https://www.kaggle.com). Datanya berupa gambar penyakit pada daun tomat yang terdiri dari 5451 citra.



Gambar 2. Contoh Dataset (a) Bercak Daun; (b) Bintik Septoria; (c) Busuk Daun; (d) Virus Mosaik; (e) Bakteri Hinggap; (f) Daun Sehat

3) Data Preparation (Persiapan Data)

Data preparation yaitu tahap yang sering disebut tahap padat karya atau pengolahan pada sumber daya manusia yang padat. Karena pada tahap ini yang dikerjakan yaitu mengelola dataset dengan melakukan ekstraksi fitur menggunakan algoritma *Color moments* dan GLCM terlebih dahulu kemudian masuk ke proses deteksi menggunakan algoritma *Random Forest.*

4) Modelling (Pemodelan)

Modelling adalah tahap untuk memastikan teknik *data mining* yang akan digunakan yaitu menentukan *tools data mining*, algoritma *data mining* serta menentukan parameter. Pada penelitian ini menggunakan *Random Forest* untuk deteksi penyakit pada daun tomat yang selanjutnya model tersebut digunakan pada website.

5) Evaluation (Pengujian)

Evaluation merupakan tahap untuk melihat hasil dari *data mining* pada proses penilaian pada tahap sebelumnya. Proses penilaian ini dilakukan secara mendalam untuk mencapai suatu tujuan yang sesuai dengan sasaran yang akan dicapai pada tahap yang pertama. Pada pengujian algoritma sistem menggunakan akurasi, presisi, *recall*, F1-*score*, dan *confusion matrix.*

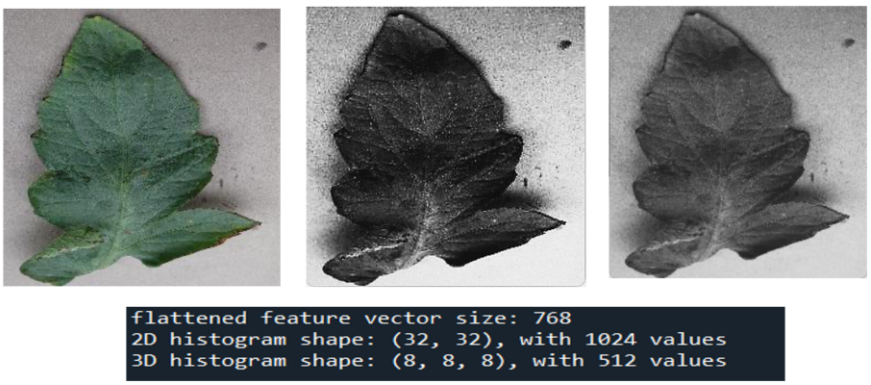
6) Deployment (Penyebaran)

Deployment adalah tahap terakhir untuk penyusunan laporan, presentasi atau membuat jurnal dengan model yang dihasilkan dari proses *data mining.*

3. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

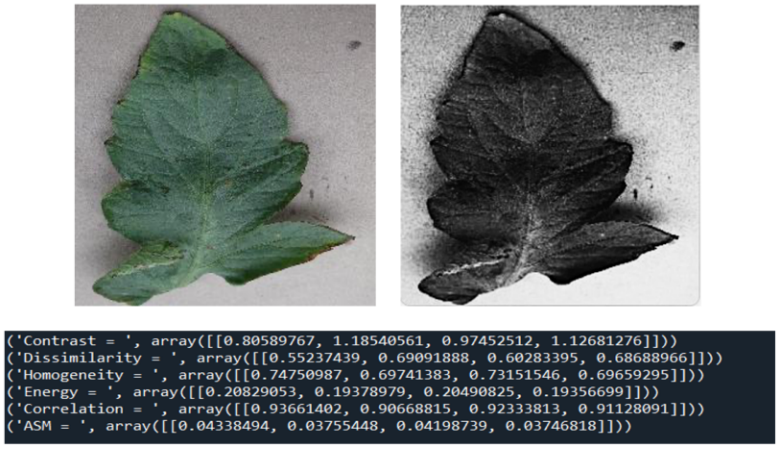
3.1. Hasil Ekstraksi Fitur

Color moment menghasilkan 2D histogram *shape* dan 3D histogram *shape* seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Contoh Hasil Ekstraksi Fitur Menggunakan *Color Moment*

