

# Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode *K-Nearest Neighbor*

Aminatus Syarifah<sup>1</sup>, Aditya Akbar Riadi<sup>2</sup>, Arief Susanto<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muria Kudus, Indonesia

<sup>1</sup>201851300@std.umk.ac.id

<sup>2</sup>aditya.akbar@umk.ac.id

<sup>3</sup>arief.susanto@umk.ac.id

Received : 03-02-2022; Accepted: 24-03-2022; Published: 30-03-2022

**Abstrak**—*Jambu bol (Syzygium Malacence) merupakan salah satu jenis dari tanaman jambu air yang memiliki warna daging buah putih, bentuk buah elips, warna kulit buah merah hingga keunguan, dan memiliki satu biji yang berwarna coklat di setiap buahnya. Jenis jambu bol ada 2 macam, yaitu jambu bol putih dan jambu bol merah. Pada penelitian ini yang dijadikan sebagai objek penelitian adalah jenis jambu bol merah. Jambu bol merah yang diperjual belikan di pasar tradisional dan toko buah memiliki tingkat kematangan yang berbeda. Para petani dan pedagang melakukan penyortiran untuk membedakan jenis jambu bol berdasarkan tingkat kematangan secara manual menggunakan mata/visual. Adanya perkembangan teknologi yang semakin maju dapat memudahkan petani dan pedagang dalam menyortir buah jambu bol merah dengan menggunakan aplikasi pengklasifikasian yang berbasis pengolahan citra digital. Proses klasifikasi dibagi menjadi 3 jenis, yaitu mentah, matang, dan sangat matang/tua. Penelitian ini menggunakan metode ekstraksi fitur warna HSV (Hue Saturation Value) dan ekstraksi fitur GLCM (Gray Level Co-Occurrence Matrix). Sedangkan, metode pengklasifikasiannya menggunakan metode K-NN (K-Nearest Neighbor). Data jambu bol yang digunakan sebanyak 90 data yang terdiri dari 60 data training dan 30 data testing. Hasil klasifikasi menggunakan metode K-NN pada aplikasi mempunyai tingkat akurasi sebesar 93% dari 30 data testing. Akurasi tersebut diperoleh dengan nilai ketetangaan yang digunakan adalah  $k=1$ .*

**Kata kunci**— *Jambu bol, Pengolahan Citra Digital, K-NN, Ekstraksi, HSV, GLCM*

**Abstract**— *Guava (Syzygium Malacence) is a type of water guava plant that has white flesh color, elliptical fruit shape, red to purplish skin color, and has one brown seed in each fruit. There are 2 types of guava, namely white guava, and red guava. In this study, the object of research is the type of red guava. The red guavas that are traded in traditional markets and fruit shops have different levels of ripeness. Farmers and traders do sorting to distinguish types of guava bol based on the level of maturity manually using eyes/visuals. The existence of increasingly advanced technological developments can make it easier for farmers and traders in sorting red guava fruit by using a classification application based on digital image processing. The classification process is divided into 3 types, namely raw, ripe, and very ripe/old. This research uses HSV (Hue Saturation Value) color feature extraction and GLCM (Gray Level Co-*

*Occurrence Matrix) feature extraction methods. Meanwhile, the classification method uses the K-NN (K-Nearest Neighbor) method. The guava data used is 90 data consisting of 60 training data and 30 testing data. The results of the classification using the K-NN method in the application have an accuracy rate of 93% from 30 testing data. The accuracy is obtained with the neighboring value used as  $k=1$ .*

**Keywords**— *Guava, Digital Image Processing, K-NN, Extraction, HSV, GLCM*

## I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara tropis yang memiliki berbagai macam jenis flora dan fauna. Terdapat 20.000 spesies flora di Indonesia, 40% diantaranya merupakan tanaman endemik nusantara [1]. Jambu bol (*Syzygium Malacence*) merupakan salah satu jenis spesies dari tanaman endemik nusantara yang tersebar di pulau Sumatera dan Jawa. Jambu bol masih memiliki kekerabatan dengan jambu air karena memiliki nama *genus* yang sama, selain itu terdapat dua jenis jambu bol yaitu jambu bol putih dan jambu bol merah [2]. Tingkat kematangan jambu bol berdasarkan warna kulit tersebut agak sulit diklasifikasikan secara *konvensional* menggunakan mata manusia. Pengklasifikasian ini berguna untuk menyortir jambu bol yang akan dijual di pasar tradisional dan toko buah. Namun, penyortiran secara manual tersebut memiliki kekurangan diantaranya dapat menimbulkan perbedaan persepsi, waktu yang digunakan tidak efisien, serta memungkinkan adanya hasil klasifikasi yang beragam.

