Perbandingan Ekstraksi Fitur Hue, Saturation, Value dan Histogram of Oriented Gradients untuk Klasifikasi Jenis Buah Kurma Menggunakan Support Vector Machine

Hilmi Nur Ramadhani[1], Fetty Tri Anggraeny[2], Hendra Maulana[3]
Informatika, Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur
e-mail: hendra.maulana.if@upnjatim.ac.id[3]

Kata Kunci:

Ekstraksi Fitur
Hue Saturation Value (HSV)
Histogram of Oriented Gradient (HOG)
Klasifikasi Citra
Buah Kurma
Support Vector Machine (SVM).

ABSTRAK

Klasifikasi jenis buah kurma berbasis pengolahan citra digital dapat membantu proses identifikasi varietas kurma secara otomatis berdasarkan karakteristik visual. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja metode ekstraksi fitur HSV, HOG, dan kombinasi HSV+HOG dalam melakukan klasifikasi jenis buah kurma menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan merupakan Date Fruit Image Dataset in Controlled Environment yang diperoleh dari Kaggle. Tahapan penelitian meliputi preprocessing citra, ekstraksi fitur menggunakan HSV, HOG, dan HSV+HOG, proses klasifikasi menggunakan SVM dengan kernel Linear, serta evaluasi kinerja berdasarkan akurasi , presisi , recall , dan F1-score . Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi fitur HSV+HOG menghasilkan kinerja terbaik dibandingkan penggunaan fitur tunggal. Hasil tersebut menunjukkan bahwa penggabungan informasi warna dan bentuk mampu memberikan representasi fitur yang lebih lengkap untuk membedakan jenis buah kurma. Penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi HSV+HOG dan SVM kernel Linear dapat menjadi pendekatan yang efektif untuk klasifikasi citra buah kurma.

Keyword:

Digital Image Processing
Hue, Saturation, Value
Histogram of Oriented Gradients
Support Vector Machine
Date Fruit Classification

ABSTRACT

Classification of date fruit types based on digital image processing can assist in the automatic identification of date varieties based on visual characteristics. This study aims to compare the performance of HSV, HOG, and HSV+HOG feature extraction methods in classifying date fruit types using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The dataset used is the Date Fruit Image Dataset in Controlled Environment obtained from Kaggle. The research stages include image preprocessing, feature extraction using HSV, HOG, and HSV+HOG, classification using SVM with a Linear kernel, and performance evaluation based on accuracy, precision, recall, and F1-score. The test results show that the combination of HSV+HOG features yields the best performance compared to the use of single features. The results indicate that the combination of color and shape information can provide a more complete feature representation to distinguish between types of dates. This study shows that the combination of HSV+HOG and Linear SVM kernel can be an effective approach for classifying date fruit images.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

I. PENDAHULUAN

Buah kurma merupakan komoditas pertanian yang memiliki beragam varietas dengan karakteristik visual, kandungan gizi, dan nilai ekonomi yang berbeda. Kurma juga berpotensi dikembangkan sebagai komoditas pangan fungsional di Indonesia [1]. Perubahan warna pada buah kurma dapat dianalisis menggunakan teknik pengolahan citra untuk membantu identifikasi kondisi buah secara otomatis [2]. Oleh karena itu, pengolahan citra digital dapat dimanfaatkan untuk mengubah informasi visual menjadi representasi yang dapat digunakan pada proses pengenalan dan klasifikasi objek [3].

Perkembangan computer vision dan machine learning mendorong penggunaan klasifikasi citra pada berbagai objek pertanian dan pangan. Kinerja suatu sistem klasifikasi tidak hanya dipengaruhi oleh algoritma klasifikasi, tetapi juga oleh kualitas representasi fitur yang digunakan. Ekstraksi fitur berperan dalam merangkum informasi visual menjadi ciri numerik yang lebih diskriminatif sehingga kelas yang memiliki karakteristik berbeda dapat dipisahkan dengan lebih baik. Pendekatan Convolutional Neural Network telah diterapkan pada klasifikasi citra buah. Pada pendekatan berbasis fitur konvensional, fitur warna HSV dan tekstur GLCM telah digunakan bersama untuk mendukung klasifikasi penyakit daun jagung [4].

