Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

Deteksi Penyakit Daun Nilam Berdasarkan Ekstraksi Fitur Warna Dan Tekstur Menggunakan Random Forest

Resmayanti*✉, Farid Wajidi✉, A.Amirul Asnan Cirua✉
Teknik Informatika, Universitas Sulawesi Barat, Indonesia

Abstrak

Tanaman nilam (*Pogostemon cablin* Benth.) merupakan komoditas penghasil minyak atsiri bernilai ekonomi tinggi, namun penyakit daun sulit diidentifikasi secara visual karena kemiripan gejalanya. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan lima kondisi daun nilam menggunakan ekstraksi fitur warna Histogram Hue, Saturation, Value (HSV) dan tekstur Histogram of Oriented Gradients (HOG) dengan algoritma Random Forest. Dataset terdiri atas 250 citra yang terbagi dalam lima kelas, yaitu Budok, Cercospora, Daun Sehat, Nematoda, dan Mozaik, dengan masing-masing kelas sebanyak 50 citra. Model Random Forest dibangun menggunakan 100 pohon keputusan. Evaluasi dilakukan menggunakan metode *repeated stratified holdout* sebanyak 10 pengulangan pada rasio pembagian data 90:10, 80:20, dan 70:30. Hasil pengujian konfigurasi gabungan HSV+HOG menunjukkan rata-rata akurasi sebesar 92,00% ± 4,22% pada rasio 90:10, 91,80% ± 2,74% pada rasio 80:20, dan 91,87% ± 2,98% pada rasio 70:30. Pengujian *ablation study* terhadap konfigurasi HSV-only, HOG-only, dan HSV+HOG menunjukkan bahwa HSV-only menghasilkan akurasi tertinggi pada seluruh rasio, dengan nilai tertinggi sebesar 93,80% ± 3,71% dan Macro F1-score sebesar 93,84% ± 3,69% pada rasio 80:20. Sebaliknya, HOG-only menghasilkan akurasi terendah, yaitu berkisar antara 81,87% hingga 82,40%. Hasil ini menunjukkan bahwa fitur warna HSV memberikan kontribusi lebih dominan dibandingkan fitur tekstur HOG dalam membedakan kondisi daun nilam pada dataset yang digunakan. Dengan demikian, kombinasi HSV+HOG mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik, tetapi belum menunjukkan peningkatan kinerja dibandingkan penggunaan HSV secara tunggal.
Kata Kunci: daun nilam; ekstraksi fitur; Histogram HSV; HOG; Random Forest.

Abstract

Patchouli (*Pogostemon cablin* Benth.) is a high-value essential oil-producing commodity; however, leaf diseases are difficult to identify visually due to similarities in their symptoms. This study aims to classify five patchouli leaf conditions using color feature extraction with the Hue, Saturation, Value (HSV) histogram and texture feature extraction with Histogram of Oriented Gradients (HOG), combined with the Random Forest algorithm. The dataset consists of 250 images divided into five classes: Budok, Cercospora, Healthy Leaf, Nematode, and Mosaic, with 50 images per class. The Random Forest model was constructed using 100 decision trees. Evaluation was performed using repeated stratified holdout with 10 repetitions at data split ratios of 90:10, 80:20, and 70:30. The evaluation of the combined HSV+HOG configuration yielded average accuracies of 92.00% ± 4.22% at the 90:10 ratio, 91.80% ± 2.74% at the 80:20 ratio, and 91.87% ± 2.98% at the 70:30 ratio. The ablation study comparing HSV-only, HOG-only, and HSV+HOG configurations showed that HSV-only achieved the highest accuracy across all split ratios, with the best result of 93.80% ± 3.71% accuracy and a Macro F1-score of 93.84% ± 3.69% at the 80:20 ratio. In contrast, HOG-only achieved the lowest accuracy, ranging from 81.87% to 82.40%. These results indicate that HSV color features contribute more dominantly than HOG texture features in distinguishing patchouli leaf conditions within the evaluated dataset. Therefore, the HSV+HOG combination provides good classification performance but does not demonstrate improved performance over the HSV-only configuration.

Keywords: patchouli leaf; feature extraction; HSV histogram; HOG; Random Forest.

***Corresponding Author:**
Resmayanti, Universitas Sulawesi Barat, Indonesia
Email: resmayanti2025@gmail.com

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

1. PENDAHULUAN

Tanaman nilam (*Pogostemon cablin Benth.*) merupakan komoditas penghasil minyak atsiri bernilai strategis dan menjadi salah satu produk unggulan Indonesia. Minyak nilam (*patchouli oil*) diperoleh melalui proses destilasi bagian tanaman, terutama daun dan batang, serta memiliki nilai ekonomi tinggi karena banyak dimanfaatkan dalam industri parfum, kosmetik, dan kimia [1], [2], [3], [4]. Namun, produktivitas tanaman nilam terhambat oleh berbagai penyakit daun, seperti budok, bercak daun (*Cercospora*), mosaik, dan serangan nematoda yang menyebabkan perubahan warna serta kerusakan fisik pada daun [2], [5].

Secara visual, gejala penyakit pada daun nilam ditandai oleh variasi bentuk, warna, dan tekstur. Penyakit budok ditandai dengan pertumbuhan terhambat, daun menggulung, tonjolan pada daun dan batang, serta warna ranting cokelat kehitaman. Penyakit bercak daun (*Cercospora*) ditandai dengan bercak bulat berdiameter lebih dari 0,5 cm dengan tepi gelap dan bagian tengah cokelat pucat yang dapat berkembang hingga daun menguning dan gugur [6], [7], [8]. Penyakit mosaik dicirikan oleh pola warna hijau tua dan hijau muda yang tidak merata pada permukaan daun akibat infeksi virus [9], [10]. Sementara itu, serangan nematoda mengakibatkan daun berwarna kuning kemerahan akibat kerusakan dan pembusukan pada sistem perakaran [5]. Kemiripan karakteristik visual antarpenyakit tersebut sering kali menyulitkan petani dalam mengidentifikasi jenis penyakit secara langsung dan akurat.

Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis pengolahan citra digital dan *machine learning* untuk membantu identifikasi penyakit secara otomatis, cepat, dan objektif. Fitur warna *Histogram* HSV (*Hue, Saturation, Value*) efektif merepresentasikan perubahan distribusi warna akibat infeksi. Sementara itu, *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) mengekstraksi karakteristik tekstur dan struktur permukaan daun berdasarkan distribusi arah gradien. Kombinasi fitur warna HSV dan tekstur HOG terbukti saling melengkapi; HSV menangkap perubahan spektrum warna, sedangkan HOG menangkap detail tekstur yang tidak terlihat dari informasi warna saja.

Penelitian-penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas penggabungan fitur warna dan tekstur menggunakan berbagai algoritma pembelajaran mesin. Sanusi dkk. (2019) mengombinasikan ruang warna RGB dan HSV untuk klasifikasi citra daun dengan akurasi 90,08% [11]. Khultsum dan Subekti (2021) menggabungkan fitur warna, *Hu Moment*, dan *Haralick* menggunakan *Random Forest* untuk deteksi penyakit daun tomat dan mencapai akurasi 96% [12].Sudiadi dan Meiriyama (2023) menerapkan HOG dengan *Random Forest* pada klasifikasi daun herbal dengan akurasi 85,33% [13]. Selain itu, Santoso dan Hartati (2022) mengombinasikan HSV dan *Local Binary Pattern* (LBP) dengan *Random Forest* pada klasifikasi kondisi buah segar dan busuk dengan akurasi 95,92% [14].