Berdasarkan Gambar 3, dapat dilihat bahwa terdapat 1024 nilai yang diperoleh dari 2D histogram *shape* dan 512 nilai 3D histogram *shape.* Ekstraksi fitur GLCM menghasilkan nilai *contrast, dissimilarity, homogeneity, energy, correlation, dan ASM* dari gambar

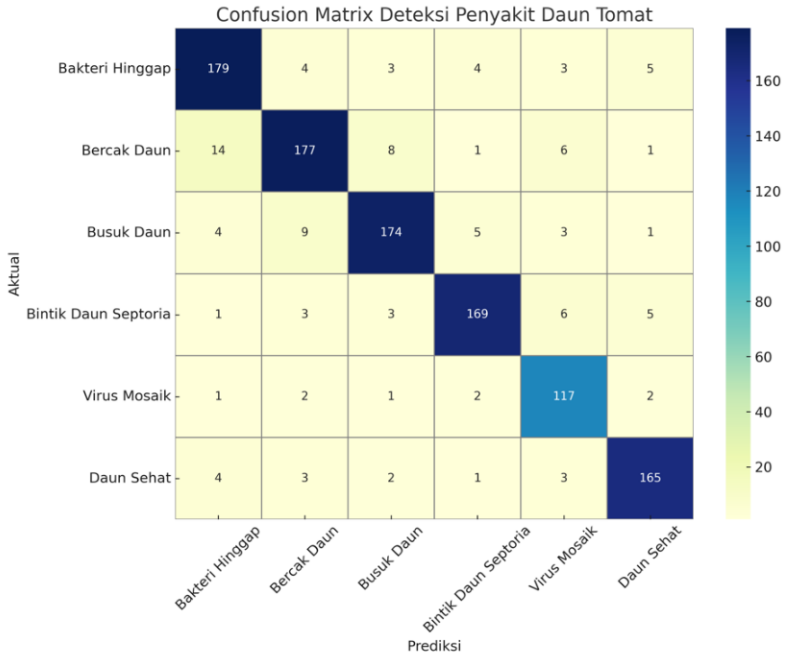


Gambar 4. Contoh Hasil Ekstraksi Fitur Menggunakan GLCM

Berdasarkan Gambar 4, dapat dilihat nilai-nilai hasil ekstraksi dengan menggunakan GLCM yang terdiri dari nilai *contrast, dissimilarity, homogeneity, energy, correlation*, dan ASM. Nilai-nilai tersebut nantinya akan digunakan sebagai fitur dalam membangun model Random Forest.

3.2. Pembangunan dan Evaluasi Model

Setelah kedua ekstraksi fitur dilakukan, selanjutnya dilakukan pembagian *dataset* menjadi dua bagian yaitu *training* dan *testing* dengan proporsi 80:20, 80% data digunakan untuk *training* dan 20% data digunakan untuk *testing.* Selanjutnya dilakukan pembangunan model Random Forest dan evaluasi model. Berdasarkan hasil evaluasi yang dilakukan, diperoleh nilai akurasi sebesar 90%. Adapun hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. *Confusion Matrix*