Salah satu representasi warna yang banyak digunakan adalah ruang warna Hue, Saturation, dan Value (HSV). Komponen hue merepresentasikan jenis warna, saturation menunjukkan tingkat kejenuhan, sedangkan value merepresentasikan tingkat kecerahan. Fitur HSV telah digunakan sebagai representasi warna dalam klasifikasi penyakit daun jagung. HSV juga digunakan bersama HOG dan SVM pada klasifikasi jenis jamur [5]. Pendekatan HSV dengan SVM juga diterapkan pada klasifikasi ikan arwana dengan fitur berupa rata-rata dan standar deviasi komponen H, S, dan V [6]. Namun, informasi warna saja dapat menjadi kurang diskriminatif ketika beberapa kelas memiliki warna yang relatif serupa.

Selain warna, informasi bentuk dan struktur lokal dapat direpresentasikan menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG). HOG membentuk deskriptor berdasarkan distribusi orientasi gradien sehingga mampu menangkap pola tepi dan struktur objek. HOG telah digunakan sebagai ekstraksi fitur pada klasifikasi penyakit daun padi menggunakan K-Nearest Neighbor [7]. Penggunaan HOG bersama SVM juga telah diterapkan untuk klasifikasi jenis anggrek [8]. Anggraeny et al. memanfaatkan HOG bersama AdaBoost-SVM untuk deteksi ikan dan memperoleh rata-rata akurasi 84,8% [9]. Karakteristik tersebut menjadikan HOG relevan untuk membedakan varietas kurma yang memiliki perbedaan bentuk dan tekstur meskipun warna antarkelas dapat terlihat mirip.

Penggabungan beberapa jenis fitur dapat menghasilkan representasi citra yang lebih lengkap dibandingkan penggunaan satu jenis fitur. Penelitian klasifikasi kualitas terung menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna dan tekstur dapat meningkatkan kemampuan model dalam membedakan

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

tingkat kualitas objek [10]. Pada klasifikasi varietas Calathea, kombinasi HSV dan HOG dengan SVM kernel linear juga digunakan untuk menggabungkan informasi warna dan bentuk, dengan akurasi rata-rata 93,52% pada validasi silang 5-fold [11]. Hasil-hasil tersebut menunjukkan bahwa fusi fitur berpotensi memberikan informasi yang saling melengkapi, tetapi efektivitasnya tetap bergantung pada karakteristik objek dan skenario evaluasi.

Pada tahap klasifikasi, Support Vector Machine (SVM) merupakan metode supervised learning yang membentuk hyperplane untuk memisahkan kelas pada ruang fitur. SVM telah diterapkan pada klasifikasi citra berbasis HOG untuk membedakan jenis anggrek. SVM juga digunakan pada permasalahan klasifikasi penyakit stroke dengan data noncitra [12]. Penelitian ini menggunakan kernel Linear agar seluruh skenario memiliki classifier yang sama sehingga perbandingan dapat difokuskan pada pengaruh representasi fitur HSV, HOG, dan HSV+HOG.

Penelitian mengenai klasifikasi citra buah kurma telah berkembang hingga pendekatan deep learning. Hassan et al. menunjukkan bahwa kemiripan visual antarvarietas kurma tetap menjadi tantangan karena perbedaan warna, bentuk, ukuran, dan tekstur dapat bersifat halus [13]. Di sisi lain, pendekatan ekstraksi fitur konvensional tetap relevan karena lebih sederhana dan memungkinkan analisis langsung terhadap kontribusi informasi warna dan bentuk. Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini melakukan evaluasi komparatif tiga representasi fitur, yaitu HSV, HOG, dan HSV+HOG, menggunakan dataset, pembagian data, dan classifier SVM kernel Linear yang sama. Dengan rancangan ini, perbedaan performa antarskenario dapat dianalisis terutama berdasarkan representasi fitur yang digunakan.