Berdasarkan masalah tersebut, perlu adanya sistem yang dapat mengklasifikasikan tingkat kematangan jambu bol agar memudahkan petani maupun pedagang saat penyortiran. Oleh karena itu, teknologi pengolahan citra digital menjadi solusi untuk membangun sistem pengklasifikasian tingkat kematangan jambu bol. Pada penelitian ini klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ada 3 macam, yaitu mentah, matang, dan sangat matang. Untuk menganalisis klasifikasi tingkat kematangannya menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dengan ekstraksi cirinya berdasarkan fitur warna HSV (*Hue*

*Saturation Value*) dan fitur tekstur GLCM (*Gray Level Coocurance Matrix*).

Terdapat beberapa penelitian tentang klasifikasi tingkat kematangan buah, terutama yang menerapkan metode K-NN, antara lain hasil penelitian oleh Mukhofifah yang mendeteksi kematangan buah alpukat menggunakan metode pengolahan citra. Penelitian ini melakukan klasifikasi dengan menerapkan normalisasi nilai rata-rata RGB. Tingkat kematangannya dibagi menjadi 3 golongan, yaitu mentah, masak, dan matang dengan tingkat akurasi klasifikasinya sebesar 75% [3]. Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh Ciputra tentang tingkat klasifikasi kematangan buah apel manalagi dengan algoritma naive bayes dan ekstraksi fitur citra digital, menghasilkan klasifikasi dari tingkat kematangan apel tersebut sebesar 63%. Tingkat kematangan apel diklasifikasikan menjadi 2 macam, yaitu mentah dan matang. Penelitian tersebut menggunakan ekstraksi fitur, yaitu *mean*, energi, entropi, *skewness*, *smoothness*, dan standar deviasi [4].

Pada penelitian yang dilakukan oleh Khotimah tentang klasifikasi kematangan buah mangga berdasarkan citra HSV dengan K-NN, menghasilkan klasifikasi dengan tingkat akurasi sebesar 80% pada nilai ketetanggan  $k=2$ . Penelitian tersebut menggunakan ekstraksi fitur warna HSV, yaitu rata-rata, *skewness*, dan kurtosis. Terdapat 4 jenis klasifikasi tingkat kematangan mangga, yaitu mentah, cukup matang, matang, dan sangat matang [5]. Selain itu, pada penelitian yang dilakukan oleh Permadi tentang aplikasi pengolahan citra untuk identifikasi kematangan mentimun berdasarkan tekstur kulit buah menggunakan metode ekstraksi ciri statistik, menghasilkan akurasi pada klasifikasi timun matang dan belum matang sebesar 75%. Penelitian tersebut menggunakan ekstraksi ciri statistik, antara lain *mean*, *varians*, *skewness*, *kurtosis*, dan *entropy* [6].

Berdasarkan uraian dari penelitian-penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, peneliti menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*, menggunakan metode ekstraksi fitur HSV dan GLCM untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan jambu bol. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan jambu bol merah sesuai tingkat kematangannya menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*.

## II. METODOLOGI PENELITIAN

Sistem klasifikasi tingkat kematangan jambu bol pada penelitian ini akan dibuat berbasis GUI (*Graphical User Interface*)/*desktop* menggunakan *tools* matlab. Adapun proses pengumpulan datanya dilakukan dengan teknik observasi dan wawancara pada petani jambu bol, pedangan jambu bol di pasar tradisional, dan pedagang jambu bol di toko buah. Pada sistem klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ini membutuhkan dua jenis data, yaitu data *training* dan data *testing*.

Data tersebut berupa data foto/gambar dari jambu bol. Pada sistem klasifikasi ini terdapat 3 jenis klasifikasi tingkat kematangan jambu bol, yaitu mentah, matang, dan sangat matang. Untuk data *training* memiliki total data sebanyak 60 data yang terdiri dari 20 data jambu bol

dengan tingkat kematangan mentah, 20 data jambu bol dengan tingkat kematangan matang, dan 20 data jambu bol dengan tingkat kematangan sangat matang.