Berdasarkan Gambar 5 dapat dilihat bahwa pada penyakit Bakteri Hinggap terdapat 179 citra yang dikenali dengan benar, 4 citra dikenali sebagai Bercak Daun, 3 citra dikenali sebagai Busuk Daun, 4 citra dikenali sebagai Bintik Daun Septoria, 3 citra dikenali sebagai Virus Mosaik, dan 5 citra dikenali sebagai Daun Sehat. Pada penyakit Bercak Daun terdapat 177 citra yang dikenali dengan benar, 14 citra dikenali sebagai Bakteri Hinggap, 8 citra dikenali sebagai Busuk Daun, 1 citra dikenali sebagai Bintik Daun Septoria, 6 citra dikenali sebagai Virus Mosaik, dan 1 citra dikenali sebagai Daun Sehat. Pada penyakit Busuk Daun terdapat 174 citra dikenali dengan benar, 4 citra dikenali sebagai Bakteri Hinggap, 9 citra dikenali sebagai Bercak Daun, 5 citra dikenali sebagai Bintik Daun Septoria, 3 citra dikenali sebagai Virus Mosaik, dan 1 citra dikenali sebagai Daun Sehat. Pada penyakit Bintik Daun Septoria terdapat 169 citra yang dikenali dengan benar, 1 citra dikenali sebagai Bakteri Hinggap, 3 citra dikenali sebagai Bercak Daun, 3 citra dikenali sebagai Busuk Daun, 6 citra dikenali sebagai Virus Mosaik, dan 5 citra dikenali sebagai Daun Sehat. Pada penyakit Virus Mosaik terdapat 117 citra yang dikenali dengan benar, 1 citra dikenali sebagai Bakteri Hinggap, 2 citra dikenali sebagai Busuk Daun, 2 citra dikenali sebagai Bintik Daun Septoria, dan 2 citra dikenali sebagai Daun Sehat. Daun Sehat terdapat 165 citra yang dikenali dengan benar, 4 citra dikenali sebagai Bakteri Hinggap, 3 citra dikenali sebagai Bercak Daun, 2 citra dikenali sebagai Busuk Daun, 1 citra dikenali sebagai Bintik Daun Septoria, dan 3 citra dikenali sebagai Virus Mosaik.

Selain akurasi, dalam penelitian ini juga dilakukan evaluasi terhadap model yang telah dibangun dengan menggunakan presisi, *recall*, dan F1-*score* sebagaimana yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian *Precision*, *Recall*, dan F1-*score*

Kelas Penyakit	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*	*Support*
Bakteri Hinggap	0.88	0.90	0.89	198
Bercak Daun	0.89	0.86	0.87	207
Busuk Daun	0.91	0.89	0.90	196

Kelas Penyakit	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*	*Support*
Bintik Daun Septoria	0.93	0.90	0.92	187
Virus Mosaik	0.85	0.94	0.89	125
Daun Sehat	0.92	0.93	0.92	178
Rata-rata	**0.90**	**0.90**	**0.90**	

3.3. Implementasi Model ke Website

Tampilan halaman utama sistem dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Tampilan Halaman Utama Sistem

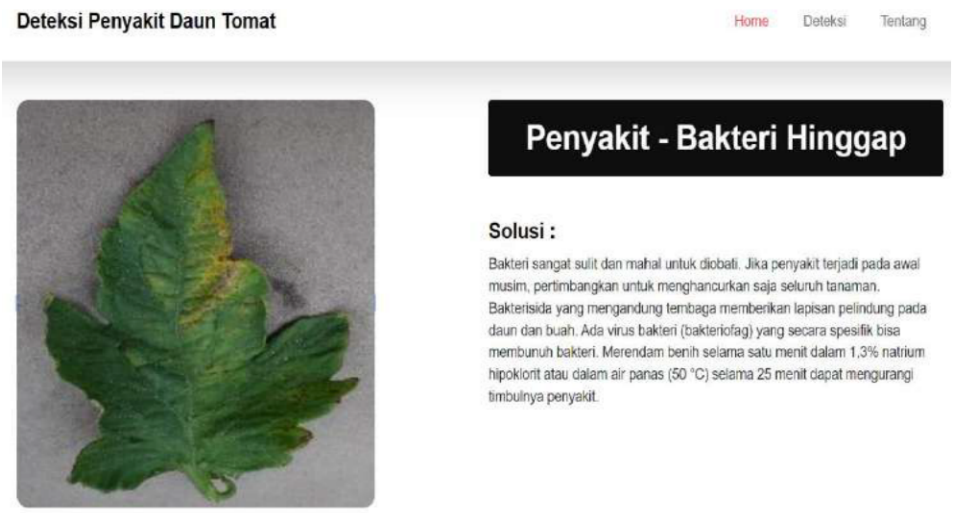
Halaman antarmuka untuk menu *home* yaitu *user* dapat melihat tiga tombol menu yaitu menu *home* untuk melihat kelas-kelas penyakit pada daun tomat, menu deteksi untuk mendeteksi penyakit pada daun tomat dan untuk menu tentang untuk deskripsi pada *website,* di setiap halaman mempunyai menu yang sama.

