


ANALISIS EFEKTIVITAS RUANG WARNA HSV DAN LAB DALAM PENGELOMPOKAN KONDISI DAUN TEH MENGUNAKAN K-MEANS UNTUK PENENTUAN TINGKAT KEMATANGAN

Ridho Affandi¹, Syti Salwaa Nafiisah², Shaqila Rahmayani Gultom³, Calvin Syahputra⁴,
Hermawan Syahputra⁵

1,2,3,4) Prodi Ilmu Komputer, Fakultas MIPA, Universitas Negeri Medan, Indonesias

Article Info	ABSTRACT
<p>Article history:</p> <p>Received: 10 April 2026 Revised: 11 April 2026 Accepted: 15 April 2026</p>	<p style="text-align: center;">Abstrak</p> <p>Penentuan kematangan daun teh penting dalam sortasi karena memengaruhi mutu produk, namun penilaian visual manusia cenderung subjektif dan tidak konsisten. Oleh karena itu, digunakan pendekatan pengolahan citra digital untuk hasil yang lebih objektif. Penelitian ini bertujuan menganalisis efektivitas ruang warna HSV dan Lab dalam pengelompokan kematangan daun teh menggunakan algoritma K-Means, melalui tahapan akuisisi citra, praproses, konversi warna, ekstraksi fitur, dan klasterisasi. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil kluster terhadap label pakar. Hasil menunjukkan kedua ruang warna mampu merepresentasikan karakteristik daun dengan baik, namun memiliki perbedaan dalam separabilitas kluster dan konsistensi. Temuan ini dapat menjadi dasar pengembangan sistem pendukung keputusan berbasis citra digital.</p> <p>Kata Kunci: Daun teh, Pengolahan citra digital, Ruang warna HSV, Ruang warna Lab, K-Means, klasterisasi, Tingkat kematangan.</p> <p style="text-align: center;">Abstract</p> <p>The determination of tea leaf maturity is crucial in the sorting process as it directly affects product quality; however, visual assessment by humans tends to be subjective and inconsistent. Therefore, a digital image processing approach is needed to obtain more objective results. This study aims to analyze the effectiveness of HSV and Lab color spaces in clustering tea leaf maturity levels using the K-Means algorithm, through stages of image acquisition, preprocessing, color space conversion, feature extraction, and clustering. Performance evaluation is conducted by comparing clustering results with expert-labeled references. The results show that both color spaces can adequately represent the visual characteristics of tea leaves, although differences are observed in cluster separability and consistency. These findings can serve as a basis for developing a decision support system for tea leaf maturity classification based on digital image processing.</p> <p>Keywords: Tea leaves, Digital image processing, HSV color space, Lab color space, K-Means, Clustering, maturity level.</p> <p>Djtechno: Jurnal Teknologi Informasi oleh Universitas Dharmawangsa Artikel ini bersifat open access yang didistribusikan di bawah syarat dan ketentuan dengan Lisensi Internasional Creative Commons Attribution NonCommercialL ShareAlike 4.0 (CC-BY-NC-SA).</p> <div style="text-align: right;">  </div>
<p>Corresponding Author: E-mail : sytisalanafiisah@gmail.com</p>	

1. PENDAHULUAN

Indonesia sebagai negara beriklim tropis memiliki kekayaan sumber daya hayati yang melimpah, salah satunya tanaman teh (*Camellia sinensis*) yang menjadikan Indonesia sebagai salah satu produsen teh utama di dunia [1]. Dalam proses produksinya, penentuan mutu daun teh pada tahap pascapanen sangat penting karena berkaitan dengan tingkat kematangan, kualitas konsumsi, dan nilai jual produk [2]. Namun, proses penilaian mutu daun teh masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual yang cenderung subjektif dan tidak konsisten[3].

Metode sortasi manual memiliki keterbatasan dalam efisiensi waktu, kebutuhan tenaga kerja, serta konsistensi hasil. Selain itu, faktor seperti pengalaman individu dan kondisi pencahayaan dapat memengaruhi persepsi warna daun sehingga meningkatkan potensi kesalahan klasifikasi[4]. Dalam skala industri, kondisi ini dapat menyebabkan ketidaktepatan dalam pemisahan kualitas daun dan berpotensi menimbulkan kerugian[2].