Sedangkan, data *testing* (data yang digunakan untuk uji coba) memiliki total data sebanyak 30 data yang terdiri dari 10 data jambu bol mentah, 10 data jambu bol matang, dan 10 data jambu bol sangat matang. Data *training* tersebut digunakan sebagai dataset pada *database* sebagai bahan pengenalan pada sistem klasifikasi yang dibuat, sehingga dapat menghasilkan klasifikasi pada data uji (*testing*).

Proses pengambilan data foto dari jambu bol tersebut menggunakan kamera *handphone* dengan ukuran kameranya sebesar 64 MP sehingga diperoleh data foto yang jelas dan *detail*. Pengambilan foto jambu bol ini dilakukan dengan menggunakan latar belakang berwarna putih yang berasal dari kain putih polos, agar diperoleh hasil foto yang lebih cerah, bersih, serta lebih fokus dalam mendeteksi cirinya. Adapun 3 jenis klasifikasi tingkat kematangan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1 untuk tingkat kematangan mentah, gambar 2 untuk tingkat kematangan matang, dan gambar 3. untuk tingkat kematangan sangat matang/tua.



Gambar 1 Jambu bol mentah



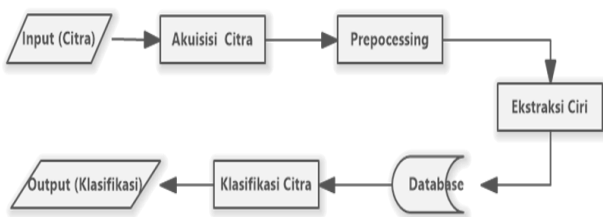
Gambar 2 Jambu bol matang



Gambar 3 Jambu bol matang

Pada proses pengolahan citra/gambar terdapat beberapa tahapan yang harus dilewati agar dapat menghasilkan keluaran/*output* yang sesuai. Tahapan-tahapan klasifikasi

pengolahan citra pada sistem ini terdapat pada gambar 4, sebagai berikut:



Gambar 4 Tahapan pengolahan citra

Pada gambar 4 di atas, tahap pertama pada proses pengolahan citra adalah akuisisi citra. Akuisisi citra merupakan tahap pengambilan dan pengumpulan data citra dari suatu citra yang telah diambil menggunakan tools/alat. Alat yang digunakan untuk pengambilan citra pada penelitian ini menggunakan kamera handphone.

Tahapan kedua yaitu tahap *preprocessing*, pada tahap ini dilakukan *resize*/pengubahan ukuran gambar menjadi lebih kecil agar pemrosesan gambar/citra pada sistem menjadi lebih cepat serta dilakukan pelabelan pada citra data *training*. Selain itu, dilakukan juga tahap konversi warna RGB (*Red Green Blue*) ke HSV (*Hue Saturation Value*) dan konversi RGB ke *grayscale*. Tahapan ketiga adalah ekstraksi ciri dari fitur warna HSV dan fitur tekstur GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) yang hasilnya akan disimpan pada *database*. Tahapan terakhir adalah tahap klasifikasi yang dilakukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*.

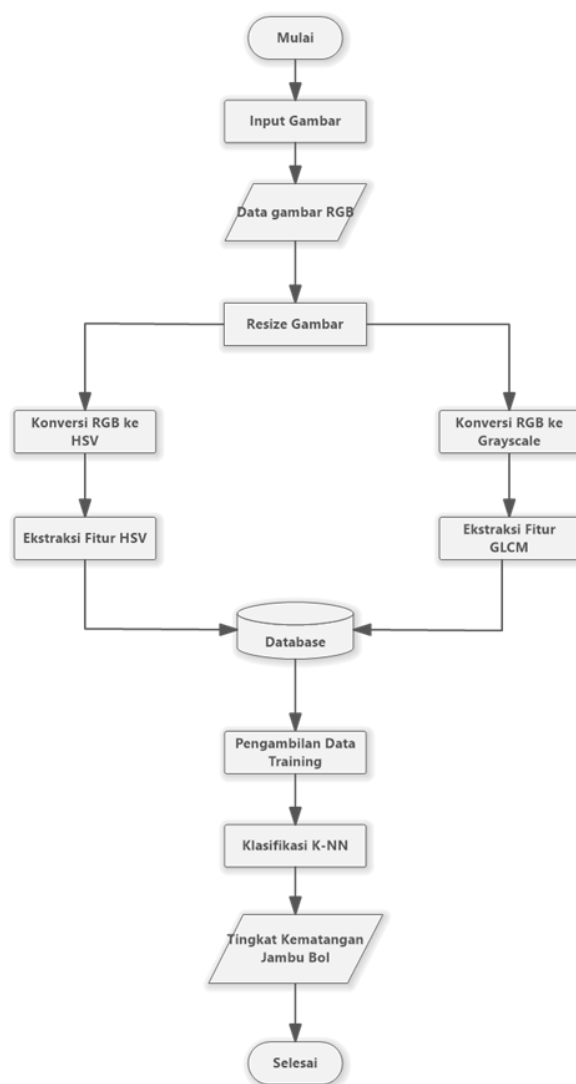
Pemrosesan citra pada tahap klasifikasi jambu bol pada aplikasi yang dibuat oleh peneliti, antara lain:

1. Menginput gambar jambu bol dengan format “.jpg” dan “.png”. Gambar yang telah diinput tersebut merupakan gambar dengan warna RGB (*Red Green Blue*).
2. Melakukan *resize* ukuran gambar terlebih dahulu sebelum diproses pada tahapan ekstraksi fitur agar sistem dapat bekerja lebih cepat dan hasil klasifikasi lebih cepat diketahui.
3. Mengkonversi gambar/citra RGB, konversi yang dilakukan ada 2 macam, yaitu konversi warna HSV (*Hue Saturation Value*) dan konversi *grayscale*/keabu-abuan. Konversi warna tersebut harus dilakukan pada dua tahapan karena belum ada *function* yang dapat merubah konversi warna HSV menjadi *grayscale*, sehingga dilakukan dua tahap konversi agar dapat diproses ke tahapan berikutnya. Konversi harus dilakukan agar gambar dapat diekstraksi fitur/cirinya sesuai dengan uji statistik yang digunakan.
4. Ekstraksi fitur/ciri gambar, pada penelitian ini ekstraksi gambar dilakukan dengan uji statistik. Untuk warna HSV dilakukan uji statistik berupa, *mean*, standar deviasi, *skewness*, dan *entropy*. Sedangkan untuk ekstraksi GLCM menggunakan 4

jenis uji statistik, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*.

5. Setelah itu, melakukan pengambilan data ekstraksi fitur dari data *training* untuk dilakukan proses klasifikasi.
6. Klasifikasi dari hasil ekstraksi fitur, pada penelitian ini klasifikasi dilakukan dengan metode K-NN dan menggunakan *eucliden distance* untuk menghitung jarak antara data *training* dan data *testing*.
7. Setelah klasifikasi dilakukan baru dihasilkan *output* hasil klasifikasi dari data *testing* yang telah diinputkan.

Adapun alur klasifikasi citra pada aplikasi pengolahan citra untuk klasifikasi tingkat kematangan jambu bol terdapat pada gambar 5 di bawah ini.



Gambar 5 Alur klasifikasi pada aplikasi

### 2.1 Jambu Bol

Jambu bol (*Syzygium Malaccense*) merupakan tanaman yang hidup terbatas di Sumatera, Jawa, dan Semenanjung

Malaysia. Jambu bol memiliki ketinggian 5 sampai 20 m, dengan diameter batang sekitar 20-45 cm. Buah jambu bol berbentuk *elips* yang berdiameter 5-8 cm, warna kulit buahnya merah hingga keunguan. Sedangkan daging buah jambu bol memiliki tebal 0,5-2,5 cm, berwarna putih, berbau wangi, serta mengandung banyak air. Pada setiap buah jambu bol terdapat satu biji yang memiliki warna coklat serta ukuran diameternya 2,5 sampai 3,5 cm. Ada dua jenis jambu bol yaitu jambu bol merah dan jambu bol putih. Jambu bol dikenal juga dengan nama jambu jamaika, karena jambu bol merah ketika matang memiliki warna kulit merah kehitaman. Adapun kandungan nutrisi yang terdapat pada jambu bol, antara lain vitamin C, vitamin A, air, *thiamin*, *riboflavin*, serat, karbohidrat, dan kalsium. Jambu bol merupakan tanaman lokal Indonesia yang memiliki rasa manis dan khas dibandingkan jenis jambu lain, sehingga jambu ini berada di tingkat harga yang cukup mahal [2].