Dataset penelitian menggunakan Date Fruit Image Dataset in Controlled Environment yang dikembangkan oleh Alhamdan dan Howe dan terdiri atas sembilan varietas kurma [14]. Penelitian ini memfokuskan pelaporan pada perbandingan HSV, HOG, dan HSV+HOG menggunakan SVM kernel Linear dalam skenario hold-out stratified 80:20. Untuk mengurangi ketergantungan pada pemilihan parameter secara manual, parameter model ditentukan hanya dari data latih melalui GridSearchCV dengan stratified 5-fold cross-validation. Tujuan penelitian adalah membandingkan performa ketiga representasi fitur berdasarkan accuracy, macro precision, macro recall, macro F1-score, serta pola kesalahan pada confusion matrix.

II. METODE

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimen pada bidang pengolahan citra digital dan machine learning. Variabel bebas adalah metode ekstraksi fitur yang terdiri atas HSV, HOG, dan kombinasi HSV+HOG. Variabel terikat adalah performa klasifikasi SVM kernel Linear yang diukur menggunakan accuracy, macro precision, macro recall, macro F1-score, dan confusion matrix. Pembagian data dilakukan secara stratified dengan rasio 80:20 dan random state 42 sehingga eksperimen dapat direproduksi.

Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

Preprocessing dilakukan secara seragam pada seluruh citra. Objek terlebih dahulu dipotong otomatis dari latar putih dengan membentuk mask dari citra grayscale menggunakan ambang intensitas <245, kemudian dilakukan operasi morfologi opening dan closing menggunakan kernel 5×5. Kontur terbesar digunakan sebagai area objek dengan margin 10 piksel. Citra hasil crop kemudian diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel dengan mempertahankan rasio aspek dan menambahkan padding putih, lalu diterapkan median blur berukuran 3×3 untuk mengurangi noise.

Pada ekstraksi HSV, citra BGR dikonversi ke ruang warna HSV. Piksel objek dipilih menggunakan mask dengan kondisi saturation >20 atau value <200; apabila jumlah piksel mask kurang dari 50, seluruh piksel digunakan. Setiap citra direpresentasikan oleh enam fitur, yaitu rerata dan simpangan baku untuk kanal hue, saturation, dan value. Pada HOG, citra dikonversi ke grayscale dan dinormalisasi ke rentang 0–1. Parameter HOG menggunakan 9 orientasi, pixels_per_cell 8×8, cells_per_block 2×2, dan block normalization L2-Hys sehingga menghasilkan 8.100 fitur. Kombinasi HSV+HOG dilakukan dengan konkatenasi kedua representasi sehingga dimensi awalnya 8.106 fitur.

Sebelum klasifikasi, fitur distandardisasi menggunakan StandardScaler. Pada skenario HOG, setelah standardisasi diterapkan Principal Component Analysis (PCA). Pada skenario HSV+HOG, enam fitur HSV distandardisasi secara terpisah, sedangkan bagian HOG distandardisasi dan direduksi menggunakan PCA sebelum keduanya digabungkan kembali. Nilai proporsi varians PCA yang diuji adalah 0,90, 0,95, dan 0,99. SVM menggunakan kernel Linear dengan strategi multiclass one-versus-one. Nilai C yang diuji adalah 0,1; 1; 10; dan 100. Pemilihan kombinasi parameter dilakukan menggunakan GridSearchCV dengan fungsi skor accuracy dan StratifiedKFold 5-fold yang diacak menggunakan random state 42. Data uji tidak digunakan selama proses pemilihan parameter.