Pemanfaatan teknologi pemrosesan citra digital dan *machine learning* menjadi solusi untuk meningkatkan objektivitas dan efisiensi penilaian mutu daun teh[5]. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa pendekatan berbasis fitur warna memiliki kinerja yang baik dalam klasifikasi tingkat kematangan produk hortikultura. Sebagai contoh, penggunaan fitur warna HSV yang dikombinasikan dengan metode Fuzzy K-Nearest Neighbor pada cabai rawit mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 86,66% [6], Selain itu, penerapan metode K-Nearest Neighbor pada klasifikasi kematangan buah mangga dan alpukat masing-masing menghasilkan akurasi sebesar 80% dan 78,57%[7][8]. Tidak hanya itu, pemanfaatan ruang warna CIELAB yang dipadukan dengan algoritma K-Means Clustering pada objek tomat dilaporkan mampu mencapai akurasi hingga 92,70%[9].

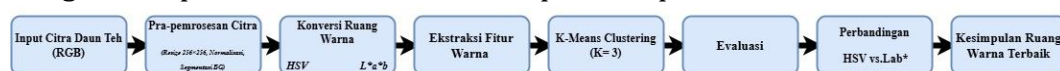
Salah satu tantangan utama dalam klasifikasi citra adalah pemilihan ruang warna yang mampu merepresentasikan objek secara optimal. Ruang warna RGB kurang efektif karena sensitif terhadap perubahan pencahayaan akibat tidak memisahkan luminansi dan krominansi[10]. Oleh karena itu, ruang warna alternatif seperti HSV dan Lab lebih relevan karena dapat memisahkan informasi warna dan intensitas cahaya, sehingga lebih adaptif dan akurat untuk analisis warna[11].

Dalam konteks pengelompokan data tanpa label, algoritma *K-Means Clustering* merupakan salah satu metode yang banyak digunakan karena memiliki implementasi yang relatif sederhana serta efisien dalam mempartisi data ke dalam sejumlah kluster berdasarkan kemiripan fitur, seperti warna, bentuk, maupun tekstur [12], [13]. Namun, penelitian yang secara khusus membandingkan efektivitas ruang warna HSV dan CIE Lab dalam klasifikasi tingkat kematangan daun teh masih terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini menekankan analisis komparatif kedua ruang warna tersebut menggunakan K-Means. Evaluasi dilakukan dengan metrik Silhouette Score, Davies-Bouldin Index, dan Cluster Purity, serta mengkaji peran kanal warna, khususnya kanal *a* pada ruang Lab, dalam merepresentasikan perubahan klorofil. Kebaruan penelitian ini terletak pada kombinasi

analisis komparatif ruang warna dan evaluasi kualitas kluster yang komprehensif pada objek daun teh, sehingga diharapkan dapat meningkatkan objektivitas dan konsistensi dalam sistem sortasi berbasis citra digital.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan studi eksperimental komparatif berbasis pengolahan citra digital yang bertujuan membandingkan efektivitas ruang warna HSV dan CIE Lab* dalam mengelompokkan kematangan daun teh menggunakan K-Means Clustering, dengan alur penelitian terdiri dari delapan tahapan utama.



Gambar 1. Diagram Alir Metodologi Penelitian

2.1 Alat dan Bahan Penelitian

1. Pengumpulan Dataset

Dataset dalam penelitian ini berupa citra digital daun teh (*Camellia sinensis*) yang diklasifikasikan menjadi tiga tingkat kematangan: setengah matang, matang, dan tua. Citra diambil menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 533×400 piksel dalam format RGB, serta menggunakan latar belakang hitam untuk memudahkan pemisahan objek daun dari latar belakang.

Tabel 1. Distribusi Dataset Citra Daun Teh

No	Kelas Kematangan	Label	Jumlah	%
1	Setengah Matang	half_mature	200	33,4
2	Matang	mature	199	33,3
3	Tua	old	199	33,3
Total			598	100

Berdasarkan Tabel 1, distribusi ketiga kelas relatif seimbang dengan selisih maksimum satu citra antara kelas *mature* dan *old* terhadap kelas *half mature*. Kondisi ini menguntungkan karena mengurangi risiko bias kluster yang umum terjadi pada dataset tidak seimbang, sehingga metrik evaluasi dapat lebih andal merepresentasikan performa aktual pengelompokan.

Secara operasional, klasifikasi didasarkan pada warna dan morfologi daun: half mature berwarna hijau muda cerah dan lentur, mature hijau tua merata dengan permukaan mengkilap (klorofil optimal), dan old berubah menjadi kekuningan atau kecokelatan akibat degradasi klorofil.