Halaman menu deteksi digunakan untuk mendeteksi penyakit pada daun tomat dengan memasukkan inputan berupa gambar atau foto daun tomat yang akan dideteksi. Halaman deteksi dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Halaman Deteksi Penyakit Daun Tomat

Untuk memasukkan gambar yang akan dideteksi, pengguna dapat melakukan klik pada tombol *choose file* kemudian memilih gambar yang akan dideteksi. Selanjutnya melakukan klik pada tombol deteksi untuk melakukan deteksi penyakit pada gambar yang dimasukkan. Berikut contoh hasil deteksi penyakit pada daun tomat



Gambar 8. Halaman Antarmuka Hasil Deteksi

Gambar 8 memperlihatkan hasil deteksi penyakit pada daun tomat dengan menggunakan ekstraksi fitur *color moment* dan GLCM, dan *classifier* menggunakan Random Forest. Pada halaman antarmuka Hasil Deteksi juga diberikan solusi yang dapat diterapkan oleh petani sesuai dengan jenis penyakit yang terdeteksi.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pendeteksi penyakit pada daun tomat berbasis citra digital dalam bentuk website yang ditujukan untuk membantu petani pemula dalam mengenali penyakit pada tanaman tomat melalui daunnya secara cepat dan akurat. Sistem yang dirancang mampu mengklasifikasikan enam kelas kondisi daun tomat, yaitu: Bercak Daun, Busuk

Daun, Bintik Daun Septoria, Virus Mosaik, Bakteri Hinggap, dan Daun Sehat. Untuk meningkatkan kualitas klasifikasi, digunakan kombinasi metode ekstraksi fitur *Color Moments* dan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang terbukti efektif dalam menangkap karakteristik warna dan tekstur daun. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan algoritma Random Forest.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi klasifikasi sebesar 88%, yang termasuk dalam kategori tinggi untuk kasus deteksi penyakit daun berbasis citra digital. Dengan demikian, sistem yang dibangun diharapkan dapat menjadi solusi alternatif yang bermanfaat, khususnya bagi petani pemula yang masih memiliki keterbatasan dalam mengakses informasi dan teknologi pertanian. Implementasi sistem ini diharapkan dapat meningkatkan produktivitas, efisiensi, dan kualitas budidaya tomat di Indonesia.

Namun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan khususnya terkait kemampuan sistem yang masih terbatas dalam mendeteksi gambar secara spesifik, terutama karena hanya mampu mengenali daun tomat secara satuan sehingga belum optimal untuk gambar yang lebih kompleks atau bercampur. Penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan sistem yang mampu mendeteksi penyakit pada daun tomat dalam kondisi lebih kompleks, seperti pada gambar yang menampilkan banyak daun sekaligus atau daun yang tumpang tindih, serta meningkatkan kemampuan klasifikasi agar lebih spesifik terhadap jenis penyakit yang memiliki kemiripan visual.

PERNYATAAN PENGGUNAAN ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Penulis memanfaatkan Gemini untuk mendukung penyusunan draf awal, perbaikan tata bahasa, dan penataan alur penulisan artikel. Hasil bantuan AI tidak digunakan secara langsung tanpa pemeriksaan, melainkan ditinjau dan disesuaikan berdasarkan konteks serta temuan penelitian. Penulis bertanggung jawab atas keseluruhan isi naskah.

KONTRIBUSI PENULIS

Ririn Suharni Syarif: Konsep, Metode, Analisa Data, Penulisan Artikel, Review, Editing.

Muhammad Nur Akbar: Metode, Penulisan Artikel, Supervisi, Review.

Darmatasia:, Konsep, Supervisi, Review, Keputusan Akhir Artikel.

PENDANAAN

Penelitian ini tidak menerima hibah khusus dari lembaga pendanaan mana pun, baik sektor publik, komersial, maupun nirlaba.

