

KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN PARIJOTO BERDASARKAN KARAKTERISTIK WARNA MENGUNAKAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR

Ahmad Idris Syirojuddin¹, Aditya Akbar Riadi², Arief Susanto³

Universitas Muria Kudus

Jl. Lkr. Utara, Gondangmanis, Kec. Bae, Kabupaten Kudus, Jawa Tengah

e-mail: 202151175@std.umk.ac.id¹, aditya.akbar@umk.ac.id², arief.susanto@umk.ac.id³

Abstrak

Klasifikasi tingkat kematangan buah parijoto secara manual masih memiliki keterbatasan, ditandai dengan tingkat akurasi yang rendah dan ketidakkonsistenan hasil, yang pada akhirnya berdampak pada menurunnya kualitas panen. Dalam perkembangan teknologi saat ini, pengolahan citra machine learning seperti K-Nearest Neighbor (KNN) dapat dijadikan sebagai metode dalam melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah. Algoritma KNN mempunyai akurasi yang cukup baik dan model algoritmanya sederhana karena bekerja berdasarkan jarak nilai terdekat dari data training ke data testing. Pada sistem klasifikasi juga memanfaatkan fitur warna citra RGB dan HSV dalam mengkategorikan tingkat kematangan buah parijoto. Dalam proses klasifikasi, tingkat kematangan parijoto akan dibagi ke dalam tiga kategori yang berbeda, yaitu parijoto mentah, setengah matang, dan matang. Dataset yang diambil dalam penelitian ini berjumlah 25 data parijoto mentah, 25 data parijoto setengah matang, dan 25 parijoto matang. Setiap gambar diambil dari berbagai sudut dengan jumlah 4 gambar jadi data perkategori kelas sebanyak 100 data set dan total keseluruhan ada 300 gambar parijoto. Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem klasifikasi berbasis web yang diimplementasikan menggunakan framework Flask Python. Evaluasi performa algoritma dilakukan melalui confusion matrix dan menghasilkan akurasi sebesar 82%. Penelitian ini berpotensi menjadi dasar untuk pengembangan teknologi klasifikasi tingkat kematangan buah yang lebih optimal di masa mendatang.

Kata kunci : KNN, Parijoto, HSV, Klasifikasi.

Abstract

The manual classification of parijoto fruit ripeness still has limitations, characterized by low accuracy and inconsistent results, which ultimately affect the quality of the harvest. With current technological advancements, image processing using machine learning, such as the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm, can be utilized as a method for classifying fruit ripeness levels. The KNN algorithm offers fairly good accuracy and has a simple model, as it operates based on the closest distance between training and testing data. The classification system also utilizes RGB and HSV image color features to categorize the ripeness level of parijoto fruit. In the classification process, the ripeness levels are divided into three categories: unripe, semi-ripe, and ripe parijoto. The dataset used in this study consists of 25 unripe, 25 semi-ripe, and 25 ripe parijoto samples. Each image is taken from four different angles, resulting in 100 data samples per class and a total of 300 parijoto images. This research produces a web-based classification system implemented using the Flask Python framework. The algorithm's performance is evaluated using a confusion matrix and achieves an accuracy of 82%. This research has the potential to serve as a foundation for the future development of more optimized fruit ripeness classification technologies.

Keywords: KNN, Parijoto, HSV, Classification.

1. PENDAHULUAN

Buah parijoto atau yang mempunyai nama ilmiah *Medinilla speciosa* termasuk tumbuhan endemik yang tumbuh di wilayah iklim tropis pada area pegunungan dengan ketinggian 800-2.300 mdpl. Parijoto sendiri banyak ditemukan di daerah Gunung Kinabalu (Kalimantan), Gunung Merapi (Yogyakarta) dan

Gunung Muria (Kudus, Jawa Tengah) (Milanda dkk., 2021). Buah parijoto mempunyai karakter bentuk bulat kecil dan berwarna merah keunguan, buah ini mempunyai rasa sepat dan asam yang di mana sering dimanfaatkan untuk bahan produk olahan sirup, pewarna makanan hingga krim. Umumnya pengambilan buah parijoto masih menggunakan cara manual dalam mengklasifikasikan kematangan buah. Penggolongan kematangan buah secara manual akan berimbas pada kualitas hasil panen karena ketidakkonsisten hasil dan rendahnya akurasi. (Arief, 2019).

