

Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Markisa Asam dengan Ekstraksi Ciri Berbasis Cita Digital

Herlinah^{1*}, Indriani Nurazizah², Nasrullah³

^{1,2}Teknik Informatika Universitas Handayani Makassar

³Sistem Informasi Universitas Handayani Makassar

linaherlinah@handayani.ac.id

ABSTRACT — *The harvest of passion fruit relies on the harvesting process to reach consumers with good fruit quality. The harvesting process utilizes scientific knowledge and farmers' experience, especially when there are many workers with varying visual measurement abilities. Inconsistencies in perception can lead to low fruit production. This research aims to create an image processing application to classify the ripeness level of passion fruit using the extraction of Hue Saturation Value features and the K-Nearest Neighbour method. The modeling method used UML, which consists of use case diagrams, activity diagrams, sequence diagrams, class diagrams, and component diagrams. The application development is done using the Python programming language with a MySQL database. The method employed includes HSV through feature extraction from RGB values, and KNN using HSV values to classify the ripeness levels of passion fruit. The result of this research is a system that can classify the ripeness of passion fruit into 4 classes: Overripe, Ripe, Moderately Ripe, and Unripe. After testing with different light levels, image sizes, and distances, it was found that light levels significantly influence the classification results. There are 400 training data and 20 test data points used in the Confusion Matrix method. Out of these, 16 data points were correctly classified, and 6 data points were misclassified, resulting in an accuracy rate of 80%.*

Keywords—*Passion Fruit, digital, clasification, extraction, Maturity Classification*

ABSTRAK — Buah markisa bergantung pada proses panen agar sampai ke tangan konsumen dengan mutu buah yang baik. Proses panen memanfaatkan pengetahuan ilmiah dan pengalaman petani, terlebih jika memiliki banyak tenaga kerja dengan daya ukur visual yang berbeda-beda dan ketidakkonsistenan persepsi akan menjadi sebab produksi buah menjadi rendah. Penelitian ini bertujuan untuk membuat aplikasi pengolahan citra untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan markisa dengan menggunakan ekstraksi ciri *Hue Saturation Value* dan metode *K-Nearest Neighbour*. Metode pemodelan menggunakan *UML*, yang terdiri dari *use case diagram*, *activity diagram*, *sequence diagram*, *class diagram*, dan *component diagram*. Pembuatan aplikasi menggunakan bahasa pemrograman *python* dengan basis data yang dibuat dengan *MySql*. Metode yang digunakan adalah *HSV* melalui ekstraksi ciri dari nilai *RGB*, dan *KNN* yang menggunakan nilai-nilai *HSV* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah markisa. Hasil dari penelitian ini adalah sistem dapat mengklasifikasikan kematangan buah markisa asam yang telah dibagi menjadi 4 kelas, yaitu Terlalu Matang, Matang, Cukup Matang, dan Belum Matang. Setelah melalui pengujian dengan tingkat cahaya, ukuran gambar dan jarak, bahwa tingkat cahaya sangat berpengaruh pada hasil klasifikasi. Terdapat 400 data latih, dan 20 data uji yang menggunakan metode *Confussion*

Matrix dengan 16 data dinyatakan sesuai dan 6 data dinyatakan tidak, melalui perhitungan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80%.

Kata kunci—Markisa, Digital, Klasifikasi, Ekstraksi, Klasifikasi Kematangan.

I. PENDAHULUAN

Buah markisa merupakan tanaman hortikultura yang banyak dibudidayakan di provinsi Sulawesi Selatan dan menjadi salah satu komoditas unggulan dalam bentuk jus atau dodol markisa. Pada Tabloid *Online* *Tribun Timur* tahun 2018 menyatakan bahwa Pemerintah Daerah Sulawesi Selatan telah membuka peluang kerjasama dengan perusahaan Singapura untuk memasarkan markisa di negara tersebut, tujuan ekspor membuat produksi markisa harus terus ditingkatkan untuk memenuhi kebutuhan pasar mancanegara [1]. Peningkatan produksi memiliki faktor pendukung, yaitu dengan menjaga kualitas dan keseragaman warna buah agar cita rasa yang diharapkan konsumen tetap ada. Hal tersebut bergantung pada tingkat kematangan buah yang terjadi pada tahap sortasi. Oleh karena itu, wawasan perhal kematangan buah sangat berpengaruh pada tingkat kepercayaan konsumen.