2.2 Pra-pemrosesan Citra

Tahap pra-pemrosesan bertujuan menstandarkan seluruh citra ke dalam format yang seragam sebelum dilakukan ekstraksi fitur[14]. Terdapat dua sub-tahap utama dalam proses ini.

1. *Resize dan Normalisasi*

Seluruh citra di-resize menjadi 256×256 piksel menggunakan interpolasi bilinear, lalu dinormalisasi ke rentang [0, 1] dengan membagi nilai piksel dengan 255. Proses ini menjaga konsistensi skala input dan mempercepat konvergensi K-Means.

2. *Segmentasi Latar Belakang*

Penghapusan latar belakang dilakukan sebelum ekstraksi fitur untuk memfokuskan analisis pada piksel daun. Metode yang digunakan adalah thresholding pada channel a* di ruang warna Lab*, karena sensitif terhadap warna hijau (nilai a* negatif).

Pada ruang warna HSV, segmentasi juga dilakukan dengan thresholding pada Hue (25–95°), Saturation (0,2–1,0), dan Value (0,2–1,0). Piksel di luar rentang tersebut dianggap sebagai latar belakang dan dihapus. Hasil segmentasi dari kedua metode disimpan terpisah untuk tahap konversi warna selanjutnya.

2.3 Konversi Ruang Warna

Setiap citra yang telah melalui pra-pemrosesan dikonversi dari ruang warna RGB ke dua ruang warna target secara independen menggunakan fungsi `cv2.cvtColor()` dari library OpenCV 4.8.0.

1. *Konversi ke Ruang Warna HSV*

Konversi RGB ke HSV dilakukan menggunakan kode `COLOR_RGB2HSV`. Ruang warna HSV terdiri dari Hue (0–360°) sebagai jenis warna, Saturation (0–1) sebagai tingkat kemurnian, dan Value (0–1) sebagai kecerahan. Keunggulannya adalah pemisahan warna dari pencahayaan pada channel V, sehingga lebih tahan terhadap variasi intensitas cahaya dibandingkan RGB.

2. *Konversi ke Ruang Warna L*a*b*

Konversi RGB ke Lab* menggunakan kode `COLOR_RGB2LAB` melalui ruang antara CIE XYZ D65 sebagai titik putih referensi. Proses konversi mengikuti persamaan standar

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} - 16$$

$$a^* = 500 \left[\left(\frac{X}{X_n} \right)^{\frac{1}{3}} - \left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} \right]$$

$$b^* = 200 \left[\left(\frac{Y}{Y_n} \right)^{\frac{1}{3}} - \left(\frac{Z}{Z_n} \right)^{\frac{1}{3}} \right]$$

X, Y, Z merupakan koordinat ruang warna CIE XYZ hasil transformasi RGB, sedangkan X_n, Y_n, Z_n adalah referensi titik putih D65. Komponen L* (0–100) menunjukkan kecerahan, a* (–80 hingga +80) sumbu hijau–merah, dan b* (–70 hingga +70) sumbu biru–kuning. Keunggulan Lab* adalah sifat *perceptually uniform*, sehingga perbedaan nilai sebanding dengan persepsi warna manusia.

Tabel 2. Komponen Ruang Warna HSV dan CIE L*a*b

R. Warna	Channel	Rentang	Keterangan
HSV	H (Hue)	0-360°	Jenis warna; indikator utama gradasi hijau daun
HSV	S (Saturation)	0-1	Kemurnian warna; berkorelasi kandungan klorofil
HSV	V (Value)	0-1	Kecerahan piksel; dipengaruhi kondisi pencahayaan
Lab*	L* (Lightness)	0-100	Kecerahan: 0 = hitam, 100 = putih
Lab*	a* (Krominans)	-80 ~ +80	Hijau (negatif) hingga Merah (positif)
Lab*	b* (Krominans)	-70 ~ +70	Biru (negatif) hingga Kuning (positif)

2.4 Ekstraksi Fitur Warna

Fitur statistik diekstrak dari setiap channel pada masing-masing ruang warna, yaitu rata-rata (mean) dan standar deviasi piksel per channel untuk merepresentasikan distribusi warna global citra. Kedua fitur ini dipilih karena efektif membedakan objek biologis berbasis warna dengan kompleksitas komputasi yang rendah.