Dalam perkembangan teknologi saat ini, pengolahan citra Machine Learning seperti algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dapat digunakan sebagai pendekatan dalam menentukan tingkat kematangan buah. Metode klasifikasi algoritma menggunakan KNN cukup sederhana namun efektif. Mempunyai akurasi cukup tinggi, algoritma ini berkerja dengan mengklasifikasikan objek berdasarkan jarak terdekat antara data uji dan data latih yang menggunakan perhitungan jarak seperti Cityblock Distance dan Euclidean Distance. (Media & Budidarma, 2022).

Dalam mengkategorikan tingkat kematangan, sistem klasifikasi memanfaatkan fitur warna RGB dan diubah ke dalam HSV. Fitur warna RGB merupakan model warna yang menggunakan konsep penambahan kuat cahaya primer yaitu red, green dan blue, ketiga warna ini menjadi patokan dasar yang kemudian akan diubah kedalam kode warna (Dijaya & Setiawan, 2023). Kode warna RGB akan dikonversi menjadi kode warna HSV untuk efisiensi dan keefektifan warna dalam proses klasifikasi. HSV sendiri merupakan representasi dari warna silinder yakni hue, saturation dan value sedangkan RGB representasi dari warna kartesius. (Wandi, dkk, 2021).

Tujuan dari penelitian ini untuk mengeksplorasi penggunaan algoritma KNN dalam proses klasifikasi tingkat kematangan buah parijoto dimana ruang warna HSV dimanfaatkan dalam fitur warna. Pendekatan ini menggunakan teknologi pengolahan citra digital, di mana gambar yang diambil akan diproses oleh sistem untuk kemudian diinterpretasikan oleh komputer. Penggunaan teknologi ini memungkinkan komputer untuk menganalisis setiap gambar dan mengenali pola warna yang berkaitan dengan tingkat kematangan buah (Saputra, dkk, 2023)

Dalam proses klasifikasi ini, tingkat kematangan parijoto akan dibagi ke dalam tiga kategori yang berbeda, yaitu parijoto mentah, setengah matang, dan matang. Dengan pemetaan kategori ini, diharapkan sistem dapat secara otomatis menentukan tingkat kematangan buah parijoto secara lebih cepat dan akurat, tanpa memerlukan pengamatan manual. Selain itu, penelitian ini memiliki potensi untuk menjadi landasan bagi studi lanjutan yang dapat mengembangkan metode serupa pada jenis buah atau objek lainnya..

2. METODE PENELITIAN

Metode yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dimana dalam analisa data dilakukan secara matematis untuk memperoleh hasil yang akurat.

2.1. Studi Literatur

Dalam studi literatur, peneliti menggunakan berbagai referensi seperti situs terkait, jurnal ilmiah, artikel, serta penelitian terkini yang berfokus pada pengembangan aplikasi dan metodologinya. Data dari berbagai sumber ini dijadikan landasan untuk memahami konsep dan metode dalam membuat perancangan sistem

2.2. Observasi

Metode observasi guna mendapatkan data penelitian di daerah perkebunan buah parijoto, Pegunungan Muria, Kudus. Pelaksanaannya dilakukan pada bulan Januari 2025. Data yang diambil terdiri dari 25 data parijoto mentah, 25 data parijoto setengah matang, dan 25 parijoto matang. Setiap gambar diambil dari berbagai sudut dengan jumlah 4 gambar jadi data perkategori kelas sebanyak 100 data set dan total keseluruhan ada 300 gambar parijoto.