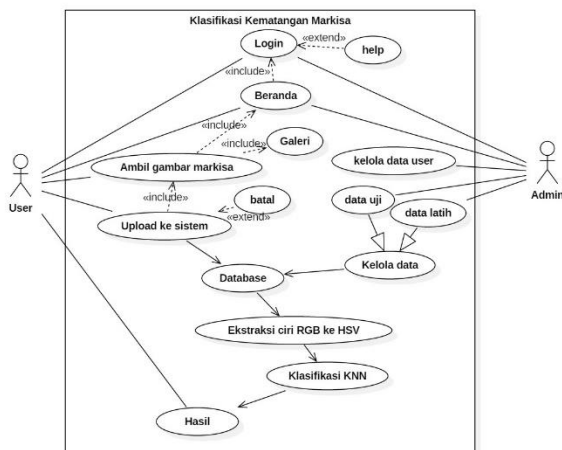
Selama ini, penilaian kematangan markisa dilakukan dengan cara manual. Yaitu, masyarakat melakukan proses panen apabila diprediksi telah matang. Hal ini tentu saja telah dilakukan sejak awal pembudidayaan dan tidak memberikan efek produksi untuk perorangan, tetapi untuk petani yang memang bertujuan membudidayakan dan melakukan aktifitas perekonomian akan sangat berpengaruh. Proses sortasi manual tersebut memanfaatkan pengetahuan ilmiah dan pengalaman petani, terlebih jika memiliki banyak tenaga kerja dengan daya ukur visual yang berbeda-beda dan ketidakkonsistenan persepsi akan menjadi sebab produksi buah menjadi rendah. Apabila buah yang belum matang dimasukkan ke proses sortasi, maka akan terjadi pengeringan sebelum sampai ke

tangan konsumen, hal ini disebabkan pertumbuhan markisa belum sepenuhnya terjadi. Sama halnya dengan buah yang terlalu matang apabila dimasukkan dalam proses sortasi, maka akan terjadi proses pembusukan, sehingga tidak layak untuk dikonsumsi. Hal tersebutlah yang mempengaruhi pentingnya tingkat kematangan buah pada proses sortasi markisa.

Mengulik dari berbagai permasalahan di atas, maka perlu pengadaan sebuah pengimplementasian sistem yang berjudul “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Markisa Berbasis Citra Digital” yang akan menghasilkan output berupa 4 kelas kematangan melalui proses ekstraksi warna RGB ke HSV, dan perhitungan KNN untuk memberikan klasifikasi.

2. METODE PENELITIAN

Penggambaran proses sistem disajikan dalam use case diagram yang dapat dilihat pada gambar di bawah :



Gambar 1 Pemodelan Sistem

2.1 Citra RGB

Citra RGB adalah jenis citra dalam bentuk komponen R (red), G (green), dan B (blue) dimana tiap komponennya menggunakan 8 bit dengan nilai berkisar 0 sampai 255. Maka, kemungkinan warna yang bisa disajikan dapat mencapai 255 x 255 x 255 atau 16.581.375 [2].

2.2 Model HSV

Model HSV (Hue Saturation Value) menunjukkan ruang warna dalam bentuk 3 komponen yang dinamakan *brightness*, dimana Hue memiliki sudut 0 – 360 derajat dan menunjukkan jenis warna seperti merah, biru, atau kuning. Sedangkan Saturation adalah ukuran seberapa besar kemurnian dari sebuah warna

dengan nilai warna adalah 0 sampai 100%. Dan Value atau *intensity* adalah ukuran untuk melihat seberapa besar kecerahan dari suatu warna [3].

2.3 Algoritma K-Nearest Neighbor

Algoritma *K-Nearest Neighbor* disingkat KNN merupakan salah satu algoritma dalam supervised learning dimana hasil dari instance yang baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas dari kategori k terdekat, tujuannya adalah untuk mengklasifikasikan objek baru berdasarkan atribut dan sampel-sampel dari training data. Karena perlu mengetahui nilai k untuk menentukan kelas dari suatu objek, algoritma KNN digunakan untuk mengklasifikasikan data. Pada gambar di atas, KNN digunakan untuk mencari kelas objek bintang berwarna biru, yang kemungkinan termasuk kelas lingkaran merah atau kotak hijau. Ketika nilai k diatur ke 3, sebuah lingkaran besar dengan bintang biru sebagai objek pusatnya dan hanya tiga data yang dibuat (nilai k = 3). Terbukti bahwa tiga titik terdekat objek bintang biru adalah lingkaran merah. Akibatnya, objek bintang biru masuk dalam kelas lingkaran merah [4].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Proses Mean dalam RGB

Proses pertama adalah mengambil gambar yang akan diproses terlebih dahulu dengan mengubah nilai RGB menjadi HSV. Nilai-nilai tersebut akan dirata-ratakan kemudian dikelompokkan di masing-masing warna R(red), G(green), dan B(blue).