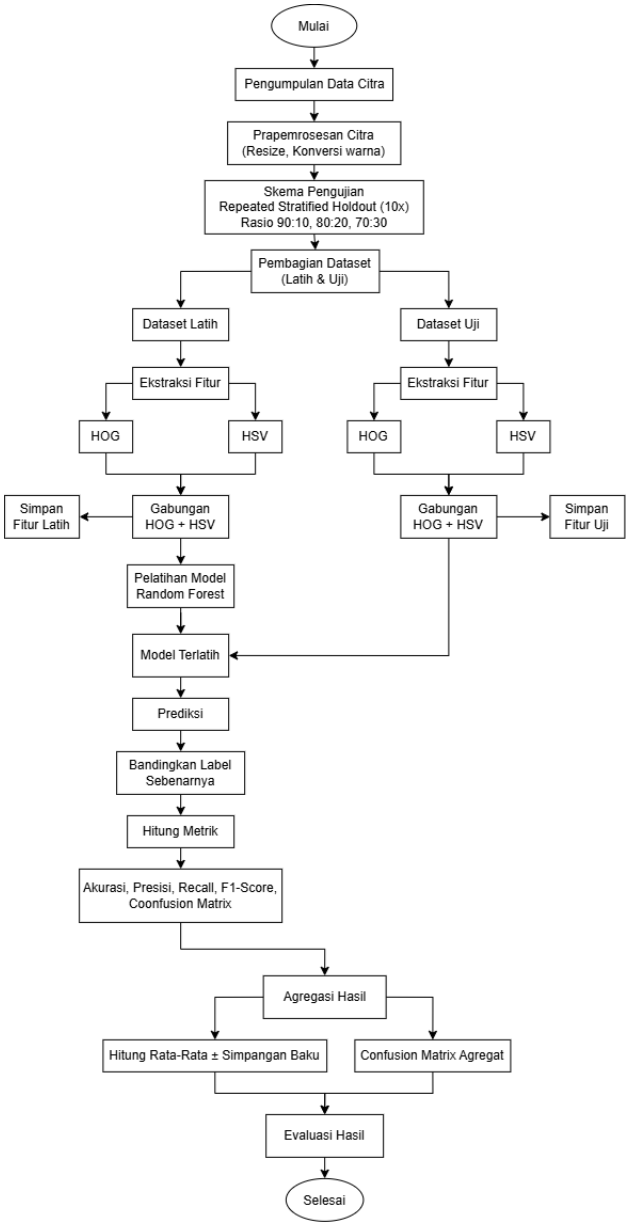
Meskipun berbagai kombinasi fitur warna dan tekstur telah diterapkan pada objek yang berbeda, pengujian secara khusus mengenai kombinasi *Histogram* HSV dan HOG menggunakan algoritma *Random Forest* untuk klasifikasi penyakit daun nilam belum pernah dibahas dalam penelitian-penelitian sebelumnya. Penelitian ini mengisi celah (research gap) tersebut dengan mengembangkan model klasifikasi lima kondisi daun nilam (budok, cercospora, mosaik, nematoda, dan daun sehat) menggunakan fitur warna Histogram HSV dan fitur tekstur HOG. Kedua fitur tersebut diuji secara terpisah maupun dalam konfigurasi gabungan untuk mengetahui kontribusi masing-masing terhadap kinerja klasifikasi. Untuk menganalisis kontribusi masing-masing fitur secara komprehensif, dilakukan *ablation study* dengan membandingkan tiga konfigurasi: HSV-only + *Random Forest*, HOG-only + *Random Forest*, dan HSV+HOG + *Random Forest*. Ketiga konfigurasi diuji menggunakan skema *repeated stratified holdout* (10 pengulangan) pada rasio pembagian data 90:10, 80:20, dan 70:30. Evaluasi dilakukan berdasarkan metrik akurasi, *precision*, *recall*, *macro F1-score*, dan *confusion matrix* yang dilaporkan dalam bentuk nilai rerata dan simpangan baku untuk mengukur tingkat performa dan konsistensi model.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan sistematis, meliputi pengumpulan data citra, prapemrosesan, pembagian dataset, ekstraksi fitur warna dan tekstur, pelatihan model *Random Forest,* serta evaluasi dan agregasi hasil. Alur tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701



Gambar 1. Langkah-Langkah dalam Penelitian

Berdasarkan Gambar 1, penelitian diawali dengan pengumpulan data citra daun nilam, kemudian dilakukan prapemrosesan melalui penyeragaman ukuran dan konversi warna. Selanjutnya, pengujian menggunakan metode repeated stratified holdout sebanyak 10 kali dengan tiga skenario rasio pembagian data, yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30. Data dibagi menjadi dataset latih dan dataset uji, kemudian masing-masing diekstraksi menggunakan metode HOG dan HSV. Hasil ekstraksi kedua fitur digabungkan untuk membentuk fitur gabungan HOG dan HSV, yang selanjutnya digunakan untuk melatih model Random Forest dan melakukan prediksi terhadap data uji. Hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix. Seluruh hasil pengujian kemudian diagregasi untuk memperoleh nilai rata-rata dan simpangan baku serta confusion matrix agregat sebagai dasar evaluasi kinerja model.

2.1. Pengumpulan Data Citra

Dataset penelitian diperoleh dari hasil akuisisi citra daun nilam menggunakan kamera *smartphone* Oppo A54 beresolusi 13 MP *(wide)* dengan jarak pemotretan 15 cm dari objek. Seluruh citra diambil

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

menggunakan latar belakang putih untuk meningkatkan kontras antara objek daun dan latar belakang, sedangkan pencahayaan tambahan berasal dari lampu LED 5 Watt yang ditempatkan pada jarak 15–25 cm dari objek agar intensitas pencahayaan terdistribusi secara merata.

Dataset terdiri atas lima kelas citra daun nilam, yaitu Budok, *Cercospora*, Nematoda, Mosaik, dan Daun Sehat, dengan jumlah masing-masing kelas sebanyak 50 citra sehingga total *dataset* berjumlah 250 citra. Sampel daun nilam diperoleh secara langsung dari beberapa pohon nilam di Lingkungan Petakeang, Kelurahan Galung, Kecamatan Tapalang, Kabupaten Mamuju, pada September 2025. Setiap daun difoto satu kali sehingga satu daun merepresentasikan satu sampel citra. Penetapan label dilakukan oleh peneliti berdasarkan pengamatan terhadap gejala visual pada permukaan daun dengan mengacu pada karakteristik masing-masing penyakit yang diperoleh dari literatur pendukung setiap citra dikelompokkan ke dalam lima kelas berdasarkan kesesuaian gejala yang diamati. Penetapan label kelas penyakit dilakukan berdasarkan pengamatan gejala visual pada permukaan daun dengan mengacu pada kriteria literatur fitopatologi tanaman nilam [6], [7], [8], [9], [10]. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan karena pelabelan belum divalidasi melalui pengujian laboratorium (*in-lab testing*) atau konfirmasi langsung dari pakar fitopatologi tanaman. Oleh karena itu, hasil klasifikasi dalam penelitian ini merepresentasikan pengenalan pola visual berdasarkan anotasi literatur, sehingga membuka ruang bagi penelitian lanjutan untuk verifikasi berbasis uji klinis/laboratorium.

2.2. Prapemrosesan Citra

Tahap prapemrosesan dilakukan untuk menyiapkan citra sebelum proses ekstraksi fitur. Citra hasil akuisisi dibaca dan dikonversi ke format RGB sebagai representasi warna awal. Selanjutnya, ukuran seluruh citra diseragamkan menjadi 128 × 128 piksel menggunakan fungsi *resize*. Citra hasil prapemrosesan tersebut kemudian digunakan sebagai masukan untuk proses ekstraksi fitur warna HSV dan tekstur HOG. Pada ekstraksi fitur HOG, citra RGB dikonversi terlebih dahulu menjadi citra *grayscale*, sedangkan pada ekstraksi fitur HSV, citra RGB dikonversi ke ruang warna HSV untuk memperoleh informasi distribusi warna daun.

2.3. Skema Pengujian dan Pembagian Dataset

Pembagian dataset dilakukan pada tingkat citra karena setiap daun hanya direpresentasikan oleh satu citra. Namun, identitas pohon asal setiap citra tidak dicatat sehingga pembagian data belum dapat memastikan bahwa data latih dan data uji berasal dari pohon yang berbeda (*plant-independent split*). Hal ini berpotensi memengaruhi tingkat generalisasi model pada individu tanaman baru. Untuk memitigasi variasi pembagian data dan mengukur kestabilan internal model secara rigor, penelitian ini menerapkan skema *Repeated Stratified Holdout* sebanyak 10 kali pengulangan pada setiap rasio, sehingga performa yang dilaporkan mencerminkan konsistensi di berbagai skenario pembagian sampel.

2.4. Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur bertujuan mengubah informasi citra menjadi representasi numerik dalam bentuk vektor fitur. Proses ekstraksi fitur dilakukan secara terpisah pada data latih dan data uji menggunakan dua metode:

1) Ekstraksi Fitur Tekstur HOG

Metode HOG mengekstraksi karakteristik tekstur dan struktur permukaan daun berdasarkan distribusi arah gradien intensitas lokal. Ekstraksi HOG diterapkan pada citra *grayscale* berukuran 128 × 128 piksel. Konfigurasi parameter HOG yang digunakan meliputi 9 orientasi gradien, ukuran sel *(pixels per cell)* 8 × 8 piksel, ukuran blok *(cells per block)* 2 × 2 sel, serta normalisasi blok menggunakan L2-Hys. Konfigurasi ini menghasilkan 8.100 fitur HOG untuk setiap citra [15].

Perhitungan gradien intensitas citra pada arah horizontal Gx dan vertikal Gy dilakukan untuk memperoleh magnitudo gradien $M(x,y)$ dan orientasi gradien $\theta(x,y)$, yang dirumuskan pada Persamaan (1) dan Persamaan (2).

$$M(x,y) = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2} \quad (1)$$

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

$$\theta(x,y) = arctan\left(\frac{G_x(x,y)}{G_y(x,y)}\right) \quad (2)$$

Pada Persamaan (1), *M(x,y)* menyatakan besarnya nilai magnitudo gradien pada koordinat piksel *(x,y)*, sedangkan *Gx(x,y)* dan *Gy(x,y)* masing-masing merupakan turunan pertama intensitas piksel terhadap sumbu horizontal dan vertikal. Pada Persamaan (2), *θ(x,y)* menyatakan sudut orientasi gradien dalam satuan derajat yang digunakan untuk menentukan *bin* pada histogram orientasi gradien.