1. Fitur pada Ruang Warna HSV

Dari ruang warna HSV diekstrak enam nilai statistik yang membentuk vektor fitur:

$$F_{HSV} = [\mu_H, \sigma_H, \mu_S, \sigma_S, \mu_V, \sigma_V]$$

Channel H (Hue) paling informatif dalam membedakan kematangan, dengan half mature pada 60-90° dan old pada 30-50° akibat penurunan klorofil. Channel S menunjukkan kemurnian warna yang berkorelasi dengan klorofil, sedangkan V merepresentasikan kecerahan yang dipengaruhi tekstur permukaan daun.

2. Fitur pada Ruang Warna CIE L*a*b

Dari ruang warna Lab* diekstrak enam nilai statistik yang membentuk vektor fitur:

$$F_{lab} = [\mu_{L^*}, \sigma_{L^*}, \mu_{a^*}, \sigma_{a^*}, \mu_{b^*}, \sigma_{b^*}]$$

Channel a* menjadi fitur paling diskriminatif, dengan nilai yang bergeser dari lebih negatif (half mature) ke lebih positif (mature hingga old), mencerminkan degradasi klorofil. Channel b* sensitif terhadap perubahan kekuningan pada kelas old, sedangkan L* merepresentasikan kecerahan permukaan daun.

2.5 K-Means Clustering

Algoritma K-Means Clustering diterapkan secara independen pada vektor fitur F_{HSV} dan F_{Lab} dengan jumlah kluster $K = 3$, sesuai dengan tiga kelas kematangan yang telah ditetapkan.

Tabel 3. Konfigurasi Parameter K-Means Clustering

Parameter	Nilai	Keterangan
Jumlah K	3	Sesuai tiga kelas: half mature, mature, old

Parameter	Nilai	Keterangan
Inisialisasi	K-Means++	Mengurangi risiko konvergensi ke minimum lokal
Max Iterasi	300	Batas iterasi untuk memastikan konvergensi
Toleransi	1e-4	Threshold minimum perubahan centroid antar iterasi
n_init	10	Dijalankan 10 kali; dipilih hasil inerti terkecil
Metrik Jarak	Euclidean	Jarak titik data ke centroid kluster

3. Penentuan Nilai K Optimal

Meskipun $K = 3$ ditetapkan berdasarkan jumlah kelas, validasi tetap dilakukan dengan dua metode. Metode Elbow digunakan dengan memplot inerti untuk $K = 2-10$ guna menentukan titik optimal, sedangkan Silhouette Score dihitung untuk setiap K untuk mengonfirmasi bahwa $K = 3$ memberikan kualitas kluster terbaik pada kedua ruang warna.

4. Proses Iterasi K-Means

Algoritma bekerja melalui empat langkah iteratif: (1) inisialisasi centroid menggunakan K-Means++ dengan pemilihan awal acak dan berikutnya berdasarkan jarak kuadrat; (2) penugasan sampel ke centroid terdekat menggunakan jarak Euclidean; (3) pembaruan centroid sebagai rata-rata anggota kluster; dan (4) penghentian saat konvergen (perubahan centroid $< 1e-4$) atau mencapai 300 iterasi. Fungsi objektif yang diminimalkan adalah jumlah kuadrat jarak dalam kluster.

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_j ||x_j - \mu_i||^2$$

di mana k adalah jumlah kluster, x_j adalah vektor fitur sampel ke- j , dan μ_i adalah centroid kluster ke- i .

5. Penentuan Label Kluster

Setelah kluster terbentuk, label kelas ditentukan dengan majority voting berdasarkan ground truth, yaitu setiap kluster diberi label sesuai kelas yang paling dominan. Proses ini memungkinkan perhitungan metrik seperti Cluster Purity, sehingga hasil klusterisasi dapat dibandingkan langsung dengan label asli.

2.6 Evaluasi dan Perbandingan

Evaluasi kualitas pengelompokan dilakukan secara kuantitatif menggunakan tiga metrik yang mencakup aspek berbeda dari kualitas kluster.