Dataset yang digunakan adalah Date Fruit Image Dataset in Controlled Environment yang diperoleh melalui platform Kaggle dan berasal dari penelitian Alhamdan dan Howe [14]. Dataset terdiri atas 1.658 citra JPG dari sembilan kelas, yaitu Ajwa, Galaxy, Medjool, Meneifi, Nabtat Ali, Rutab, Shaishe, Sokari, dan Sugaey. Dengan rasio 80:20, pembagian menghasilkan 1.326 citra sebagai data latih dan 332 citra sebagai data uji. Implementasi dilakukan pada Windows 11 64-bit dengan prosesor Intel(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00 GHz, RAM 8 GB, Python 3.12.2, serta library OpenCV, Scikit-image, Scikit-learn, NumPy, Pandas, dan Matplotlib.

Teknik analisis data dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi HSV, HOG, dan HSV+HOG pada data uji yang sama setelah parameter masing-masing pipeline ditentukan dari data latih. Accuracy digunakan untuk mengukur proporsi prediksi benar secara keseluruhan. Precision mengukur ketepatan prediksi suatu kelas, recall mengukur kemampuan model mengenali anggota kelas yang sebenarnya, sedangkan F1-score merupakan rata-rata harmonik precision dan recall. Karena penelitian melibatkan sembilan kelas, nilai precision, recall, dan F1-score yang dilaporkan

Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

merupakan macro average. Penggunaan accuracy, precision, recall, dan F1-score sebagai metrik evaluasi juga diterapkan pada penelitian klasifikasi multikelas varietas dry bean [15].

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas. Persamaan dasar metrik ditunjukkan pada Persamaan (1) sampai Persamaan (4).

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

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (3)$$

$$F1\text{-}Score = \frac{(2 \times Recall \times Precision)}{(Recall + Precision)} \quad (4)$$

dengan TP (True Positive) adalah jumlah data suatu kelas yang diprediksi benar, TN (True Negative) adalah jumlah data di luar kelas tersebut yang diprediksi benar, FP (False Positive) adalah data dari kelas lain yang salah diprediksi sebagai kelas tersebut, dan FN (False Negative) adalah data suatu kelas yang salah diprediksi sebagai kelas lain. Pada klasifikasi multikelas, perhitungan precision, recall, dan F1-score dilakukan untuk setiap kelas, kemudian dirata-ratakan secara macro. Confusion matrix digunakan untuk melihat distribusi prediksi benar dan salah pada setiap varietas sehingga pola kesalahan antarkelas dapat dianalisis lebih rinci.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian utama dilakukan pada 332 citra uji dari Date Fruit Image Dataset in Controlled Environment dengan distribusi kelas yang dipertahankan melalui stratified train-test split. Sebelum evaluasi pada data uji, parameter pipeline setiap fitur dipilih menggunakan GridSearchCV dengan stratified 5-fold cross-validation pada data latih. Tiga representasi fitur yang dibandingkan adalah HSV, HOG, dan HSV+HOG dengan classifier SVM kernel Linear. Evaluasi menggunakan accuracy, macro precision, macro recall, dan macro F1-score sehingga perbandingan mempertimbangkan kinerja keseluruhan sekaligus keseimbangan performa antarkelas.

Hasil pemilihan parameter pada data latih menunjukkan bahwa GridSearchCV memilih C=10 untuk HSV dengan mean accuracy validasi silang 73,76%. Pada HOG, konfigurasi terbaik menggunakan PCA yang mempertahankan 99% varians dan C=0,1 dengan mean accuracy validasi silang 93,59%. Pada kombinasi HSV+HOG, bagian HOG juga menggunakan PCA 99% dan C=0,1, dengan mean accuracy validasi silang tertinggi sebesar 94,12%. Konfigurasi terbaik dari masing-masing pipeline kemudian digunakan untuk memprediksi 332 citra pada data uji yang tidak dilibatkan selama pemilihan parameter.

Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

Setiap skenario menghasilkan representasi visual yang berbeda. HSV menekankan informasi warna, HOG menekankan bentuk dan struktur lokal melalui distribusi gradien, sedangkan HSV+HOG menggabungkan kedua jenis informasi tersebut. Ringkasan hasil pengujian ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Performa Klasifikasi Menggunakan HSV, HOG, dan HSV+HOG

Fitur	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
HSV	69,28	70,44	68,91	68,98
HOG	96,39	96,39	96,12	96,25
HSV+HOG	96,39	96,41	96,24	96,31

Berdasarkan Tabel 1, HSV menghasilkan performa terendah dengan accuracy 69,28%, macro precision 70,44%, macro recall 68,91%, dan macro F1-score 68,98%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa informasi warna saja belum cukup untuk memisahkan seluruh varietas kurma pada dataset ini. Sebaliknya, HOG meningkatkan accuracy menjadi 96,39% dengan macro precision 96,39%, macro recall 96,12%, dan macro F1-score 96,25%. Selisih yang besar antara HSV dan HOG mengindikasikan bahwa struktur bentuk dan pola gradien merupakan informasi yang lebih diskriminatif untuk sembilan varietas kurma pada kondisi citra terkontrol.

Kombinasi HSV+HOG juga memperoleh accuracy 96,39%, sama dengan HOG, sehingga penggabungan fitur tidak meningkatkan jumlah prediksi benar secara keseluruhan. Namun, HSV+HOG menghasilkan macro precision 96,41%, macro recall 96,24%, dan macro F1-score 96,31%, sedikit lebih tinggi daripada HOG. Selisih macro F1-score antara HSV+HOG dan HOG hanya 0,06 poin persentase. Oleh karena itu, hasil penelitian lebih tepat diinterpretasikan bahwa HSV+HOG memberikan keseimbangan performa antarkelas yang sedikit lebih baik, bukan peningkatan accuracy terhadap HOG.

Temuan tersebut juga menunjukkan bahwa tambahan informasi warna tidak selalu meningkatkan performa ketika fitur bentuk telah memberikan pemisahan kelas yang sangat kuat. Pada dataset dengan latar dan kondisi akuisisi yang terkontrol, HOG telah mencapai 320 prediksi benar dari 332 data uji. Kombinasi HSV+HOG mempertahankan jumlah prediksi benar yang sama, tetapi mengubah distribusi kesalahan antarkelas sehingga nilai macro precision, macro recall, dan macro F1-score meningkat tipis.

Analisis Confusion Matrix

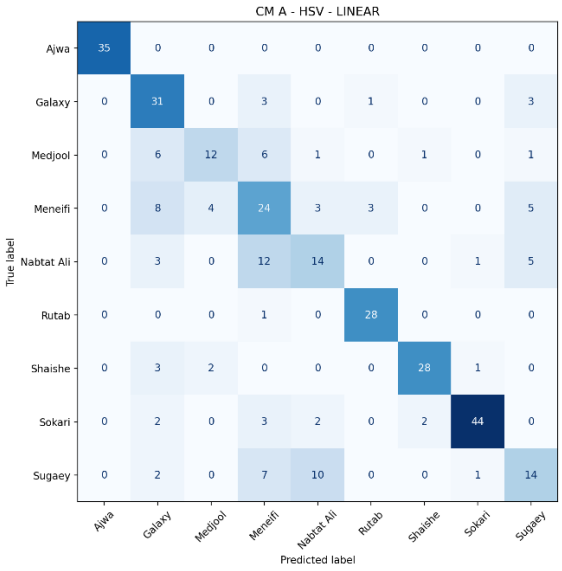
Selain metrik agregat, confusion matrix digunakan untuk menganalisis kesalahan pada masing-masing varietas. Nilai pada diagonal utama menunjukkan prediksi benar, sedangkan nilai di luar diagonal menunjukkan data yang tertukar dengan kelas lain. Perbandingan confusion matrix HSV, HOG, dan HSV+HOG ditampilkan pada Gambar 1.