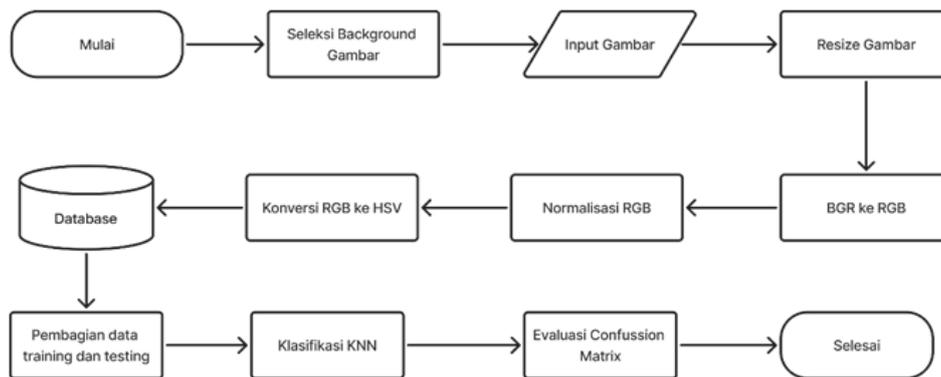
2.3 Metode Pengembangan Sistem

Metode yang digunakan dalam pengembangan sistem menerapkan metode waterfall yang terdiri dari lima tahapan. Pertama, analisis kebutuhan dilakukan melalui wawancara dengan pemilik perkebunan parijoto untuk memahami kebutuhan aplikasi. Kedua, desain antarmuka dirancang berbasis web dengan tampilan sederhana agar mudah digunakan. Ketiga, penulisan kode program dilakukan berdasarkan desain yang telah dibuat. Keempat, pengujian dilakukan menggunakan metode Black Box dan evaluasi model KNN dengan confusion matrix untuk memastikan akurasi. Terakhir, tahap penerapan dan pemeliharaan mencakup perbaikan bug, penambahan modul, serta penyesuaian sistem sesuai kebutuhan pengguna.

Dalam sistem klasifikasi yang dibangun melalui tahap pengolahan citra digital. Alur kerja proses klasifikasi menggunakan algoritma KNN antara lain:

1. Data set gambar parijoto dihapus latar belakang menjadi putih polos yang bernilai 255
2. Masukkan gambar untuk dilakukan preprocessing
3. Ubah ukuran semua gambar dataset menjadi 200 x 200 piksel

4. Ubah format warna gambar dari BGR ke RGB karena default opencv menggubakan RGB
5. Normalisasi nilai RGB agar mendapatkan hasil antara 0-1
6. Konversi nilai RGB ke HSV dan hitung nilai rata-rata
7. Saat akan dimasukkan database dataset gambar dilabeli dengan angka 1 untuk mentah, 2 untuk setengah matang dan 3 untuk matang
8. Membagi data set sebanyak 80% data training dan 20% data testing
9. Menghitung nilai klasifikasi KNN dan menentukan nilai K dengan akurasi yang baik
10. Menghitung nilai confusion matrix untuk dievaluasi lebih lanjut.



Gambar 1 Alur Klasifikasi Algoritma KNN

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Sistem Klasifikasi

Hasil dari penelitian ini adalah sistem klasifikasi kematangan buah parijoto. Sistem ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman python dan framework flask dengan memanfaatkan algoritma KNN yang dapat mengklasifikasikan objek berdasarkan kategori dari tetangga terdekatnya. Algoritma ini bekerja berdasarkan atribut dan sampel pelatihan yang dievaluasi menggunakan nilai K dari tetangga terdekat dalam data pelatihan.

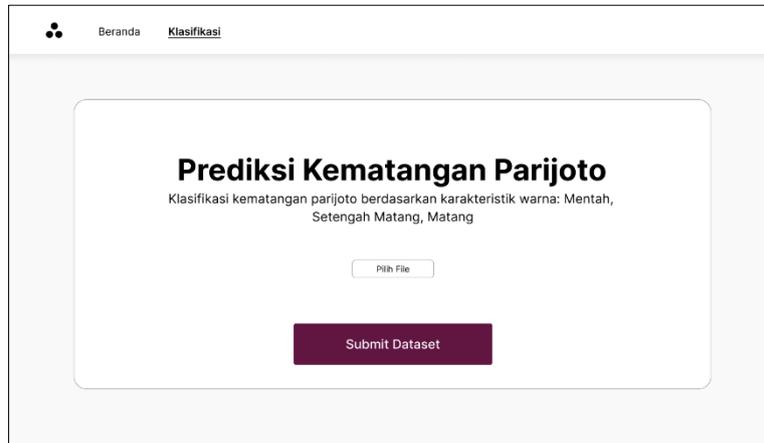
Berikut merupakan aplikasi sistem klasifikasi kematangan buah parijoto yang berbasis web.

Pada gambar 2 merupakan halaman awal sistem klasifikasi kematangan buah parijoto. Halaman awal berisi informasi terkait aplikasi klasifikasi kematangan parijoto dan menu utama sistem klasifikasi.