Tabel 4. Metrik Evaluasi Kualitas K-Means Clustering

Metrik	Formula	Interpretasi
Silhouette Score	$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$	Mendekati +1: kluster baik & terpisah; mendekati 0: tumpang tindih
Davies-Bouldin (DBI)	$DB = \left(\frac{1}{k}\right) \sum \max \left[\left(\frac{s_i + s_j}{d(c_i, c_j)} \right) \right]$	Mendekati 0: kluster kompak & separasi baik

Metrik	Formula	Interpretasi
Cluster Purity	$P = \frac{1}{N} \sum \max C_k \cap T_j $	Kesesuaian kluster dengan label ground truth

Silhouette Score mengukur kohesi dan separasi kluster, dengan a(i) sebagai rata-rata jarak sampel ke kluster yang sama dan b(i) ke kluster terdekat[15]. sedangkan Davies-Bouldin Index (DBI) menilai rasio dispersi terhadap jarak antar centroid (semakin rendah semakin baik)[16]. Cluster Purity mengukur proporsi sampel yang label klusternya sesuai dengan label kelas ground truth [17].

Perbandingan dilakukan antara K-Means berbasis HSV (F_HSV) dan Lab* (F_lab) pada dataset yang sama sebanyak 598 citra. Ruang warna dengan Silhouette Score dan Purity lebih tinggi serta DBI lebih rendah dinilai lebih efektif. Analisis kualitatif juga dilakukan melalui visualisasi kluster menggunakan PCA ke ruang 2 dimensi.

1. Implementasi Sistem Web

Sistem klasifikasi diimplementasikan sebagai aplikasi web berbasis Flask (Python) untuk penggunaan praktis di industri perkebunan teh. Arsitektur terdiri dari backend yang menangani seluruh pipeline pengolahan citra (unggah, pra-pemrosesan, konversi warna, ekstraksi fitur, K-Means, dan hasil) serta frontend menggunakan Tailwind CSS dan Lucide Icons, dengan antarmuka berupa sidebar, tabel hasil klasifikasi, dan doughnut chart (Chart.js) untuk menampilkan distribusi kluster secara real-time.

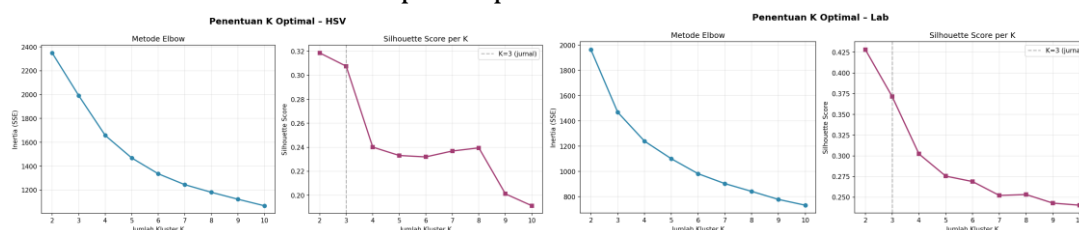
HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pra-pemrosesan Citra

Tahap pra-pemrosesan menghasilkan 598 citra berukuran 256×256 piksel dengan nilai ternormalisasi [0, 1]. Segmentasi berhasil memisahkan objek daun dari latar belakang pada seluruh citra. Pada ruang warna Lab*, channel a* secara konsisten mengidentifikasi piksel daun, sedangkan pada HSV, thresholding (H: 25–95°, S: 0,2–1,0, V: 0,2–1,0) efektif menghilangkan latar belakang. Hasil ini menjadi input yang seragam untuk tahap ekstraksi fitur.

3.2 Hasil Validasi K Optimal

Validasi nilai K optimal dilakukan dengan metode Elbow dan Silhouette Score untuk K = 2–10 pada kedua ruang warna. Kurva Elbow menunjukkan penurunan inerti signifikan hingga K = 3, lalu melandai, baik pada HSV maupun Lab*. Silhouette Score juga tertinggi pada K = 3, sehingga pemilihan K = 3 sesuai tiga kelas kematangan tervalidasi secara statistik. Visualisasi ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2 . Kurva Elbow dan Silhouette Score untuk K = 2 hingga 10

3.3 Hasil Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur menghasilkan vektor berdimensi enam pada tiap ruang warna, yaitu $F_{HSV} = [\mu_H, \sigma_H, \mu_S, \sigma_S, \mu_V, \sigma_V]$ dan $F_{Lab} = [\mu_{L^*}, \sigma_{L^*}, \mu_{a^*}, \sigma_{a^*}, \mu_{b^*}, \sigma_{b^*}]$. Channel H pada HSV membedakan kelas dengan rentang half mature 60–90°, mature 50–75°, dan old 30–55°, mencerminkan degradasi klorofil. Pada Lab*, channel a* juga diskriminatif karena nilainya semakin bergeser ke arah positif seiring meningkatnya kematangan daun.