Analisis per kelas penting karena dua model dapat memiliki accuracy yang sama tetapi melakukan kesalahan pada kelas yang berbeda. Dengan demikian, confusion matrix digunakan untuk

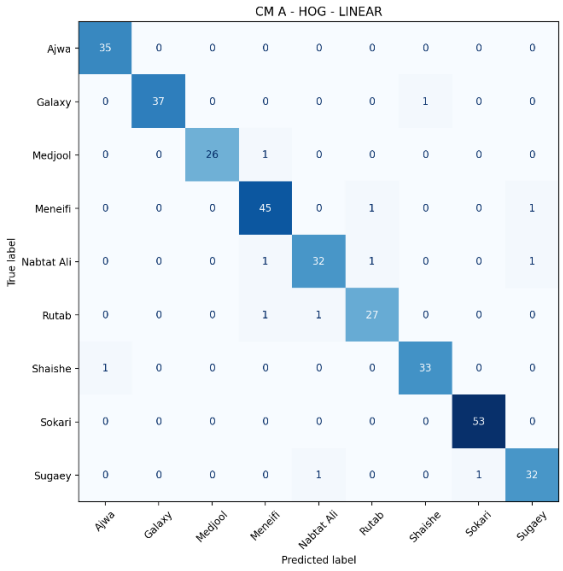
Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

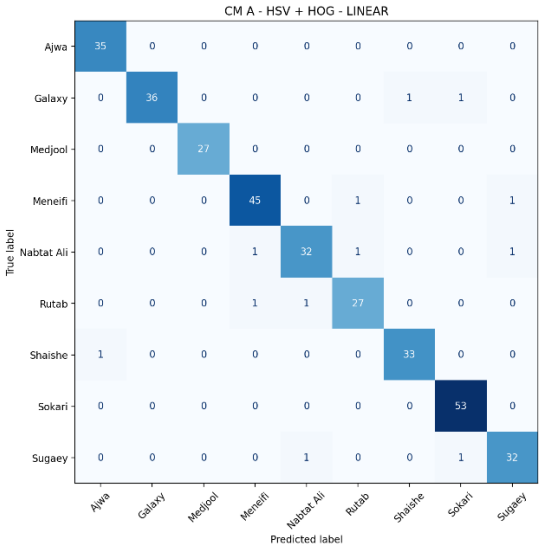
menjelaskan mengapa HOG dan HSV+HOG memperoleh accuracy yang sama, tetapi nilai macro precision, macro recall, dan macro F1-score sedikit berbeda.



(a) HSV Linear



(b) HOG Linear



(c) HSV+HOG Linear

Gambar 1. Perbandingan Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Menggunakan Fitur HSV, HOG, dan HSV+HOG dengan SVM Kernel Linear

Pada Gambar 1(a), fitur HSV menghasilkan kesalahan yang relatif banyak pada kelas dengan karakteristik warna yang mirip. Medjool, misalnya, diprediksi sebagai Galaxy sebanyak 6 citra dan sebagai Meneifi sebanyak 6 citra. Meneifi salah diprediksi sebagai Galaxy sebanyak 8 citra dan sebagai Sugaey sebanyak 5 citra. Kesalahan paling menonjol juga terjadi pada Nabtat Ali yang diprediksi sebagai Meneifi sebanyak 12 citra serta pada Sugaey yang diprediksi sebagai Nabtat Ali sebanyak 10 citra dan Meneifi sebanyak 7 citra. Pola tersebut memperkuat temuan bahwa informasi warna saja belum cukup untuk memisahkan beberapa varietas secara konsisten.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

Pada Gambar 1(b), HOG menurunkan kesalahan klasifikasi secara drastis. Ajwa dan Sokari seluruhnya diklasifikasikan dengan benar, sedangkan Galaxy memiliki 37 prediksi benar dari 38 citra dan Medjool 26 prediksi benar dari 27 citra. Meneifi memperoleh 45 prediksi benar dari 47 citra, sementara Nabtat Ali memperoleh 32 dari 35 citra. Secara keseluruhan terdapat 320 prediksi benar dari 332 citra uji atau accuracy 96,39%. Hasil ini menunjukkan bahwa informasi bentuk dan struktur lokal yang ditangkap HOG lebih efektif untuk membedakan varietas pada dataset penelitian.