KONFLIK KEPENTINGAN

Penulis menyatakan tidak terdapat konflik kepentingan terkait publikasi artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

[1] Badan Pusat Statistik, “Produksi Tanaman Sayuran 2020,” 2020. [Online]. Available: https://www.bps.go.id/.
[2] A. Saragih and M. Sianturi, “Implementasi Metode Color Moment dan GLCM Untuk Mendeteksi Penyakit Tanaman Karet,” Inf. dan Teknol. Ilm, vol. 7, no. 2, pp. 145–151, 2020.
[3] K. J. T. Seran and B. Baso, “Identifikasi penyakit pada foliage tanaman cendana menggunakan algoritma ID3 berdasarkan fitur GLCM dan Color Moment,” AITI, vol. 22, no. 1, pp. 73–83, 2025.
[4] A. Anton, S. Rustad, G. F. Shidik, and A. Syukur, “Classification of tomato plant diseases through leaf using gray-level co-occurrence matrix and color moment with convolutional

neural network methods," in Smart Trends in Computing and Communications: Proceedings of SmartCom 2020, 2021, pp. 291–299.
[5] M. Astiningrum, P. P. Arhandi, and N. A. Ariditya, "Identifikasi penyakit pada daun tomat berdasarkan fitur warna dan tekstur," J. Inform. Polinema, vol. 6, no. 2, pp. 47–50, 2020.
[6] L. Ratnawati and D. R. Sulistyaningrum, "Penerapan random forest untuk mengukur tingkat keparahan penyakit pada daun apel," J. Sains Dan Seni ITS, vol. 8, no. 2, pp. A71– A77, 2020.
[7] G. W. Mukti and R. A. B. Kusumo, "Jaringan Sosial Petani: Upaya Petani Pemula Dalam Membangun Jaringan Sosial Untuk Mengakses Sumberdaya Usahatani," Mimb. Agribisnis J. Pemikir. Masy. Ilm. Berwawasan Agribisnis, vol. 8, no. 1, pp. 209–227, 2022.
[8] A. Roihan, P. A. Sunarya, and A. S. Rafika, "Pemanfaatan machine learning dalam berbagai bidang," J. Khatulistiwa Inform., vol. 5, no. 1, p. 490845, 2020.
[9] A. Purnamawati, W. Nugroho, D. Putri, and W. F. Hidayat, "Deteksi Penyakit Daun pada Tanaman Padi Menggunakan Algoritma Decision Tree, Random Forest, Naïve Bayes, SVM dan KNN," InfoTekJar J. Nas. Inform. dan Teknol. Jar, vol. 5, no. 1, pp. 212–215, 2020.
[10] B. Wahyuningtyas, I. I. Tritoasmoro, and N. Ibrahim, "Identifikasi penyakit pada daun kopi menggunakan metode local binary pattern dan random forest," eProceedings Eng., vol. 9, no. 6, 2022.
[11] S. S. Simanjuntak, H. Sinaga, K. Telaumbanua, and A. Andri, "Klasifikasi Penyakit Daun Anggur Menggunakan Metode GLCM, Color Moment dan K* Tree," J. SIFO Mikroskil, vol. 21, no. 2, pp. 93–104, 2020.
[12] D. S. David and Y. Justin, "Robust Iris Image Recognition System Using Normalization Process and Neural Network Techniques," Artech J. Eng. Appl. Technol. (AJEAT), no. 1, pp. 1–6, 2020.
[13] Z. Jin, J. Shang, Q. Zhu, C. Ling, W. Xie, and B. Qiang, "RFRSF: Employee turnover prediction based on random forests and survival analysis," in Web Information Systems Engineering–WISE 2020: 21st International Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 20–24, 2020, Proceedings, Part II 21, 2020, pp. 503–515.
[14] W. Apriliah, I. Kurniawan, M. Baydhowi, and T. Haryati, "Prediksi kemungkinan diabetes pada tahap awal menggunakan algoritma klasifikasi Random Forest," Sist. J. Sist. Inf., vol. 10, no. 1, pp. 163–171, 2021.
[15] M. A. Hasanah, S. Soim, and A. S. Handayani, "Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir," J. Appl. Informatics Comput., vol. 5, no. 2, pp. 103–108, 2021.