Gambar 2 Representasi Pikel Citra Markisa

Pada gambar 2 merupakan salah satu data latih yang diperbesar hingga 4 x 4 pixel, nilai dari tiap pixel tersebut akan dirata-ratakan dari masing-masing nilai R, G, dan B. Nilai di bawah merupakan hasil mean dari citra pada gambar 2, yang kemudian nilai tersebut akan diproses melalui perhitungan manual untuk

diketahui klasifikasi kematangan data latih pada gambar 2.

Tabel 1 Rata-rata nilai RGB dari citra 4 x 4 pixel

Mean	167.0625	51.25	26
------	----------	-------	----

3.2 Nilai HSV

Model HSV adalah variasi yang didapat dari RGB, jadi untuk mendapatkan nilai dari HSV, perubahan nilai itu penting. Menghitung nilai v terlebih dahulu menggunakan hasil dari nilai max. Hasil dari nilai delta menjadi kondisi dalam percabangan penentuan rumus s. Untuk nilai h melakukan perbandingan max antara r, g, b dalam penentuan rumus. Masing-masing hasil nilai perhitungan h, s, dan v akan dinormalisasi dan diinput ke database. Rumus max dan min pada nilai RGB dapat menggunakan persamaan di bawah. Sama halnya dengan selisih antara max dan min yang terangkum dalam delta.

$$\begin{aligned} \text{Nilai Max} &= (167.0625, 51.25, 26) \\ &= 167.0625 \\ \text{Nilai Min} &= (167.0625, 51.25, 26) \\ &= 26 \\ \text{Delta} &= \text{Max} - \text{Min} \\ &= 167.0625 - 26 \\ &= 141.0625 \end{aligned}$$

Setelah mendapat nilai max dan min, berikut adalah persamaan yang dilakukan untuk menentukan nilai HSV.

$$\begin{aligned} v &= \frac{\text{Max}}{256} \\ &= \frac{167.0625}{256} \\ &= 0.625 \end{aligned}$$

Karena delta tidak sama dengan 0, maka

$$\begin{aligned} s &= \frac{\text{Delta}}{\text{Max}} \\ &= \frac{141.0625}{167.0625} \\ &= 0.844 \end{aligned}$$

Karena Max sama dengan r, maka

$$\begin{aligned} h &= \left(\frac{60(g - b)}{\text{Delta}} \right) \% 6 \\ &= \left(\frac{60(51.25 - 26)}{141.0625} \right) \% 6 \\ &= \left(\frac{1515}{141.0625} \right) \% 6 \\ &= 10.739 \% 6 \\ &= 4.739 \end{aligned}$$

Tabel 2 Hasil normalisasi nilai hsv

Hasil Normalisasi	H	S	V
	1.316	88.4	62.5

3.3 Proses Klasifikasi KNN

Mencari nilai kedekatan antara nilai-nilai lama dengan nilai baru dengan menggunakan Euclidean Distance. Nilai yang telah diinput akan diurutkan berdasarkan ASC dengan nilai k yang telah ditentukan. Nilai lama yang berasal dari data latih akan menjadi perbandingan terhadap nilai baru dan diurutkan dari yang paling kecil, kemudian algoritma KNN akan mencari nilai tetangga yang akan menentukan hasil klasifikasi dari nilai baru. Adapun cara untuk menentukan nilai k,

$$K = \text{jumlah kelas} + 1$$

Tabel 3 Mengurutkan nilai kedekatan

Id	Nilai Kedekatan	Kategori
M7	71.42515	Matang
M8	72.32646	Matang
M9	73.31072	Matang
M4	76.19149	Cukup Matang
M5	79.62756	Cukup Matang
M6	82.52386	Cukup Matang
M1	86.05557	Belum Matang
M3	86.34738	Belum Matang

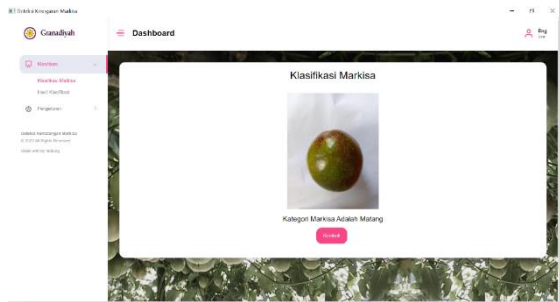
M2	87.12206	Belum Matang
M11	116.9633	Terlalu Matang
M10	117.8188	Terlalu Matang

Jika diketahui nilai $k=5$, maka hasil dari urutan tersebut akan dipresentasikan untuk menentukan data training 4×4 pixel.

$$\text{Matang} = \frac{3}{5} \times 100 = 60\%$$

$$\text{Cukup Matang} = \frac{2}{5} \times 100 = 40\%$$

Berdasarkan perhitungan pembobotan persentase dapat disimpulkan pengujian klasifikasi data uji dengan hasil kematangan 60% matang.