Gambar 2 Halaman Awal Web Klasifikasi Parijoto

Pada halaman menu klasifikasi gambar 3 terdapat fitur utama yang berfungsi prediksi kematangan parijoto. Pengguna perlu menginput data dengan cara menekan pilih file lalu tombol submit dataset dan memilih data set yang akan diklasifikasi.



Gambar 3 Klasifikasi Kematangan Parijoto

Pada tampilan hasil terdapat hasil klasifikasi yang telah proses oleh sistem. Gambar 4 menunjukkan hasil klasifikasi kematangan parijoto dengan dataset yakni parijoto mentah, setengah matang dan matang.



Gambar 4 Hasil Klasifikasi Kematangan Parijoto Gambar 5 Hasil Klasifikasi Bukan Data Parijoto

3.2. Data Sistem Klasifikasi

Pada tabel 1 menampilkan sejumlah dataset parijoto untuk diolah oleh sistem sebanyak 240 gambar yang terdiri dari 3 kategori yakni mentah, setengah matang dan matang. Masing-masing kategori berjumlah 100 gambar.

Tabel 1 Data Parijoto

No	Kategori	Jumlah Parijoto	Gambar yang di ambil Per-Buah	Jumlah gambar
1	Mentah	25	4	100
2	Setengah Matang	25	4	100
3	Matang	25	4	100
Jumlah Keseluruhan Gambar				300

Pada tabel 2 menunjukkan citra sampel data yang digunakan untuk diolah oleh sistem. Data diambil menggunakan kamera dengan latar belakang putih.

Tabel 2 Sampel Data Citra Kematangan Parijoto

No	Sampel Data Citra	Jenis Label
1		Mentah
2		Setengah Matang
3		Matang

3.3. Resize Gambar

Untuk memastikan ukuran data sama, peneliti melakukan proses *resize* gambar menjadi ukuran 200 x 200 piksel untuk setiap gambar. Standarisasi ukuran ini bertujuan agar data memiliki dimensi yang seragam, sehingga dapat lebih sesuai dengan model atau algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).

```
# Ukuran data set yang akan diresize
target_size = (200,200)
```

3.3. Konversi RGB

Pada Tabel 3, peneliti menetapkan nilai RGB untuk setiap koordinat dengan rentang nilai antara 0 hingga 255. Di bawah ini ditampilkan nilai RGB dari salah satu dataset yang ditentukan berdasarkan koordinat tertentu.

Tabel 3 Sampel Koordinat RGB Salah Satu Data Set

Koordinat		Warna		
X	Y	Normalisasi R	Normalisasi G	Normalisasi B
80	85	0.76	0.31	0.32

73	54	0.7	0.34	0.36
74	30	0.78	0.37	0.31
79	39	0.74	0.29	0.31
83	60	0.75	0.32	0.32

3.4. Normalisasi RGB

Peningkatan kualitas perbandingan citra dimana gambar yang diambil dalam kondisi pencahayaan yang bervariasi dapat dilakukan dengan menggunakan normalisasi RGB. Proses normalisasi dilakukan dengan cara membagi nilai RGB setiap piksel dengan nilai 255 sehingga menghasilkan rentang nilai 0 hingga 1.

Tabel 4 Menunjukkan Nilai Normalisasi Gambar Per Koordinat.

Koordinat		Warna		
X	Y	Normalisasi R	Normalisasi G	Normalisasi B
80	85	0.76	0.31	0.32
73	54	0.7	0.34	0.36
74	30	0.78	0.37	0.31
79	39	0.74	0.29	0.31
83	60	0.75	0.32	0.32

Tabel 5 menyajikan salah satu contoh rata-rata hasil normalisasi RGB per gambar, yang nantinya akan digunakan sebagai dataset untuk menentukan nilai Euclidean.