2) Ekstraksi Fitur Warna HSV

Ekstraksi fitur warna dilakukan menggunakan ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*). Citra RGB dikonversi ke ruang warna HSV, kemudian histogram warna dihitung menggunakan fungsi cv2.calcHist dengan pembagian bin sebanyak 8×8×8 pada masing-masing kanal. Rentang nilai yang digunakan adalah 0–180 untuk kanal Hue (H) serta 0–256 untuk kanal Saturation (S) dan Value (V). Histogram yang dihasilkan selanjutnya dinormalisasi menggunakan metode Min-Max ke rentang 0 hingga 1 untuk menyamakan skala nilai fitur. Setelah normalisasi, histogram diratakan (*flatten*) menjadi vektor fitur dengan 512 elemen yang merepresentasikan karakteristik warna citra daun nilam. Vektor fitur tersebut kemudian digunakan dalam proses klasifikasi menggunakan Random Forest.

3) Penggabungan dan Penyimpanan Fitur

Setelah ekstraksi fitur HSV dan HOG selesai, kedua vektor fitur digabungkan secara horizontal *(concatenation)*. Penggabungan ini menghasilkan vektor fitur berdimensi 8.612 (512 fitur HSV + 8.100 fitur HOG) yang memuat informasi warna dan tekstur secara bersamaan. Vektor fitur hasil penggabungan disimpan secara terpisah sebagai berkas fitur latih dan fitur uji untuk dijadikan masukan pada model klasifikasi.

2.5. Pelatihan Model dan Prediksi

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma *Random Forest*, yaitu metode *ensemble learning* berbasis *decision tree* yang menggabungkan hasil prediksi dari banyak pohon keputusan melalui mekanisme *majority voting*.

Model dilatih menggunakan vektor fitur latih dan label kelasnya. Sebelum pelatihan, label kelas dikonversi ke bentuk numerik menggunakan *LabelEncoder*. Model *Random Forest* dibangun dengan menggunakan 100 decision tree (*n_estimators = 100*) dan parameter *random_state = 42* untuk menjaga konsistensi pembentukan model, sedangkan parameter lainnya menggunakan konfigurasi standar bawaan pustaka *Scikit-learn*. Setelah model terlatih terbentuk, model digunakan untuk memprediksi label kelas penyakit pada data uji.

2.6. Evaluasi dan Hasil Agregasi

Hasil prediksi model dibandingkan dengan label kelas yang ditetapkan pada dataset pada data uji. Performa model diukur pada setiap pengulangan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *macro F1-score*, serta *confusion matrix*. Perhitungan metrik akurasi dirumuskan pada Persamaan (3).

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}100\% \quad (3)$$

Pada Persamaan (3), TP *(True Positive)* merupakan jumlah sampel positif yang diprediksi dengan benar, TN *(True Negative)* adalah jumlah sampel negatif yang diprediksi dengan benar, FP *(False Positive)* menyatakan sampel negatif yang salah diprediksi sebagai positif, dan FN *(False Negative)* menyatakan sampel positif yang salah diprediksi sebagai negatif.

Karena pengujian dilakukan sebanyak 10 kali pengulangan pada setiap rasio pembagian data (90:10, 80:20, dan 70:30), dilakukan tahap agregasi hasil yang meliputi:

1) Perhitungan nilai rata-rata dan simpangan baku *Mean* ± *Standard Deviation* dari metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *macro F1-score* untuk mengukur performa rata-rata dan variasi konsistensi model.
2) Penggabungan *confusion matrix* dari seluruh 10 pengulangan menjadi *confusion matrix* agregat untuk menganalisis pola kesalahan prediksi dan interaksi tertukarnya kelas penyakit daun nilam.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

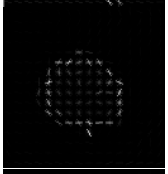
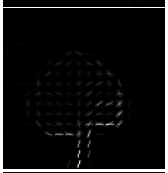
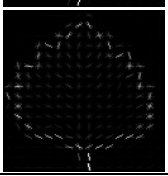
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur dilakukan sebagai proses awal untuk memperoleh representasi numerik dari setiap citra daun nilam sebelum dilakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma *Random Forest*. Pada penelitian ini, ekstraksi fitur memanfaatkan kombinasi HOG dan histogram HSV. Kombinasi kedua metode tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan dua karakteristik penting pada citra daun, yaitu tekstur dan warna, sehingga informasi yang diperoleh menjadi lebih lengkap dibandingkan bila hanya menggunakan satu jenis fitur.

Ekstraksi fitur HOG menghasilkan representasi tekstur berdasarkan distribusi arah gradien pada citra *grayscale*. Proses ini menonjolkan perubahan intensitas piksel yang umumnya muncul pada kontur daun, tulang daun, maupun area yang mengalami perubahan struktur akibat gejala penyakit. Sementara itu, histogram HSV digunakan untuk merepresentasikan distribusi warna daun pada ruang warna *Hue*, *Saturation*, dan *Value* sehingga perubahan warna akibat infeksi penyakit dapat direpresentasikan secara lebih baik. Seluruh fitur yang dihasilkan kemudian digabungkan menjadi satu vektor fitur yang digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi. Hasil visualisasi ekstraksi fitur HOG pada lima kelas daun nilam ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan gambar citra asli dan hasil visualisasi *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) pada setiap kelas daun nilam.

Kelas	Citra Asli	Visualisasi HOG
Budok		
Cercospora		
Mozaik		
Nematoda		
Daun Sehat		

Sumber: Data penelitian dan hasil visualisasi HOG.

Tabel 1 menyajikan perbandingan visual antara citra asli daun nilam dari masing-masing kelas dengan hasil ekstraksi fitur HOG. Berdasarkan visualisasi tersebut, terlihat bahwa respons gradien HOG mampu menangkap kontur, tepi, serta struktur tulang daun pada setiap kelas. Pada kelas Budok dan *Cercospora*, distribusi gradien tampak lebih kompleks akibat adanya perubahan tekstur dan

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

permukaan daun yang terinfeksi. Sebaliknya, pada kelas Daun Sehat, pola gradien tampak lebih teratur dan homogen mengikuti struktur anatomi daun normal.

Citra yang ditampilkan pada Tabel 1 dipilih masing-masing satu citra dari setiap kelas berdasarkan urutan data pada *dataset*, tanpa mempertimbangkan hasil klasifikasi maupun tingkat keberhasilan prediksi. Kriteria tersebut digunakan untuk mengurangi bias pemilihan contoh visual dan menjaga transparansi dalam penyajian contoh citra.

Visualisasi HOG digunakan sebagai verifikasi kualitatif terhadap proses ekstraksi fitur untuk melihat apakah pola gradien dan struktur lokal pada citra daun tetap terrepresentasikan setelah proses ekstraksi. Visualisasi menunjukkan respons gradien terutama pada bagian tepi, kontur, tulang daun, serta perubahan lokal pada permukaan daun. Dengan demikian, visualisasi HOG menunjukkan bahwa proses ekstraksi mampu mempertahankan informasi struktur dan pola lokal dari citra. Namun, visualisasi tersebut tidak digunakan sebagai bukti kemampuan HOG dalam membedakan antar kelas penyakit, karena kemampuan diskriminatif fitur terhadap masing-masing kelas ditentukan berdasarkan hasil klasifikasi dan eksperimen perbandingan fitur pada tahap pengujian.

Pada kelas Budok, visualisasi HOG menampilkan distribusi gradien yang mengikuti kontur daun dengan respon yang lebih menonjol pada beberapa area permukaan daun yang mengalami perubahan tekstur. Pola tersebut menunjukkan bahwa HOG mampu menangkap karakteristik tekstur yang muncul akibat perubahan struktur jaringan daun. Pada kelas *Cercospora*, gradien tampak lebih menyebar pada permukaan daun karena adanya penyakit yang tersebar di beberapa bagian daun. Kondisi tersebut menghasilkan pola tekstur yang lebih kompleks dibandingkan daun sehat sehingga memberikan karakteristik yang berbeda pada proses ekstraksi fitur.