### 2.2 Pengolahan Citra Digital

Citra merupakan suatu gambaran mengenai ciri khusus objek berdasarkan kondisi variabel tertentu [7]. Sedangkan, citra digital adalah sekumpulan piksel-piksel dari suatu gambar yang tersusun pada larik dua dimensi dengan titik asal (0,0) yang terletak di sebelah kiri atas suatu citra [8]. Adapun pengolahan citra digital (*image processing*) merupakan proses pengolahan data citra berdasarkan suatu metode yang menghasilkan *output* bentuk citra lain, yang mengandung ataupun memperkuat informasi khusus pada output dari citra tersebut [7].

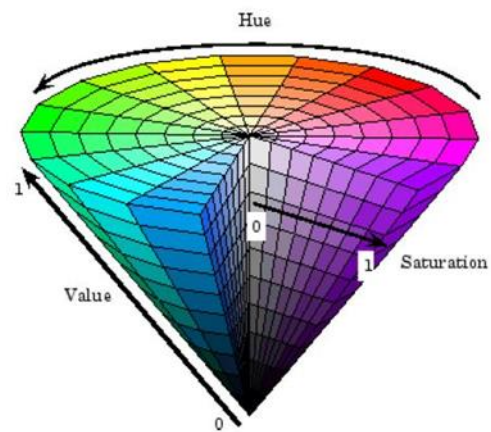
### 2.3 Ekstraksi Fitur

Fitur adalah suatu tanda unik yang terdapat pada objek serta dapat membedakan objek satu dengan lainnya berdasarkan karakteristik tertentu [9]. Ekstraksi fitur merupakan bagian penting dari analisis citra untuk mengetahui dan mengenali ciri khusus dari suatu citra yang diteliti. Terdapat beberapa metode yang digunakan untuk ekstraksi fitur pada citra, antara lain ciri amplitudo, ciri histogram, matriks *co-ocurrence*, *gradient*, deteksi tepi, spektrum *fourier*, *wavelet*, fitur warna, tapis gabor, *overlapping* dan *nonoverlapping block*, dan fraktal [10].

### 2.4 HSV (Hue Saturation Value)

Ruang warna HSV merupakan model warna yang sering digunakan karena ruang warna ini mirip dengan karakteristik persepsi warna pada mata manusia [10]. Ruang warna HSV berasal dari kata *hue*, *saturation*, dan *value* [11].

*Hue* digunakan untuk menunjukkan jenis atau corak warna di mana tempat warna tersebut ditemukan pada spektrum warna (misalnya warna merah, biru, atau *orange*). *Saturation* digunakan untuk menyatakan ukuran besarnya kemurnian warna tersebut. Sedangkan, *value* digunakan untuk mengukur tingkat kecerahan dari suatu warna atau ukuran besarnya cahaya yang datang pada warna tersebut [10]. Pada gambar 6 di bawah ini merupakan gambaran dari ruang warna HSV.



Gambar 6 Ruang Warna HSV

Sebelum melakukan ekstraksi ciri HSV harus dilakukan konversi terlebih dahulu dari RGB ke HSV. Konversi tersebut dapat menggunakan rumus di bawah ini dengan menghitung nilai normalisasi RGB terlebih dahulu [12].

$$r = \frac{R}{255} \quad (1.1)$$

$$g = \frac{G}{255} \quad (1.2)$$

$$b = \frac{B}{255} \quad (1.3)$$

Setelah itu, menggunakan nilai normalisasi RGB yang diperoleh untuk mendapatkan konversi nilai HSV dengan rumus berikut [12]:

$$V = \max(r, g, b) \quad (1.4)$$

$$S = \begin{cases} 0 & \text{otherwise} \\ V - \frac{\min(r, g, b)}{V} & \rightarrow \text{jika } V \neq 0 \end{cases} \quad (1.5)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60^\circ \times (g - b)}{V - \min(r, g, b)} & \rightarrow \text{jika } V = r \\ \frac{120^\circ + 60^\circ (b - r)}{V - \min(r, g, b)} & \rightarrow \text{jika } V = g \\ \frac{240^\circ + 60^\circ (r - g)}{V - \min(r, g, b)} & \rightarrow \text{jika } V = b \end{cases} \quad (1.6)$$

$$H = H + 360^\circ \quad \rightarrow \text{jika } H < 0 \quad (1.7)$$

Keterangan persamaan 1.1 sampai 1.7:

H = nilai *hue*

S = nilai *saturation*

V = nilai *value*

R = nilai *red*

G = nilai *green*

B = nilai *blue*

r = normalisasi *red*

g = normalisasi *green*

b = normalisasi *blue*

## 2.5 GLCM (Grey Level Coocurance Matrix)

Tekstur merupakan salah satu ciri pada citra yang dapat diamati secara visual namun sulit untuk mendefinisikannya [13]. GLCM merupakan metode ekstraksi ciri tekstur untuk memperoleh nilai statistik yang terletak pada orde ke dua serta perhitungannya berdasarkan kedekatan antar dua piksel ketetanggaan dengan arah sudut dan jarak tertentu [14]. Hubungan ketetanggaan tersebut didasarkan pada tingkat keabuan piksel suatu citra serta dihitung berdasarkan arah sudut, sebagai berikut 0°, 45°, 90°, dan 135° [13].