Tabel 5 Sampel Rata-rata RGB Per-Gambar

Rata-rata Normalisasi RGB		
MeanR	MeanG	MeanB
0.750	0.330	0.330

3.5. Ekstraksi HSV

Tabel 6 menyajikan hasil ekstraksi fitur warna dalam ruang warna HSV. Setiap perhitungan dalam tabel dilakukan berdasarkan masing-masing koordinat. Nilai HSV diperoleh menggunakan rumus berikut:

$$V = \max(r,g,b)$$

$$S = \left\{ \begin{array}{l} V - \frac{\min(r,g,b)}{v} \rightarrow \text{jika } V \neq 0 \\ \frac{60^\circ \times (g-b)}{v - \min(r,g,b)} \rightarrow \text{jika } V=r \\ \frac{120^\circ + 60^\circ (b-r)}{v - \min(r,g,b)} \rightarrow \text{jika } V=g \\ \left\{ \begin{array}{l} \frac{240^\circ + 60^\circ (r-g)}{v - \min(r,g,b)} \rightarrow \text{jika } V = b \\ H = H + 360^\circ \rightarrow \text{jika } H < 0 \end{array} \right. \end{array} \right.$$

Keterangan:

- R = nilai merah
- B = normalisasi blue
- S = nilai saturation
- G = nilai green
- B = nilai blue
- g = normalisasi green
- V = nilai value
- H = nilai hue
- r = normalisasi red

Tabel 6 Sampel HSV Per-Koordinat Gambar

Koordinat		Warna		
X	Y	H (°)	S	V
80	85	358.67	0.59	0.76
73	54	356.67	0.51	0.70
74	30	7.66	0.60	0.78
79	39	357.33	0.60	0.74
83	60	0.00	0.57	0.75

Rata-rata nilai HSV untuk setiap citra ditampilkan pada tabel 7. penggunaan nilai rata-rata bertujuan untuk menetapkan variabel yang digunakan dalam perhitungan jarak Euclidean.

Tabel 7 Nilai Rata-Rata HSV Untuk Setiap Gambar

Rata-Rata Keseluruhan Per Gambar		
MeanH (°)	MeanS	MeanV
0.8	0.576	0.746

3.6. Klasifikasi KNN

Dalam proses kerja algoritma KNN, peneliti menggunakan data (x) sebagai variabel independen dan data (y) sebagai variabel dependen. Data set dibagi sebanyak 80% untuk data training dan 20% untuk data testing dan nilai = 7 ditetapkan sebagai jarak Euclidean.

```

data = pd.read_csv(data_file) #Membaca file CSV ke dalam DataFrame
x = data[['MeanR', 'MeanG', 'MeanB', 'MeanH', 'MeanS', 'MeanV']] #Mengambil fitur
dari data
y = data['Kematangan'] #Mengambil label dari data

#Membagi data menjadi data latih dan uji
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2,
random_state=0)

#Inisialisasi model KNN dengan k=7 dan menggunakan Euclidean distance
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=7, metric='euclidean')

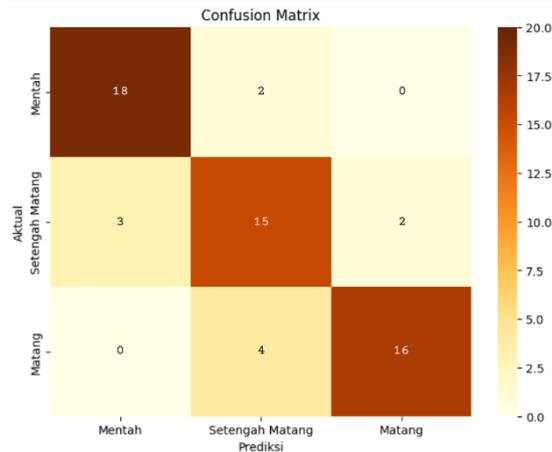
#Melatih model dengan data latih
knn.fit(x_train, y_train)

#Memprediksi label data uji
y_pred = knn.predict(x_test)

```

3.7. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan sebuah metode untuk mengukur kinerja sistem klasifikasi. Metode ini menilai performa serta akurasi dari sebuah sistem klasifikasi dalam mengklasifikasikan data uji. Dalam sistem klasifikasi tingkat kematangan parijoto terdapat beberapa metrik yang akan digunakan antara lain *Precision*, *Recall* dan *F1 Score*. *Precision* mengukur seberapa jauh prediksi positif dari model yang tepat, *recall* atau sensitivitas digunakan untuk mengukur seberapa jauh model berhasil mendeteksi seluruh data positif sebenarnya dan *F1 Score* merupakan penggabungan dari *Precision* dan *Recall* (Syafaat dan Dwifabri, 2022). Berikut hasil *confusion matrix* dari setiap kelas.