Berbeda dengan kedua kelas tersebut, visualisasi HOG pada kelas Daun Sehat menunjukkan pola gradien yang relatif lebih teratur dan mengikuti struktur tulang daun serta kontur daun. Hal ini mengindikasikan bahwa permukaan daun masih memiliki tekstur yang homogen tanpa adanya gangguan struktur akibat penyakit. Sementara itu, pada kelas Nematoda, pola gradien masih mengikuti bentuk utama daun, namun respon gradien pada permukaan daun tidak sebanyak kelas Budok maupun *Cercospora* karena gejala penyakit pada kelas ini lebih didominasi oleh perubahan warna dibandingkan perubahan tekstur. Sedangkan pada kelas Mozaik, visualisasi HOG menunjukkan distribusi gradien yang tetap mengikuti struktur daun, namun terdapat variasi gradien pada beberapa bagian permukaan daun yang mengalami pola mosaik sehingga menghasilkan karakteristik tekstur yang berbeda dari kelas lainnya.

Selain informasi tekstur yang diperoleh melalui HOG, histogram HSV memberikan representasi distribusi warna pada setiap citra daun. Fitur ini berperan penting karena beberapa penyakit daun nilam menunjukkan gejala berupa perubahan warna, seperti munculnya kecokelatan, kegelapan, maupun perubahan intensitas warna hijau pada permukaan daun. Informasi warna tersebut tidak dapat direpresentasikan secara lebih langsung oleh HOG, sehingga penggunaan histogram HSV melengkapi informasi tekstur yang telah diperoleh sebelumnya. Dengan demikian, kombinasi kedua metode menghasilkan representasi fitur yang lebih komprehensif untuk membedakan karakteristik masing-masing kelas daun nilam.

Secara keseluruhan, hasil ekstraksi fitur menunjukkan bahwa kombinasi histogram HSV dan HOG mampu merepresentasikan karakteristik warna dan tekstur daun secara saling melengkapi. Representasi fitur yang dihasilkan selanjutnya digunakan sebagai masukan pada proses pelatihan dan pengujian algoritma *Random Forest*.

3.2. Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan algoritma *Random Forest* dalam mengklasifikasikan lima kondisi daun nilam, yaitu Budok, *Cercospora*, Daun Sehat, Nematoda, dan Mozaik, berdasarkan kombinasi fitur histogram HSV dan HOG. Evaluasi dilakukan menggunakan tiga skenario pembagian data, yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30, untuk mengetahui performa model pada proporsi data latih dan data uji yang berbeda.

Kinerja model diukur menggunakan nilai akurasi yang diperoleh dari proses pengujian pada masing-masing skenario pembagian data. Pengujian dilakukan menggunakan metode *repeated stratified*

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

holdout sebanyak 10 pengulangan pada setiap skenario. Hasil pengujian akurasi model *Random Forest* ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil pengujian akurasi model *Random Forest* dengan *repeated stratified holdout*

Rasio Pembagian Data	Rata-rata Akurasi (%)	Simpangan Baku (%)
90:10	92,00	4,22
80:20	91,80	2,74
70:30	91,87	2,98

Tabel 2 menyajikan rangkuman nilai rata-rata akurasi, simpangan baku (*standard deviation*), dan rentang interval kepercayaan 95% (95% *Confidence Interval* / CI) dari model Random Forest pada tiga rasio pembagian data yang diuji. Berdasarkan hasil pengujian, rasio 90:10 menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 92,00% ± 4,22% dengan 95% CI [88,98%; 95,02%], rasio 80:20 sebesar 91,80% ± 2,74% dengan 95% CI [89,84%; 93,76%], dan rasio 70:30 sebesar 91,87% ± 2,98% dengan 95% CI [89,74%; 94,00%]. Interval kepercayaan tersebut dihitung berdasarkan sepuluh kali pengulangan pengujian menggunakan distribusi *t* dengan derajat kebebasan 9. Rentang interval kepercayaan pada ketiga skenario saling tumpang-tindih (*overlapping*), sehingga belum terlihat adanya perbedaan rata-rata akurasi yang jelas berdasarkan estimasi interval tersebut. Meskipun demikian, tumpang-tindih interval kepercayaan tidak dapat dijadikan satu-satunya dasar untuk menyimpulkan signifikansi statistik perbedaan antarskenario. Nilai simpangan baku terendah pada rasio 80:20, yaitu 2,74%, menunjukkan bahwa hasil akurasi pada skenario tersebut memiliki variasi paling kecil antar-pengulangan. Secara keseluruhan, hasil *repeated stratified holdout* menunjukkan bahwa model Random Forest dengan kombinasi fitur Histogram HSV dan HOG menghasilkan rata-rata akurasi yang relatif serupa pada ketiga skenario pembagian data yang diuji.

3.3. *Ablation Study* (Analisis Kontribusi Fitur)

Untuk menganalisis kontribusi masing-masing metode ekstraksi fitur, yaitu *Hue Saturation Value* (HSV) dan *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), dilakukan *ablation study*. Pengujian ini membandingkan performa model Random Forest yang menggunakan fitur tunggal (*HOG-only* dan *HSV-only*) dengan model yang menggunakan kombinasi kedua fitur (*HSV+HOG*). Setiap konfigurasi diuji menggunakan tiga rasio pembagian dataset, yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30, dengan 10 kali pengulangan (*repeat*) pada setiap rasio. Hasil pengujian disajikan dalam bentuk rata-rata dan standar deviasi (*mean* ± *SD*) pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Ablation Study* Pengujian Fitur Tunggal vs Kombinasi Fitur (Mean ± SD)

Rasio Pembagian Data	Konfigurasi Fitur	Akurasi (%)	Precision (%)	Recall (%)	Macro F1-Score (%)
90:10	HOG-only	82,40 ± 7,11	86,27 ± 4,54	82,40 ± 7,11	81,84 ± 7,56
	HSV+HOG	92,00 ± 4,22	93,93 ± 2,68	92,00 ± 4,22	91,26 ± 5,21
	HSV-only	93,60 ± 7,11	94,27 ± 6,57	93,60 ± 7,11	93,60 ± 7,02
80:20	HOG-only	82,20 ± 6,76	84,26 ± 6,74	82,20 ± 6,76	81,62 ± 7,32
	HSV+HOG	91,80 ± 2,74	92,71 ± 2,80	91,80 ± 2,74	91,48 ± 2,95
	HSV-only	93,80 ± 3,71	94,48 ± 3,37	93,80 ± 3,71	93,84 ± 3,69
70:30	HOG-only	81,87 ± 6,10	83,42 ± 6,19	81,87 ± 6,10	81,40 ± 6,56
	HSV+HOG	91,87 ± 2,98	92,52 ± 2,87	91,87 ± 2,98	91,67 ± 3,10
	HSV-only	92,93 ± 2,27	93,48 ± 2,21	92,93 ± 2,27	92,96 ± 2,25

Berdasarkan Tabel 3, konfigurasi *HSV-only* menghasilkan performa tertinggi dibandingkan konfigurasi lainnya pada seluruh rasio pembagian data, baik berdasarkan akurasi maupun *Macro F1-*

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

Score. Akurasi tertinggi diperoleh pada rasio 80:20, yaitu sebesar 93,80% ± 3,71%, dengan nilai *Macro F1-Score* sebesar 93,84% ± 3,69%. Pada rasio 90:10, konfigurasi ini memperoleh akurasi sebesar 93,60% ± 7,11% dan *Macro F1-Score* sebesar 93,60% ± 7,02%. Sementara itu, pada rasio 70:30, akurasi yang diperoleh sebesar 92,93% ± 2,27% dengan *Macro F1-Score* sebesar 92,96% ± 2,25%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa fitur warna HSV memberikan kontribusi yang lebih besar terhadap performa klasifikasi pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Sebaliknya, konfigurasi *HOG-only* menghasilkan performa terendah pada seluruh skenario, dengan rata-rata akurasi berkisar antara 81,87% hingga 82,40%. Nilai *Macro F1-Score* pada konfigurasi ini juga berada pada kisaran 81,40% hingga 81,84%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggunaan fitur HOG secara tunggal belum cukup optimal untuk membedakan kelima kelas penyakit daun nilam pada dataset penelitian.

Adapun konfigurasi gabungan *HSV+HOG* menghasilkan akurasi sebesar 92,00% ± 4,22% pada rasio 90:10, 91,80% ± 2,74% pada rasio 80:20, dan 91,87% ± 2,98% pada rasio 70:30. Meskipun performanya lebih tinggi dibandingkan konfigurasi *HOG-only*, hasil tersebut masih berada di bawah konfigurasi *HSV-only* pada ketiga rasio pembagian data. Pola yang sama juga terlihat pada nilai *Macro F1-Score*, yaitu masing-masing sebesar 91,26% ± 5,21%, 91,48% ± 2,95%, dan 91,67% ± 3,10% untuk rasio 90:10, 80:20, dan 70:30.