3.4 Hasil K-Means Clustering

Algoritma K-Means dengan inisialisasi K-Means dijalankan sebanyak 10 kali ($n_{init} = 10$) untuk masing-masing ruang warna, dan hasil dengan inerti terkecil dipilih sebagai model akhir. Tabel 5 merangkum nilai inerti dan jumlah iterasi konvergensi yang diperoleh dari proses training K-Means pada kedua ruang warna.

Tabel 5. Hasil Training K-Means HSV dan Lab*

Ruang Warna	Inerti	Iterasi	n_init	Inisialisasi
HSV	1992.197	11	10	K-Means++
Lab*	1469.246	14	10	K-Means++

Setelah kluster terbentuk, penugasan label dilakukan melalui majority voting terhadap ground truth. Hasil penugasan label menunjukkan bahwa setiap kluster pada kedua ruang warna berhasil didominasi oleh satu kelas kematangan yang konsisten, mengindikasikan bahwa fitur warna yang diekstrak mampu membedakan karakteristik visual antar kelas.

3.5 Evaluasi Kualitas Kluster

Evaluasi kualitas kluster dilakukan menggunakan tiga metrik: Silhouette Score (SS), Davies-Bouldin Index (DBI), dan Cluster Purity. Hasil lengkap disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Metriks K-Means HSV dan Lab*

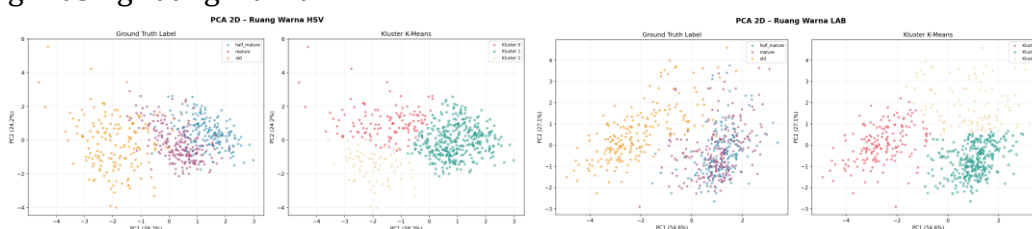
Ruang Warna	Silhouette Score	Davies-Bouldin Index	Cluster Purity	Keterangan
HSV	0.3076	1.3742	61.06%	—
Lab*	0.3716	1.1009	60.07%	—

Berdasarkan Tabel 6, ruang warna Lab* menghasilkan nilai Silhouette Score yang lebih tinggi sebesar 0.3716 dibandingkan HSV sebesar 0.3076, serta nilai Davies-Bouldin Index yang lebih rendah (1.1009 dibandingkan 1.3742), yang menunjukkan kualitas kluster yang relatif lebih baik. Sementara itu, nilai Cluster Purity pada ruang warna HSV sebesar 61.06% sedikit lebih tinggi dibandingkan Lab* sebesar 60.07%. Meskipun demikian, nilai Silhouette Score pada kedua ruang warna masih berada pada kisaran sedang, yang mencerminkan adanya tumpang tindih antar kluster. Hal ini dipengaruhi oleh karakteristik biologis daun teh yang mengalami perubahan warna secara bertahap antar tingkat kematangan, sehingga batas antar kelas tidak bersifat diskrit, serta keterbatasan fitur warna global dan asumsi bentuk kluster pada algoritma K-Means yang

cenderung spherical. Perbedaan kinerja antar ruang warna berkaitan dengan karakteristik representasi warnanya, di mana ruang warna Lab* yang bersifat perceptually uniform—khususnya melalui kanal a^* —lebih efektif dalam merepresentasikan perubahan warna akibat degradasi klorofil dibandingkan ruang warna HSV.

3.6 Visualisasi PCA 2D

Untuk visualisasi distribusi kluster, digunakan Principal Component Analysis (PCA) untuk mereduksi vektor fitur enam dimensi menjadi dua dimensi. Scatter plot pada Gambar 3 menunjukkan sebaran data berdasarkan label kluster hasil K-Means pada masing-masing ruang warna.