Gambar 6 Hasil Confussion Matrix

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *confusion matrix* untuk masing-masing kelas, yaitu mentah, setengah matang, dan matang, yang disajikan dalam tiga tabel terpisah.

Tabel 8 Hasil Confussion Matrix Mentah

Aktual	Prediksi	
	Mentah	Bukan Mentah
Mentah	18 (TP)	2 (FN)
Bukan Mentah	3 (FP)	37 (TN)

Pada tabel 9 merupakan *confusion matrix* pada kelas mentah. Pada tabel tersebut *True Positives (TP)*: 18, *False Negatives (FN)*: 2, *False Positives (FP)*: 3, *True Negatives (TN)*: 60 - (18 + 2 + 3) = 37, maka dihitunglah nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *F1 score* sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{Total} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{18+37}{60} \times 100\% = 91\%$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

$$\text{Precision} = \frac{18}{18+3} = 0.857$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

$$\text{Recall} = \frac{18}{18+2} = 0.9$$

$$F-1 \text{ Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

$$F-1 \text{ Score} = 2 \times \frac{0.857 \times 0.9}{0.857 + 0.9} = 0.878$$

Tabel 9. Hasil Confussion Matrix Setengan Matang

Aktual	Prediksi	
	Setengah Matang	Bukan Setengah Matang
Setengah Matang	15 (TP)	5 (FN)
Bukan Setengah Matang	6 (FP)	34 (TN)

Tabel tersebut *True Positives (TP)*: 15, *False Negatives (FN)*: 5, *False Positives (FP)*: 6, *True Negatives (TN)*: 34, maka dihitunglah nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *F1 score* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{Total} \times 100\% \\ \text{Akurasi} &= \frac{15+34}{60} \times 100\% = 81\% \\ \text{Precision} &= \frac{TP}{TP+FP} \\ \text{Precision} &= \frac{15}{15+6} = 0.714 \\ \text{Recall} &= \frac{TP}{TP+FN} \\ \text{Recall} &= \frac{15}{15+5} = 0.75 \\ \text{F-1 Score} &= 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \\ \text{F-1 Score} &= 2 \times \frac{0.714 \times 0.75}{0.714 + 0.75} = 0.731 \end{aligned}$$

Tabel 10 Hasil Confusion Matrix Matang

Aktual	Prediksi	
	Matang	Bukan Matang
Matang	16 (TP)	4 (FN)
Bukan Matang	2 (FP)	38 (TN)

Pada tabel 10 adalah confusion matrix pada kelas matang. Pada tabel tersebut *True Positives (TP)*: 16, *False Negatives (FN)*: 4, *False Positives (FP)*: 2, *True Negatives (TN)*: 38, maka dihitunglah nilai akurasi, *precision*, *recall* dan *F1 score* sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{Total} \times 100\% \\ \text{Akurasi} &= \frac{16+38}{60} \times 100\% = 90\% \\ \text{Precision} &= \frac{TP}{TP+FP} \\ \text{Precision} &= \frac{16}{16+2} = 0.889 \\ \text{Recall} &= \frac{TP}{TP+FN} \\ \text{Recall} &= \frac{16}{16+4} = 0.8 \\ \text{F-1 Score} &= 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \\ \text{F-1 Score} &= 2 \times \frac{0.889 \times 0.8}{0.889 + 0.8} = 0.841 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil pengujian terhadap 48 data uji, yang terdiri dari 15 data untuk kelas mentah, 21 data untuk kelas setengah matang, dan 12 data untuk kelas matang, diperoleh tingkat akurasi sebesar 82%. Setiap kelas memiliki bobot yang sama dalam perhitungan Macro Avg, berikut adalah perhitungannya:

$$\begin{aligned} \text{Precision Macro Avg} &= \frac{(0.857 \times 20) + (0.714 \times 20) + (0.889 \times 20)}{20 + 20 + 20} = 0.82 \\ \text{Recall Macro Avg} &= \frac{0.90 + 0.75 + 0.80}{3} = 0.82 \\ \text{F1 - Score Macro Avg} &= \frac{0.878 + 0.713 + 0.841}{3} = 0.82 \end{aligned}$$