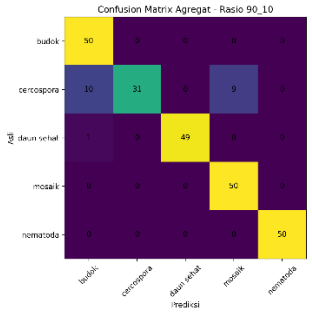
Secara keseluruhan, hasil *ablation study* menunjukkan bahwa penambahan fitur HOG pada fitur HSV belum menghasilkan peningkatan performa klasifikasi dalam konfigurasi pengujian yang digunakan. Dengan demikian, fitur HSV merupakan konfigurasi yang memberikan hasil terbaik pada dataset penelitian ini, sedangkan penggunaan HOG secara tunggal menghasilkan performa terendah. Temuan ini menunjukkan bahwa informasi warna memiliki peranan lebih dominan dibandingkan informasi tekstur yang direpresentasikan oleh HOG dalam proses klasifikasi penyakit daun nilam pada penelitian ini.

3.4. Evaluasi Model

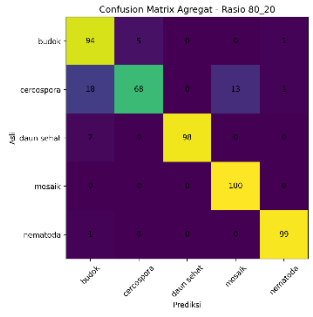
1) Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi ketepatan prediksi model pada setiap kelas penyakit dengan membandingkan label aktual dan label hasil klasifikasi. Hasil matriks konfusi agregat dari 10 kali pengulangan pada rasio pembagian data 90:10, 80:20, dan 70:30 masing-masing ditampilkan pada Gambar 2, Gambar 3, dan Gambar 4.

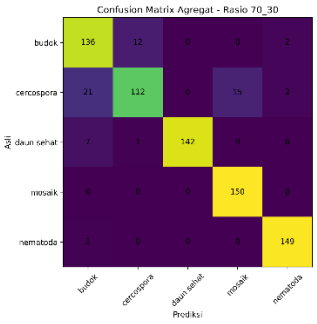
Secara umum, ketiga matriks konfusi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama, yang menandakan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra sesuai dengan kelas sebenarnya. Kelas Mozaik menunjukkan hasil klasifikasi sempurna pada ketiga skenario. Kelas Nematoda juga memiliki tingkat keberhasilan klasifikasi yang sangat tinggi, sedangkan kelas Daun Sehat menunjukkan sedikit kesalahan prediksi pada rasio 90:10 dan 70:30. Sebaliknya, kesalahan klasifikasi lebih banyak ditemukan pada kelas Budok dan Cercospora.



Gambar 2. Confusion Matrix Agregat – Rasio 90_10



Gambar 3. Confusion Matrix Agregat – Rasio 80_20



Gambar 4. Confusion Matrix Agregat – Rasio 70_30

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

Berdasarkan analisis kesalahan (*error analysis*), pola misklasifikasi yang paling menonjol terjadi pada kelas Cercospora. Sebagian citra Cercospora diprediksi sebagai Budok dan Mozaik. Selain itu, terdapat pula beberapa citra Budok yang diprediksi sebagai Cercospora. Pola tersebut menunjukkan bahwa karakteristik visual pada sebagian sampel kedua kelas penyakit tersebut memiliki kemiripan yang dapat menyulitkan proses klasifikasi. Kemiripan distribusi warna dan pola tekstur pada citra diduga menjadi salah satu faktor yang memengaruhi kesalahan prediksi, meskipun kontribusi masing-masing karakteristik tersebut belum diuji secara terpisah.

Berdasarkan evaluasi per kelas, Cercospora secara konsisten memperoleh nilai *recall* paling rendah pada ketiga skenario pengujian, yaitu 0,620 pada rasio 90:10, 0,680 pada rasio 80:20, dan 0,747 pada rasio 70:30. Nilai tersebut menunjukkan bahwa masih terdapat sampel Cercospora yang belum berhasil dikenali dengan tepat oleh model. Untuk memperlihatkan pola kesalahan tersebut secara lebih terperinci, jumlah dan persentase sampel yang tertukar antara kelas Cercospora, Budok, dan Mozaik dirangkum dalam Tabel 4. Tabel tersebut juga menampilkan hasil prediksi terhadap kelas Daun Sehat dan Nematoda sebagai pembanding.

Tabel 4. Ketertukaran Prediksi Agregat (Confusion Matrix Cross-Tabulation)

Skenario Rasio	Kelas Asli	Terprediksi Cercospora	Terprediksi Budok	Terprediksi Sehat	Terprediksi Mozaik	Terprediksi Nematoda	Total Sampel Uji
90:10	Cercospora	31 (62,00%)	10 (20,00%)	0 (0,00%)	9 (18,00%)	0 (0,00%)	50
	Budok	0 (0,00%)	50 (100,00%)	0 (0,00%)	0 (0,00%)	0 (0,00%)	50
80:20	Cercospora	68 (68,00%)	18 (18,00%)	0 (0,00%)	13 (13,00%)	1 (1,00%)	100
	Budok	5 (5,00%)	94 (94,00%)	0 (0,00%)	0 (0,00%)	1 (1,00%)	100
70:30	Cercospora	112 (74,67%)	21 (14,00%)	0 (0,00%)	15 (10,00%)	2 (1,33%)	150
	Budok	12 (8,00%)	136 (90,67%)	0 (0,00%)	0 (0,00%)	2 (1,33%)	150

Berdasarkan Tabel 4, pada rasio 90:10 terdapat 10 sampel Cercospora yang salah diklasifikasikan sebagai Budok dan 9 sampel sebagai Mozaik. Pada rasio 80:20, jumlah kesalahan prediksi Cercospora sebagai Budok mencapai 18 sampel, sedangkan 13 sampel lainnya diprediksi sebagai Mozaik. Pada rasio 70:30, sebanyak 21 sampel Cercospora diprediksi sebagai Budok dan 15 sampel sebagai Mozaik. Dengan demikian, persentase misklasifikasi Cercospora menjadi Budok berada pada rentang 14,00%–20,00%, sedangkan misklasifikasi menjadi Mozaik berada pada rentang 10,00%–18,00%.

Kesalahan prediksi juga ditemukan pada kelas Budok. Pada rasio 90:10, seluruh sampel Budok berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun, pada rasio 80:20 terdapat 5 sampel Budok yang diprediksi sebagai Cercospora dan 1 sampel sebagai Nematoda. Pada rasio 70:30, sebanyak 12 sampel Budok diprediksi sebagai Cercospora dan 2 sampel sebagai Nematoda. Pola ini memperlihatkan bahwa kesalahan klasifikasi tidak hanya terjadi pada Cercospora, tetapi juga pada Budok, terutama ketika kedua kelas memiliki karakteristik visual yang berdekatan.

Secara keseluruhan, hasil analisis *confusion matrix* menunjukkan bahwa model Random Forest mampu mengenali kelas Mozaik, Daun Sehat, dan Nematoda dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Meskipun demikian, kelas Cercospora dan Budok masih menunjukkan pola kesalahan prediksi yang perlu diperhatikan. Temuan ini menjadi dasar untuk mengevaluasi karakteristik fitur warna dan tekstur yang digunakan serta memahami keterbatasan model dalam membedakan kelas penyakit dengan kemiripan visual.

2) Precision, Recall, dan F1-Score

Selain *confusion matrix*, performa model juga dievaluasi menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk menilai kemampuan model dalam mengenali setiap kelas secara individual. Perhitungan metrik ini dilakukan pada masing-masing skenario pembagian data berdasarkan rata-rata dari 10 kali pengulangan *repeated stratified holdout*, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 5, Tabel 6, dan Tabel 7.

Tabel 5. Rata-rata *Precision, Recall,* dan *F1-Score* pada Rasio 90:10

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Budok	0,842	1,000	0,908
Cercospora	1,000	0,620	0,746

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

Daun Sehat	1,000	0,980	0,989
Mozaik	0,855	1,000	0,920
Nematoda	1,000	1,000	1,000
Macro avg	**0,939**	**0,920**	**0,913**

Keterangan: Nilai merupakan rata-rata dari 10 kali pengujian repeated stratified holdout.

Berdasarkan Tabel 5, kelas Nematoda memperoleh nilai sempurna sebesar 1,000 pada seluruh metrik. Kelas Daun Sehat juga menunjukkan performa tinggi dengan nilai *precision* sebesar 1,000, *recall* sebesar 0,980, dan *F1-score* sebesar 0,989. Kelas Budok dan Mozaik masing-masing memperoleh nilai *recall* sebesar 1,000, meskipun nilai *precision* keduanya lebih rendah. Sementara itu, kelas Cercospora memiliki nilai *recall* terendah, yaitu 0,620, meskipun nilai *precision*-nya mencapai 1,000. Hal ini menunjukkan bahwa seluruh prediksi yang diberikan model sebagai Cercospora merupakan prediksi yang benar, tetapi masih terdapat sejumlah citra Cercospora yang salah diklasifikasikan sebagai kelas lain. Secara keseluruhan, nilai *macro average* mencapai 0,939 untuk *precision*, 0,920 untuk *recall*, dan 0,913 untuk *F1-score*.