Gambar 3 Tampilan halaman klasifikasi

Tabel 4 Pengujian 20 data uji

No.	Gambar	Klasifikasi oleh Sistem	Klasifikasi Manual	Keterangan
1.		(Terlalu matang) 100%	Terlalu Matang	Sesuai
2.		(Matang) 75%	Belum Matang	Tidak Sesuai

3.		(Terlalu matang) 100%	Matang	Tidak Sesuai
4.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai
5.		(Belum matang) 20%	Belum Matang	Sesuai
6.		(Cukup Matang) 50%	Belum Matang	Tidak Sesuai
7.		(Terlalu Matang) 100%	Terlalu Matang	Sesuai
8.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai
9.		(Terlalu Matang) 100%	Terlalu Matang	Sesuai
10.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai

11.		(Belum Matang) 20%	Belum Matang	Sesuai
12.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai
13.		(Terlalu Matang) 100%	Matang	Tidak Sesuai
14.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai
15.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai
16.		(Terlalu Matang) 100%	Terlalu Matang	Sesuai
17.		(Matang) 75%	Matang	Sesuai

18.		(Cukup Matang) 50%	Cukup Matang	Sesuai
19.		(Terlalu Matang) 100%	Terlalu Matang	Sesuai
20.		(Terlalu Matang) 100%	Terlalu Matang	Sesuai

Tabel di bawah merupakan metode yang digunakan oleh *Confussion matrix* menerangkan bahwa terdapat 20 data yang telah diuji, sebanyak 16 data yang terdeteksi sesuai oleh sistem, dan 4 data yang terdeteksi tidak sesuai. Terdapat 13 data dengan *True Positive* (TP), dan 3 data dengan *True Negative* (TN). Serta 2 data dengan *False Positive* (FP) dan 2 data *False Negative* (FN).

Tabel 5 *Confussion Matrix*

		Actual Values	
		Positive	Negative
Predicted Values	Positive	13	2
	Negative	2	3

Berdasarkan keterangan tersebut, maka tingkat akurasi dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 accuracy &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \\
 &= \frac{16}{20} = 0,8 = 80\%
 \end{aligned}$$

Tingkat akurasi sistem dalam mengklasifikasikan kematangan markisa asam sesuai dengan 20 data yang telah diuji bernilai 80%.

4. KESIMPULAN

Aplikasi pengolahan citra digital yang dibuat dengan bahasa pemrograman *python* dapat berjalan dengan baik sesuai dengan rancangan yang telah dibuat dan menghasilkan *output* berupa klasifikasi tingkat kematangan pada buah markisa dengan tingkatan kelas belum matang, cukup matang, matang, terlalu matang dengan menggunakan metode ekstraksi warna *Hue Saturation Value* dan algoritma *K-Nearest Neighbour*. Dengan menggunakan pengujian *Confusion Matrix* menghasilkan tingkat akurasi sebesar 80%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. S. Sidehabi, "IMPLEMENTASI MESIN PEMILAH BUAH MARKISA BERDASARKAN TINGKAT KEMATANGAN BERBASIS VISI KOMPUTER," UNIVERSITAS HASANUDDIN MAKASSAR, 2019.
- [2] A. Fauzan, "Mengenal Jenis Citra: Citra Berwarna, Citra Berskala Keabuan dan Citra Biner," *Kita Informatika*, 2016. <http://www.kitainformatika.com/2016/02/mengenal-jenis-citra-citra-berwarna.html>.
- [3] A. Karunia, "KLASIFIKASI CITRA MAKANAN MENGGUNAKAN HSV COLOR MOMENT DAN LOCAL BINARY PATTERN DENGAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER," *Univ Brawijaya*, 2018.
- [4] A. Gravita, "Algoritma k-Nearest Neighbor," *codingstudio*, 2022. <https://codingstudio.id/k-nearest-neighbor/>.