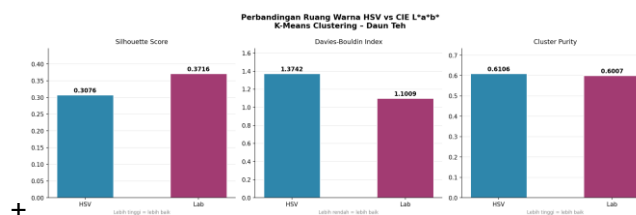


Gambar 3. Scatter Plot PCA 2D Kluster HSV (kiri) dan Lab* (kanan)

Scatter plot menunjukkan bahwa kluster pada ruang warna Lab* memiliki separasi antar kelas yang lebih jelas dibandingkan HSV, dengan tumpang tindih yang lebih kecil. Hal ini sejalan dengan nilai Silhouette Score yang lebih tinggi dan DBI yang lebih rendah. Kelas old paling terpisah karena perubahan warna yang paling mencolok, sedangkan half mature dan mature sedikit tumpang tindih akibat kemiripan warna hijau.

3.7 Perbandingan HSV vs Lab*

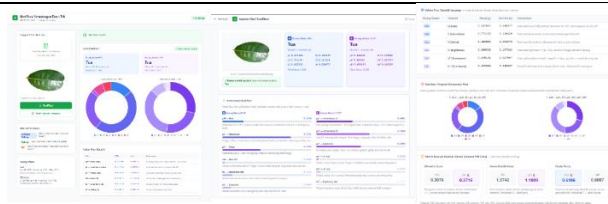
Secara keseluruhan, metrik evaluasi menunjukkan bahwa ruang warna Lab* lebih efektif untuk pengelompokan kematangan daun teh dengan K-Means pada dataset ini. Temuan ini sejalan dengan penelitian Aznawi et al. [9] yang menegaskan keunggulan CIELAB dalam klusterisasi warna objek biologis. Temuan ini menunjukkan bahwa pemilihan ruang warna sangat penting karena memengaruhi kualitas pemisahan dan konsistensi kluster.



Gambar 4. Bar Chart Perbandingan Metrik HSV vs Lab*

3.8 Hasil Implementasi Sistem Web

Sistem klasifikasi diimplementasikan sebagai aplikasi web berbasis Flask yang memungkinkan pengguna mengunggah citra daun teh dan memperoleh hasil klasifikasi tingkat kematangan secara langsung. Antarmuka pengguna menampilkan tabel hasil klasifikasi dan Doughnut Chart berbasis Chart.js yang memvisualisasikan distribusi proporsi kluster secara real-time.



Gambar 5. Tampilan Antarmuka Sistem Web Klasifikasi Daun Teh

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan pengolahan citra digital dengan algoritma K-Means Clustering terbukti efektif dalam mengelompokkan tingkat kematangan daun teh secara lebih objektif dibandingkan penilaian manual. Perbandingan menunjukkan bahwa ruang warna Lab* memiliki performa lebih baik dalam pemisahan dan kekompakan kluster, ditunjukkan oleh Silhouette Score yang lebih tinggi dan Davies-Bouldin Index yang lebih rendah dibandingkan HSV, karena lebih sesuai dengan persepsi warna manusia, khususnya sensitivitas channel a^* terhadap gradasi hijau. Meskipun demikian, HSV memiliki keunggulan dalam ketahanan terhadap variasi cahaya. Secara keseluruhan, sistem berbasis web yang dikembangkan dapat menjadi alat bantu yang andal untuk meningkatkan efisiensi dan standar kualitas dalam proses sortasi daun teh di industri perkebunan.