Perhitungan rata-rata tertimbang (Weighted Average) dilakukan dengan memberikan bobot sesuai jumlah data pada masing-masing kelas, dengan rincian sebagai berikut:

$$\text{Precision Weight Avg} = \frac{(0.857 \times 20) + (0.714 \times 20) + (0.889 \times 20)}{20 + 20 + 20} = 0.82$$

$$\text{Recall Weight Avg} = \frac{(0.90 \times 20) + (0.75 \times 20) + (0.80 \times 20)}{20 + 20 + 20} = 0.82$$

$$\text{F1-Score Weight Avg} = \frac{(0.878 \times 20) + (0.731 \times 20) + (0.841 \times 20)}{20 + 20 + 20} = 0.82$$

3.8. Pengujian Blackbox

Pengujian Blackbox bertujuan untuk menilai fungsionalitas perangkat lunak dan memastikan setiap fitur beroperasi sesuai dengan spesifikasi sistem. Hasil pengujian tersebut ditampilkan pada Tabel 11.

Tabel 11 Hasil pengujian Black Box

No	Aktivitas Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
1	Pengguna mengakses halaman utama melalui menu beranda.	Menampilkan menu beranda	Tampil menu beranda	Berhasil
2	Pengguna memasukkan file berformat jpg/jpeg/png	Sistem memproses file dan tampil hasil klasifikasi	Tampil hasil klasifikasi	Berhasil
3	Pengguna memasukkan file bukan jpg/jpeg/png	Sistem hanya dapat memproses gambar dengan format jpg, jpeg, atau png; format lainnya tidak dapat diproses	Pesan muncul bahwa proses hanya dapat dilakukan jika format gambar adalah jpg, jpeg, atau png	Berhasil

4. KESIMPULAN Dan SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilaksanakan, dapat disimpulkan bahwa sistem klasifikasi tingkat kematangan parijoto berhasil dikembangkan dengan menggunakan dataset sebanyak 300 data, yang terbagi secara merata menjadi tiga kategori kematangan: mentah, setengah matang, dan matang. Model klasifikasi ini dibangun dan diimplementasikan menggunakan framework Flask, sehingga memungkinkan pengguna untuk mengakses sistem melalui platform berbasis web. Tingkat akurasi mencapai 82% dimana ini merupakan evaluasi performa model yang menunjukkan hasil yang cukup baik. berdasarkan analisis confusion matrix. Selain itu, sistem telah berhasil diuji menggunakan metode Black Box, yang mencakup pengujian terhadap setiap menu dan fitur yang ada, guna memastikan semua fungsi berjalan sesuai harapan.

4.2 Saran

Berdasarkan temuan penelitian, peneliti merekomendasikan beberapa pengembangan lanjutan untuk hasil yang lebih optimal. Di antaranya, membandingkan algoritma lain untuk meningkatkan akurasi, menguji model dengan objek berbeda untuk melihat konsistensi performa, menambah jumlah data pelatihan, serta mengembangkan sistem web dengan fitur input kamera agar klasifikasi dapat dilakukan secara real time

DAFTAR PUSTAKA

- [1]. Arief M. Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM. Jurnal Ilmu Komputer dan Desain Komunikasi Visual. 2019; 4(1): 9–16.

-
- [2]. Dijaya R, Setiawan H. Buku Ajar Pengolahan Citra Digital. M. Tanzil & M. D.KW, Editors. Pertama ed. Sidoarjo: UMSIDA Press; 2023.
- [3]. Media J, Budidarma I. Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV. *Jurnal Media Informatika Budidarma*. 2022; 6: 9–17.
- [4]. Milanda T, Lestari K, Tarina NTI. Antibacterial Activity of Parijoto (*Medinilla speciosa* Blume) Fruit Against *Serratia marcescens* and *Staphylococcus aureus*. *Indonesian Journal of Pharmaceutical Science and Technology*. 2021; 8(2): 76–85.
- [5]. Saputra J, Sa Y, Ardhana YP, Afriansyah M. Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Kulit Buah. *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*. 2023; 3(5): 347–354. Available from: <https://djournals.com/resolusi>
- [6]. Wandu D, Dede, Fauziah N. Deteksi Kelayuan Pada Bunga Mawar dengan Metode Transformasi Ruang Warna Hue Saturation Intensity (HSI) dan Hue Saturation Value (HSV). Jakarta; 2021.