Gambar 1(c) menunjukkan bahwa HSV+HOG juga menghasilkan 320 prediksi benar dari 332 citra uji. Dibandingkan HOG, Medjool meningkat dari 26/27 menjadi 27/27 prediksi benar, tetapi Galaxy berubah dari 37/38 menjadi 36/38 prediksi benar karena masing-masing satu citra diprediksi sebagai Shaishe dan Sokari. Kelas lain secara umum mempertahankan pola prediksi yang serupa. Redistribusi kesalahan inilah yang menjelaskan mengapa accuracy HOG dan HSV+HOG sama, sedangkan macro precision, macro recall, dan macro F1-score kombinasi sedikit lebih tinggi.

Berdasarkan Tabel 1 dan Gambar 1, HOG merupakan fitur tunggal yang paling efektif, sedangkan HSV+HOG memberikan performa antarkelas yang sedikit lebih seimbang tanpa meningkatkan accuracy keseluruhan. Dengan demikian, manfaat penambahan HSV pada skenario ini lebih terlihat pada distribusi metrik per kelas daripada pada jumlah total prediksi benar. Interpretasi tersebut lebih sesuai dengan selisih hasil yang kecil dan menghindari klaim bahwa kombinasi fitur secara mutlak lebih unggul daripada HOG.

IV. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, metode ekstraksi fitur berpengaruh kuat terhadap performa klasifikasi jenis buah kurma menggunakan SVM kernel Linear. HSV memperoleh accuracy 69,28%, sedangkan HOG dan HSV+HOG sama-sama mencapai 96,39%. HOG menunjukkan bahwa informasi bentuk dan struktur lokal lebih diskriminatif dibandingkan informasi warna saja pada dataset yang digunakan. Kombinasi HSV+HOG menghasilkan macro precision 96,41%, macro recall 96,24%, dan macro F1-score 96,31%, sedikit lebih tinggi daripada HOG yang memperoleh 96,39%, 96,12%, dan 96,25%. Pada proses pemilihan parameter, HSV+HOG juga menghasilkan mean accuracy stratified 5-fold cross-validation tertinggi sebesar 94,12%, dibandingkan HOG 93,59% dan HSV 73,76%. Oleh karena itu, HSV+HOG dapat dinyatakan memberikan keseimbangan performa antarkelas yang sedikit lebih baik, tetapi tidak meningkatkan accuracy pada data uji dibandingkan HOG.

Penelitian ini memiliki keterbatasan karena pengujian utama dilaporkan pada satu dataset dengan kondisi akuisisi terkontrol dan satu hold-out test split 80:20. Stratified 5-fold cross-validation digunakan untuk pemilihan parameter pada data latih, sehingga belum menggantikan evaluasi

Copyright © SENASIF 2026

ISSN: 2598-0076

kestabilan performa melalui repeated cross-validation atau pengujian eksternal pada kondisi akuisisi berbeda. Selain itu, artikel ini berfokus pada kernel Linear. Penelitian selanjutnya disarankan mengevaluasi model pada data lapangan dengan variasi pencahayaan dan latar belakang, membandingkan kernel atau classifier lain, serta melaporkan dimensi hasil PCA dan waktu komputasi untuk menilai trade-off antara performa dan kompleksitas fitur.

DAFTAR RUJUKAN

[1] Linda Trivana, Adhitya Yudha Pradhana, and Enny Rimita Sembiring, "Potensi Pengembangan Kurma di Indonesia, Kandungan Bioaktif dan Manfaat untuk Kesehatan," *Warta Agrostandar*, May 2026.