REFERENCES

- [1] R. N. Identifikasi Kematangan Daun ... | Auliasari, L. Novamizanti, and N. Ibrahim, "Identifikasi Kematangan Daun Teh Berbasis Fitur Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV) (Identification Maturity Tea Leaves Based on Color Feature Hue Saturation Intensity (HSI) and Hue Saturation Value (HSV))," 2020.
- [2] F. Julianifa Putri *et al.*, "Perbandingan Kinerja Algoritma KNN dan SVM dalam Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Medan Berdasarkan Citra Digital," vol. 9, no. 1, pp. 159–170, 2026.
- [3] K. M. Harahap, D. Pangestu, D. Alfarizdi, and F. Iqbal, "Penerapan Pengolahan Citra Digital Berbasis MATLAB untuk Sortasi Ukuran dan Warna Buah Alpukat," *Jurnal Pustaka Data (Pusat Akses Kajian Database, Analisa Teknologi, dan Arsitektur Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 22–26, Jun. 2025, doi: 10.55382/jurnalpustakadata.v5i1.967.
- [4] J. Rusman and N. Pasae, "Prototype Sistem Penyortir Buah Kopi Arabika Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Teknika*, vol. 12, no. 1, pp. 65–72, Mar. 2023, doi: 10.34148/teknika.v12i1.602.
- [5] I. Rosa and A. Ramadhanu, "PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR(KNN) DAN PCA UNTUK KLASIFIKASI APEL HIJAU, APEL FUJI DAN JERUK," 2025.
- [6] F. Liantoni and F. N. Annisa, "FUZZY K-NEAREST NEIGHBOR PADA KLASIFIKASI KEMATANGAN CABAI BERDASARKAN FITUR HSV CITRA," 2018.
- [7] M. Muchtar and R. A. Muchtar, "PERBANDINGAN METODE KNN DAN SVM DALAM KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH MANGGA BERDASARKAN CITRA HSV DAN FITUR STATISTIK," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 2, Apr. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i2.4010.
- [8] M. H. Hanafi, N. Fadillah, and A. Insan, "Optimasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Alpukat Berdasarkan Warna," *IT JOURNAL RESEARCH AND DEVELOPMENT*, vol. 4, no. 1, pp. 10–18, May 2019, doi: 10.25299/itjrd.2019.vol4(1).2477.
- [9] N. M. Aznawi, M. I. Setiadi, Z. Aina, S. Manullang, and S. N. Rahmadiyah, "Implementasi K-Means Clustering pada Citra Digital Tomat untuk Identifikasi Kondisi Segar dan Busuk," *Journal of Students' Research in Computer Science*, vol. 6, no. 1, pp. 59–68, May 2025, doi: 10.31599/srtqmw49.

-
- [10] M. A. Amrozi, D. Figo SW, and R. Wahyusari, "Perbandingan Segmentasi Ruang Warna HSV dan YCbCr untuk Deteksi Objek," *Infomatek*, vol. 26, no. 2, pp. 217–222, Dec. 2024, doi: 10.23969/infomatek.v26i2.19025.
- [11] D. Iskandar Mulyana, V. Arinal, F. Akbarulloh, and P. Studi Teknik, "Efektivitas Penggunaan Ruang Warna HSV untuk Klasifikasi Daging Sapi Segar dan Busuk dalam Industri Pangan," 2025.
- [12] N. M. Aznawi, M. I. Setiadi, Z. Aina, S. Manullang, and S. N. Rahmadiyah, "Implementasi K-Means Clustering pada Citra Digital Tomat untuk Identifikasi Kondisi Segar dan Busuk," *Journal of Students' Research in Computer Science*, vol. 6, no. 1, pp. 59–68, May 2025, doi: 10.31599/srtqmw49.
- [13] Haidar Ahmad Fajri, Safrizal Ardana Ardiyansa, and Eric Julianto, "Segmentasi Citra Daun Tomat Berpenyakit dengan Metode K-Means Clustering pada Ruang Warna HSV," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 14, no. 2, Apr. 2025, doi: 10.33022/ijcs.v14i2.4685.
- [14] R. N. Identifikasi Kematangan Daun ... | Auliasari, L. Novamizanti, and N. Ibrahim, "Identifikasi Kematangan Daun Teh Berbasis Fitur Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV) (Identification Maturity Tea Leaves Based on Color Feature Hue Saturation Intensity (HSI) and Hue Saturation Value (HSV))," 2020.
- [15] Y. Hasan, "PENGUKURAN SILHOUETTE SCORE DAN DAVIES-BOULDIN INDEX PADA HASIL CLUSTER K-MEANS DAN DBSCAN," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3S1, Oct. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3s1.5001.
- [16] Muhammad Raqib Syahkur, D. Hartama, and S. Solikhun, "Evaluasi Jumlah Cluster pada Algoritma K-Means++ Menggunakan Silhouette dan Elbow dengan Validasi Nilai DBI dalam Mengelompokkan Gizi Balita," *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 13, no. 3, pp. 487–496, Oct. 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v13i3.86419.
- [17] A. M. Ikotun, F. Habyarimana, and A. E. Ezugwu, "Cluster validity indices for automatic clustering: A comprehensive review," Jan. 30, 2025, *Elsevier Ltd.* doi: 10.1016/j.heliyon.2025.e41953