Tabel 6. Rata-rata *Precision, Recall,* dan *F1-Score* pada Rasio 80:20

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Budok	0,824	0,940	0,875
Cercospora	0,942	0,680	0,785
Daun Sehat	1,000	0,980	0,989
Mozaik	0,888	1,000	0,940
Nematoda	0,982	0,990	0,985
Macro avg	**0,927**	**0,918**	**0,915**

Keterangan: Nilai merupakan rata-rata dari 10 kali pengujian repeated stratified holdout.

Pada rasio pembagian data 80:20 (Tabel 6), kelas Daun Sehat memperoleh nilai *precision* sebesar 1,000, sedangkan kelas Mozaik memperoleh nilai *recall* sebesar 1,000. Kelas Nematoda juga menunjukkan performa yang tinggi dengan nilai *precision* sebesar 0,982, *recall* sebesar 0,990, dan *F1-score* sebesar 0,985. Sebaliknya, kelas Cercospora memiliki nilai *recall* terendah, yaitu 0,680, dengan nilai *precision* sebesar 0,942 dan *F1-score* sebesar 0,785. Secara keseluruhan, nilai *macro average* mencapai 0,927 untuk *precision*, 0,918 untuk *recall*, dan 0,915 untuk *F1-score*. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar kelas dengan baik, tetapi kemampuan mengidentifikasi kelas Cercospora masih lebih rendah dibandingkan kelas lainnya.

Tabel 7. Rata-rata *Precision, Recall,* dan *F1-Score* pada Rasio 70:30

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Budok	0,825	0,907	0,860
Cercospora	0,915	0,747	0,816
Daun Sehat	1,000	0,947	0,972
Mozaik	0,911	1,000	0,953
Nematoda	0,975	0,993	0,984
Macro avg	**0,925**	**0,919**	**0,917**

Keterangan: Nilai merupakan rata-rata dari 10 kali pengujian repeated stratified holdout.

Pada rasio pembagian data 70:30 (Tabel 7), kelas Daun Sehat memperoleh nilai *precision* tertinggi sebesar 1,000, sedangkan kelas Mozaik memperoleh nilai *recall* sebesar 1,000. Kelas Nematoda juga menunjukkan performa tinggi dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* masing-masing sebesar 0,975, 0,993, dan 0,984. Sementara itu, kelas Cercospora memiliki nilai *recall* terendah, yaitu 0,747, diikuti kelas Budok sebesar 0,907. Secara keseluruhan, nilai *macro average* mencapai 0,925 untuk *precision*, 0,919 untuk *recall*, dan 0,917 untuk *F1-score*. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun sebagian besar kelas dapat

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

dikenali dengan baik, model masih menghadapi kesulitan dalam mengidentifikasi beberapa citra Cercospora.

Berdasarkan ketiga skenario pembagian data, kelas Cercospora secara konsisten memperoleh nilai *recall* terendah, yaitu 0,620 pada rasio 90:10, 0,680 pada rasio 80:20, dan 0,747 pada rasio 70:30. Temuan ini sejalan dengan hasil *confusion matrix* yang menunjukkan bahwa sebagian citra Cercospora salah diklasifikasikan sebagai Budok dan Mozaik. Kondisi tersebut mengindikasikan adanya tantangan dalam membedakan karakteristik citra pada kelas-kelas tersebut. Namun, peningkatan nilai *recall* Cercospora pada rasio 80:20 dan 70:30 menunjukkan bahwa kemampuan pengenalan kelas tersebut berbeda pada setiap skenario pembagian data.

3.5. Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi fitur Histogram HSV dan HOG yang diklasifikasikan menggunakan algoritma Random Forest mampu memberikan performa klasifikasi yang baik pada lima kondisi daun nilam. Berdasarkan pengujian pada tiga skenario pembagian dataset, model HSV+HOG memperoleh rata-rata akurasi sebesar 92,00% ± 4,22% pada rasio 90:10, 91,80% ± 2,74% pada rasio 80:20, dan 91,87% ± 2,98% pada rasio 70:30. Perbedaan rata-rata akurasi antarskenario relatif kecil. Hasil tersebut menunjukkan bahwa performa model cenderung serupa pada ketiga skenario pembagian data, meskipun tingkat variasi hasil pengujian pada setiap skenario berbeda.

Penggunaan Histogram HSV memberikan informasi mengenai distribusi warna daun yang berkaitan dengan perubahan pigmen akibat serangan penyakit. Perubahan nilai hue, saturation, dan value pada daun yang terinfeksi menjadi salah satu karakteristik visual yang dapat membedakan setiap kelas penyakit. Di sisi lain, fitur HOG mengekstraksi karakteristik tekstur melalui distribusi arah gradien sehingga dapat menangkap pola permukaan daun, bentuk bercak, maupun perubahan struktur jaringan yang muncul akibat infeksi penyakit. Penggabungan kedua fitur tersebut menghasilkan representasi yang mencakup informasi warna dan tekstur daun. Namun, efektivitas penggabungan fitur terhadap kinerja klasifikasi tetap perlu ditinjau berdasarkan hasil pengujian masing-masing konfigurasi fitur.

Berdasarkan analisis *ablation study* pada Tabel 3, konfigurasi HSV-only menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi pada seluruh skenario pembagian dataset. Pada rasio 90:10, HSV-only memperoleh akurasi sebesar 93,60% ± 7,11%, sedangkan HSV+HOG memperoleh 92,00% ± 4,22% dan HOG-only sebesar 82,40% ± 7,11%. Pada rasio 80:20, HSV-only memperoleh akurasi sebesar 93,80% ± 3,71%, diikuti HSV+HOG sebesar 91,80% ± 2,74% dan HOG-only sebesar 82,20% ± 6,76%. Sementara itu, pada rasio 70:30, HSV-only menghasilkan akurasi sebesar 92,93% ± 2,27%, HSV+HOG sebesar 91,87% ± 2,98%, dan HOG-only sebesar 81,87% ± 6,10%. Pola yang sama juga terlihat pada nilai Macro F1, yaitu HSV-only memperoleh nilai tertinggi pada ketiga skenario, diikuti HSV+HOG dan HOG-only.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa informasi warna yang direpresentasikan melalui Histogram HSV memiliki peran lebih dominan dibandingkan fitur tekstur HOG dalam membedakan lima kelas kondisi daun nilam pada dataset yang digunakan. Fitur HOG-only menghasilkan performa lebih rendah, yang mengindikasikan bahwa informasi tekstur berdasarkan distribusi gradien saja belum cukup untuk membedakan seluruh karakteristik visual antarkelas. Sementara itu, penggabungan HSV dan HOG belum memberikan peningkatan kinerja dibandingkan penggunaan HSV secara tunggal. Dengan demikian, meskipun kombinasi HSV+HOG menyediakan informasi warna dan tekstur secara bersamaan, penambahan fitur HOG pada penelitian ini belum terbukti meningkatkan akurasi maupun Macro F1 dibandingkan HSV-only. Hasil ini menegaskan pentingnya mengevaluasi kontribusi setiap jenis fitur melalui *ablation study*, bukan hanya mengasumsikan bahwa penambahan fitur akan selalu meningkatkan performa klasifikasi.

Algoritma Random Forest dipilih karena memiliki kemampuan dalam mengolah data hasil ekstraksi fitur dengan membangun sejumlah pohon keputusan secara independen, kemudian menentukan hasil klasifikasi berdasarkan mekanisme voting. Dalam penelitian ini, Random Forest menggunakan 100 pohon keputusan dengan parameter *random state* 42. Penggunaan algoritma tersebut memungkinkan model mempelajari pola dari representasi fitur yang diberikan, baik pada konfigurasi HSV-only, HOG-

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

only, maupun HSV+HOG. Perbedaan hasil pada ketiga konfigurasi menunjukkan bahwa karakteristik fitur masukan turut memengaruhi kinerja klasifikasi yang dihasilkan.

Meskipun demikian, hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* dan metrik per kelas menunjukkan bahwa beberapa kesalahan klasifikasi masih terjadi, terutama pada kelas Cercospora dan Budok. Nilai *recall* kelas Cercospora pada model HSV+HOG merupakan yang terendah dibandingkan kelas lainnya, yaitu 0,620 pada rasio 90:10, 0,680 pada rasio 80:20, dan 0,747 pada rasio 70:30. Berdasarkan *confusion matrix* agregat, kesalahan klasifikasi Cercospora menjadi Budok tercatat sebanyak 10 sampel pada rasio 90:10, 18 sampel pada rasio 80:20, dan 21 sampel pada rasio 70:30. Selain itu, sebagian sampel Cercospora juga diprediksi sebagai Mozaik, masing-masing sebanyak 9, 13, dan 15 sampel pada ketiga skenario tersebut. Kesalahan klasifikasi dari Budok menjadi Cercospora juga ditemukan pada rasio 80:20 sebanyak 5 sampel dan rasio 70:30 sebanyak 12 sampel. Pola tersebut menunjukkan adanya kemiripan karakteristik visual pada sebagian sampel kedua kelas, sehingga model masih mengalami kesulitan dalam membedakannya secara konsisten. Berdasarkan pengamatan visual terhadap citra dan hasil visualisasi HOG, kemiripan pola bercak, kerutan, serta perubahan struktur permukaan daun diduga menjadi salah satu faktor yang berkaitan dengan terjadinya misklasifikasi. Sebaliknya, kelas Mozaik dan Nematoda menunjukkan hasil pengenalan yang sangat baik pada ketiga skenario, sedangkan kelas Daun Sehat juga memperoleh nilai *recall* yang tinggi.