[2] J. Kevin Arios and I. Mariami, "Implementasi Metode Hue Saturation Intensity (HIS) Untuk Mendeteksi Tingkat Kematangan Buah Phoenix Dactylifera (Kurma)," *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, Nov. 2024, [Online]. Available: https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsi

[3] F. F. Maulana and N. Rochmawati, "Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Convolutional Neural Network," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, vol. 1, no. 02, pp. 104–108, Jan. 2020, doi: 10.26740/jinacs.v1n02.p104-108.

[4] E. H. Rachmawanto and H. P. Hadi, "OPTIMASI EKSTRAKSI FITUR PADA KNN DALAM KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN JAGUNG," *Dinamik*, vol. 26, no. 2, pp. 58–67, Sep. 2021, doi: 10.35315/dinamik.v26i2.8673.

[5] Y. Yohannes, D. Udjulawa, and T. Ivan Sariyo, "Klasifikasi Jenis Jamur Menggunakan SVM dengan Fitur HSV dan HOG," *PETIR*, vol. 15, no. 1, pp. 113–120, Dec. 2021, doi: 10.33322/petir.v15i1.1101.

[6] E. A. Sutrisni, A. P. Sari, and H. Maulana, "PENERAPAN ALGORITMA SVM DENGAN FITUR WARNA HSV PADA KLASIFIKASI IKAN ARWANA," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 11, no. 1, pp. 532–543, Feb. 2026, doi: 10.29100/jipi.v11i1.7842.

[7] B. Y. Yana *et al.*, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Penyakit Daun Padi Menggunakan Ekstraksi HOG," *Jurnal Algoritme*, vol. 6, no. 1, pp. 110–120, 2025, doi: 10.35957/algoritme.v6i1.12154.

[8] S. Andayani and L. Kusneti, "Using the Support Vector Machine method with the HOG feature for classification of orchid types," *AITI*, vol. 21, no. 1, pp. 82–95, Apr. 2024, doi: 10.24246/aiti.v21i1.82-95.

[9] F. T. Anggraeny, B. Rahmat, and S. P. Pratama, "Deteksi Ikan Dengan Menggunakan Algoritma Histogram of Oriented Gradients," *Informatika Mulawarman : Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer*, vol. 15, no. 2, p. 114, Sep. 2020, doi: 10.30872/jim.v15i2.4648.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076

[10] M. R. R, R. Arifky, A. A. Tenriajeng, A. B. Kaswar, D. D. Andayani, and P. A. Azis, “Klasifikasi Tingkat Kualitas Terung dengan Algoritma Backpropagation Berbasis Fitur Warna dan Tekstur,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 11, no. 2, Aug. 2025, doi: 10.28932/jutisi.v11i2.10655.

[11] S. Andayani, N. Ariati, and A. E. Natama Sianturi, “Klasifikasi Tanaman Calathea Menggunakan Metode SVM Berbasis Fitur HSV dan HOG,” *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, vol. 8, no. 3, pp. 231–242, Dec. 2025, doi: 10.31598/sintechjournal.v8i3.2032.

[12] S. Rahayu and Y. Yamasari, “Klasifikasi Penyakit Stroke dengan Metode Support Vector Machine (SVM),” *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 05, 2024.

[13] E. Hassan, S. A. Ghazalah, N. El-Rashidy, T. A. El-Hafeez, and M. Y. Shams, “DenseNet Model with Attention Mechanisms for Robust Date Fruit Image Classification,” *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 18, no. 1, Dec. 2025, doi: 10.1007/s44196-025-00809-4.

[14] W. S. N. Alhamdan and J. M. Howe, “Classification of Date Fruits in a Controlled Environment Using Convolutional Neural Networks,” 2021, pp. 154–163. doi: 10.1007/978-3-030-69717-4_16.

[15] I. P. Adi Pratama, E. S. Jullev Atmadji, D. A. Purnamasar, and E. Faizal, “Evaluating the Performance of Voting Classifier in Multiclass Classification of Dry Bean Varieties,” *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 5, no. 1, pp. 23–29, Mar. 2024, doi: 10.56705/ijodas.v5i1.124.

Copyright © SENASIF 2026
ISSN: 2598-0076