Apabila dibandingkan dengan penelitian terdahulu, perbandingan performa perlu dilakukan secara proporsional dengan memperhatikan perbedaan karakteristik dataset, jumlah kelas, metode ekstraksi fitur, serta protokol evaluasi yang digunakan. Penelitian Sanusi dkk. yang menggunakan ruang warna RGB dan HSV memperoleh akurasi sebesar 90,08% pada klasifikasi daun umum [11], sedangkan konfigurasi HSV+HOG pada penelitian ini memperoleh rata-rata akurasi sebesar 92,00% ± 4,22% pada rasio 90:10 untuk klasifikasi lima kelas kondisi daun nilam. Selanjutnya, Sudiadi dan Meiriyama menerapkan HOG dengan Random Forest pada daun herbal dan memperoleh akurasi sebesar 85,33% [13], lebih rendah dibandingkan hasil konfigurasi HSV+HOG pada penelitian ini. Perbedaan tersebut memberikan gambaran bahwa penggunaan informasi warna bersama tekstur berpotensi membantu proses klasifikasi, meskipun hasil *ablation study* pada penelitian ini menunjukkan bahwa HSV-only justru memberikan kinerja lebih tinggi daripada HSV+HOG. Di sisi lain, Khultsum dan Subekti melaporkan akurasi sebesar 96% pada klasifikasi daun tomat menggunakan kombinasi fitur HSV, Hu Moment, Haralick, dan Random Forest [12]. Perbedaan hasil tersebut perlu mempertimbangkan variasi jenis tanaman, karakteristik citra, jumlah kelas, serta konfigurasi fitur yang digunakan. Oleh karena itu, hasil penelitian ini tidak dimaksudkan untuk menyatakan keunggulan mutlak terhadap penelitian terdahulu, melainkan menunjukkan hasil penerapan dan evaluasi beberapa konfigurasi fitur pada klasifikasi lima kondisi daun nilam.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur warna HSV memberikan kontribusi paling besar terhadap kinerja klasifikasi penyakit daun nilam pada dataset yang digunakan. Hal tersebut dibuktikan melalui hasil *ablation study*, ketika konfigurasi HSV-only secara konsisten menghasilkan nilai akurasi dan Macro F1 lebih tinggi dibandingkan HSV+HOG maupun HOG-only pada ketiga skenario pembagian dataset. Meskipun kombinasi HSV+HOG menghasilkan representasi fitur yang mencakup informasi warna dan tekstur, penggabungan tersebut belum memberikan peningkatan performa dibandingkan penggunaan HSV secara tunggal. Dengan demikian, pemilihan konfigurasi fitur perlu mempertimbangkan hasil evaluasi empiris, bukan hanya kelengkapan informasi yang direpresentasikan.

Pembagian dataset dilakukan pada tingkat citra karena setiap daun hanya direpresentasikan oleh satu citra. Namun, identitas pohon asal setiap citra tidak dicatat sehingga pembagian data belum dapat memastikan bahwa data latih dan data uji berasal dari pohon yang berbeda. Dengan demikian, evaluasi dilakukan berdasarkan variasi pembagian citra dalam dataset yang tersedia dan belum dapat digunakan untuk memastikan kemampuan generalisasi model terhadap daun dari pohon yang tidak pernah dijumpai selama pelatihan.

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan terdiri atas 250 citra dengan lima kelas kondisi daun sehingga variasi karakteristik daun yang dipelajari model masih terbatas. Selain itu, penetapan label kelas dilakukan oleh peneliti berdasarkan pengamatan gejala visual

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

pada permukaan daun dengan mengacu pada kriteria dari literatur pendukung, tanpa melalui verifikasi ahli fitopatologi maupun pengujian laboratorium. Kondisi tersebut menyebabkan kemungkinan ketidaktepatan dalam penentuan kelas masih perlu dipertimbangkan. Oleh karena itu, hasil klasifikasi dalam penelitian ini perlu dipahami sebagai pengenalan pola visual berdasarkan label yang digunakan, bukan sebagai diagnosis penyakit yang telah terkonfirmasi secara ilmiah. Proses pengambilan citra juga dilakukan menggunakan latar belakang putih dan pencahayaan yang terkontrol sehingga kemampuan generalisasi model pada kondisi lapangan (*real environment*) yang lebih bervariasi belum dapat dievaluasi. Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan melibatkan ahli untuk validasi sampel, menambah jumlah dataset, menggunakan variasi kondisi pencahayaan dan latar belakang yang lebih beragam, serta mengeksplorasi kombinasi metode ekstraksi fitur maupun algoritma klasifikasi lainnya untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Berdasarkan keseluruhan temuan tersebut, kebaruan (*novelty*) penelitian ini tidak diletakkan pada klaim superioritas mutlak kombinasi fitur, melainkan pada tiga aspek kontribusi. Pertama, penelitian ini menyajikan penerapan kerangka klasifikasi *machine learning* untuk lima kondisi spesifik daun nilam. Kedua, penelitian ini menyajikan *ablation study* yang secara kuantitatif membandingkan kontribusi fitur warna HSV, fitur tekstur HOG, dan kombinasi keduanya. Hasil pengujian menunjukkan bahwa fitur HSV-only memberikan kinerja terbaik pada seluruh skenario pembagian dataset, sehingga informasi warna menjadi representasi yang lebih dominan dalam membedakan kelas pada dataset ini. Ketiga, penelitian ini menyajikan analisis kesalahan klasifikasi, khususnya pada kelas Cercospora dan Budok, serta menguraikan keterbatasan pelabelan visual sebagai bahan pertimbangan bagi pengembangan sistem deteksi penyakit daun nilam berbasis citra digital pada penelitian selanjutnya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, ekstraksi fitur Histogram Hue, Saturation, Value (HSV) dan Histogram of Oriented Gradients (HOG) yang diklasifikasikan menggunakan algoritma Random Forest dapat digunakan untuk mengklasifikasikan lima kondisi daun nilam, yaitu Budok, Cercospora, Daun Sehat, Nematoda, dan Mozaik. Pengujian konfigurasi gabungan HSV+HOG menggunakan metode *repeated stratified holdout* sebanyak 10 pengulangan menghasilkan rata-rata akurasi sebesar 92,00% ± 4,22% pada rasio 90:10, 91,80% ± 2,74% pada rasio 80:20, dan 91,87% ± 2,98% pada rasio 70:30. Rasio 80:20 memiliki simpangan baku terendah, yaitu 2,74%, yang menunjukkan variasi hasil akurasi paling kecil antar-pengulangan pada skenario tersebut.

Hasil *ablation study* menunjukkan bahwa konfigurasi HSV-only menghasilkan performa terbaik dibandingkan HSV+HOG dan HOG-only pada seluruh skenario pembagian data. Akurasi tertinggi diperoleh pada rasio 80:20 sebesar 93,80% ± 3,71% dengan Macro F1-score sebesar 93,84% ± 3,69%. Pada rasio 90:10, HSV-only memperoleh akurasi sebesar 93,60% ± 7,11%, sedangkan pada rasio 70:30 sebesar 92,93% ± 2,27%. Sebaliknya, konfigurasi HOG-only menghasilkan akurasi terendah, yaitu berkisar antara 81,87% hingga 82,40%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa fitur warna HSV memiliki kontribusi lebih dominan dibandingkan fitur tekstur HOG dalam membedakan lima kondisi daun nilam pada dataset penelitian. Penambahan fitur HOG pada HSV belum menghasilkan peningkatan performa klasifikasi dibandingkan penggunaan HSV secara tunggal.

Hasil evaluasi per kelas menunjukkan bahwa kelas Daun Sehat, Nematoda, dan Mozaik memiliki performa klasifikasi yang relatif tinggi, sedangkan Cercospora dan Budok masih mengalami beberapa kesalahan klasifikasi. Kelas Cercospora secara konsisten memperoleh nilai recall terendah pada konfigurasi HSV+HOG, yaitu 0,620 pada rasio 90:10, 0,680 pada rasio 80:20, dan 0,747 pada rasio 70:30. Temuan ini menunjukkan bahwa kemiripan karakteristik visual pada sebagian sampel masih menjadi tantangan dalam proses klasifikasi.

Penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah dataset, proses pelabelan yang belum diverifikasi oleh ahli fitopatologi maupun pengujian laboratorium, serta kondisi pengambilan citra dengan latar belakang putih dan pencahayaan terkontrol. Selain itu, pembagian dataset belum menggunakan pemisahan berdasarkan pohon asal karena identitas pohon setiap sampel tidak dicatat. Oleh karena itu, hasil pengujian belum dapat memastikan kemampuan generalisasi model terhadap citra daun dari pohon yang berbeda maupun kondisi lingkungan lapangan yang lebih beragam. Penelitian selanjutnya

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

disarankan untuk menambah jumlah citra, melibatkan ahli dalam validasi label, memperluas variasi kondisi pengambilan citra, serta menerapkan skema pengujian yang mempertimbangkan pemisahan berdasarkan pohon asal.

PERNYATAAN KONTRIBUSI PENULIS (CRediT)

Resmayanti: Penulisan – Draf Awal, Perangkat lunak, Metodologi, Konseptualisasi, Kurasi Data, Investigasi, Analisis Formal, Visualisasi. **Farid Wajidi**: Penulisan – Peninjauan dan Penyuntingan, Validasi, Supervisi, Visualisasi. **A.Amirul Asnan Cirua**: Supervisi, Validasi, Penulisan – Peninjauan dan Penyuntingan.

PERNYATAAN KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan bahwa tidak terdapat kepentingan finansial atau hubungan pribadi yang diketahui yang dapat memengaruhi hasil penelitian yang dilaporkan dalam artikel ini.

PERNYATAAN PENDANAAN

Penelitian ini tidak memperoleh dukungan pendanaan dari pihak mana pun. Biaya yang timbul dalam proses pengajuan dan publikasi artikel ditanggung secara pribadi oleh penulis.

PERNYATAAN PENGGUNAAN AI GENERATIF DAN TEKNOLOGI BERBANTUAN AI DALAM PROSES PENULISAN

Para penulis menggunakan ChatGPT-6. untuk meningkatkan kejelasan penulisan artikel ini. Seluruh konten yang dibantu oleh AI telah ditinjau dan disunting oleh penulis, dan para penulis bertanggung jawab sepenuhnya atas isi akhir yang dipublikasikan.

REFERENCES

[1] R. Destria, N. Kusmiah, and Z. Basri, "ANALISIS PENDAPATAN PETANI PADA PRODUKSI MINYAK ATSIRI KABUPATEN MAMASA," *J. Agroterpadu*, vol. 1, no. November, pp. 149–152, 2022, doi: 10.35329/ja.v1i1.3272.

[2] R. Sriwati, V. Pratiwi, and H. Oktarina, "Integrasi Antara Kompos Limbah Ampas Nilam , Mikrob Antagonis dan Minyak Atsiri untuk Mengendalikan Penyakit Budok (Synchytrium pogostemonis) Integration of Patchouli Waste Compost , Antagonistic Microbes and Essential Oils to Control Budok Disease (Sy," *J. Fitopatol. Indones.*, vol. 18, no. 4, pp. 153–159, 2022, doi: https://doi.org/10.14692/jfi.18.4.153-159.

[3] S. Ambardini, N. Hamdallisa, and O. Sestiawati, "Jenis-Jenis Gulma Pada Lahan Budidaya Tanaman Nilam (Pogostemon cablin Benth) Di Desa Karya Jaya Kecamatan Lasalimu Selatan," *BioWallacea J. Penelit. Biol.*, vol. 11, no. 1, pp. 122–135, 2024.

[4] S. Y. C. A. Harma, Rustam Abd. Rauf, "ANALISIS NILAI TAMBAH NILAM MENJADI MINYAK ATSIRI PADA INDUSTRI RUMAH TANGGA PENYULING NILAM DI DESA SIOYONG KECAMATAN DAMPEAS KABUPATEN DONGGALA," *J. Pembang. Agribisnis*, vol. 3, no. 2, pp. 183–190, 2024, doi: https://doi.org/10.22487/jpa.v3i2.2262.

[5] RIRIN HANDAYANI, "TANAMAN NILAM DENGAN METODE FORWARD CHAINING DAN CERTAINTY FACTOR BERBASIS WEB," 2024, *2024*. [Online]. Available: https://repository.unsulbar.ac.id/id/eprint/617/

[6] N. Yuliawati, A. Mumpuni, and J. S. Muljowati, "Pengaruh Cercospora sp . terhadap Kandungan Asam Askorbat pada Mekanisme Patogenisitas Bercak Daun Tanaman Cabai : Kajian secara In Vitro dan In Planta," *BioEksakta J. Ilm. Biol. Unsoed*, vol. 2, no. 2, pp. 280–287, 2020, doi: https://doi.org/10.20884/1.bioe.2020.2.2.1896.

[7] N. Saputri, S. J. Santoso, and S. Bahri, "KAJIAN MACAM PUPUK HAYATI TERHADAP INTENSITAS PENYAKIT BERCAK DAUN Cercospora sp PADA TANAMAN JAGUNG HITAM," *J. Inov. Pertan.*, vol. 22, no. 1, pp. 50–55, 2020, doi: https://doi.org/10.33061/innofarm.v22i1.3534.

[8] H. Hamidson *et al.*, "PENGELOLAAN TANAMAN TERPADU PADA CABAI MERAH (Capsicum annum L .) TERHADAP PERKEMBANGAN PENYAKIT BERCAK DAUN (Cercospora capsici) DI ILIR

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/

Journal of Artificial Intelligence and Technology Information
Website : https://ejournal.techcart-press.com/index.php/jaiti
E-ISSN 2985-6396
P-ISSN 2985-5306
Volume 4, Number 4, December 2026
https://doi.org/10.58602/jaiti.v4i4.440
Page 686-701

SUMATERA SELATAN Integrated Crop Management In Red Chili (Capsicum annuum L .) Against Developmentof Leaf Spot Di," *Semin. Perlindungan Tanam.*, vol. 2, pp. 28–42, 2024, [Online]. Available: https://semnas.bpfp-unib.com/index.php/perlintan/article/view/7/2

[9] A. Hasan, M. Taufik, G. Hs, and Sarawa, "UJI KISARAN INANG POTYVIRUS PENYEBAB MOSAIK NILAM (Pogostemon cablin (Blanco) Benth) ASAL SULAWESI TENGGARA," *J. Agroteknos*, vol. 4, no. 3, pp. 194–201, 2014, [Online]. Available: https://media.neliti.com/media/publications/244175-none-430403ba.pdf?exp=1785427266&kid=1&sig=qm22VU1xYEEUXzHr7Orik1gjpJUtmGGPruTuzYDW_xk

[10] Miftakhurohmah, R. Noveriza, and M. Mariana, "KERAGAMAN GENETIK CUCUMBER MOSAIC VIRUS ASAL TANAMAN TAPAK DARA , NILAM , KARUK , MELATI , DAN KUMIS KUCING Genetic Diversity of Cucumber Mosaic Virus from Catharanthus roseus , Jasminum sambac , Patchouly , Cubeb and Java - tea," *Bul. Penelit. Tanam. Rempah dan Obat*, vol. 31, no. December, pp. 59–66, 2020, doi: 10.21082/bullittro.v31n2.2020.59-66.

[11] H. Sanusi, S. H. S., and D. T. Susetianingtias, "MENGGUNAKAN RUANG WARNA RGB DAN HSV," *180 J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 24, no. 3, pp. 180–190, 2019.

[12] U. Khultsum and A. Subekti, "Penerapan Algoritma Random Forest dengan Kombinasi Ekstraksi Fitur Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 186–193, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2624.

[13] Sudiadi and Meiriyama, "Penerapan Algoritma Random Forest untuk Klasifikasi Jenis Daun Herbal," *JITTER- J. Ilm. Teknol. dan Komput. Vol.*, vol. 4, no. 2, pp. 2–8, 2023.

[14] F. Santoso and E. Hartati, "Penggunaan algoritma random forest dalam klasifikasi buah segar dan busuk," *J. Algoritm.*, vol. 3, no. 1, pp. 133–140, 2022.

[15] S. Rahayu, S. Sandiwarno, E. D. Putra, MarisssaUtami, and H. Setiawan, "Analisis Performa Metode Klasifikasi Dataset Multi-Class Kanker Kulit Menggunakan KNN dan HOG," *JSAI J. Sci. Appl. Informatics.*, vol. 7, no. 2, pp. 198–202, 2024, doi: https://doi.org/10.36085/jsai.v7i2.6423.

[16] Darmi, F. Wajidi, and C. N. Insani, "Klasifikasi Daun Herbal Berdasarkan Fitur Tekstur Dan Bentuk Menggunakan," *J. Siskom Komput. dan Kecerdasan Buatan*, vol. IX, no. 3, pp. 334–346, 2026, doi: https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v9i3.991.

Copyright © 2026, The Author(s).
This is an open access article under the CC BY-SA license
https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/