Sebelum melakukan ekstraksi fitur GLCM, konversi warna RGB ke grayscale harus dilakukan, adapun rumus yang digunakan untuk melakukan konversi, sebagai berikut:

$$\text{Grayscale} = R * 0.2989 + G * 0.5870 + B * 0.1140 \quad (2.1)$$

Terdapat beberapa ekstraksi fitur GLCM, antara lain *energy*, *contrass*, *correlation*, dan *homogeneity*. Energi berfungsi untuk mengukur ketidakberaturan tingkat keabuan pada gambar, untuk perhitungannya menggunakan rumus seperti di bawah ini:

$$\text{energi} = \sum_i \sum_j p(i,j)^2 \quad (2.2)$$

*Contrass* berfungsi untuk mengukur besarnya tingkat keabuan pada daerah di sekitar citra, untuk perhitungannya menggunakan rumus seperti di bawah ini:

$$\text{contrass} = \sum_i \sum_j |i - j|^2 p(i,j) \quad (2.3)$$

*Homogeneity*/homogenitas berfungsi untuk mengukur kehomogenan variasi intensitas (kemiripan) pada citra, untuk perhitungannya menggunakan rumus seperti di bawah ini:

$$\text{homogeneity} = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \frac{p(i_1, i_2)}{1 + |i_1 - i_2|} \quad (2.4)$$

Korelasi/*correlation* berfungsi untuk mengukur tingkat ketergantungan linier pada setiap piksel citra *greyscale* yang saling bertetanggaan.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p(i,j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.5)$$

$$\mu_i = \sum_i \sum_j i p(i,j) \quad (2.6)$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j j p(i,j) \quad (2.7)$$

$$\sigma_i = \sum_i \sum_j \sqrt{(i - \mu_i)^2 p(i,j)} \quad (2.8)$$

$$\sigma_j = \sum_i \sum_j \sqrt{(j - \mu_j)^2 p(i,j)} \quad (2.9)$$

Keterangan persamaan 2.1 sampai 2.9:

R = nilai *red*

G = nilai *green*

B = nilai *blue*

*i* = baris ke-*i*

*j* = kolom ke-*j*

*p(i,j)* = nilai *indeks* baris ke-*i* dan kolom ke-*j*

$\mu_i$  = *mean* elemen baris

$\mu_j$  = *mean* elemen kolom

$\sigma_i$  = *varians* elemen baris

$\sigma_j$  = *varians* elemen kolom

## 2.6 K-NN (K-Nearest Neighbor)

Metode *K-Nearest Neighbor* adalah salah satu metode *supervised learning* yang proses klasifikasinya berdasarkan jarak ketetanggaan terdekat dari dataset training [5]. Terdapat beberapa jenis perhitungan jarak yang dapat digunakan pada metode klasifikasi K-NN, antara lain *euclidean*, *manhattan/cityblock*, *cosine*, dan *correlation* [15]. Namun dari beberapa jenis perhitungan tersebut, *euclidean* yang paling sering digunakan pada klasifikasi K-NN serta *default* perhitungan jarak K-NN pada matlab. Adapun rumus dari perhitungan jarak *euclidean*, sebagai berikut [16]:

$$d_i = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{2i} - x_{1i})^2} \quad (4.1)$$

Keterangan persamaan 4.1 :

$d_i$  = jarak *euclidean* ke-*i*

$x_{2i}$  = data training ke-*i*

$x_{1i}$  = data testing ke-*i*

*n* = banyaknya data training

*i* = baris ke-*i*

## 2.7 Confusion Matrix

Metode evaluasi keakuratan hasil klasifikasi dari aplikasi klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ini menggunakan metode *confusion matrix*. *Confusion Matrix* merupakan tabel yang digunakan untuk menggambarkan kinerja suatu model/metode klasifikasi (*classifier*) pada satu set data *testing*/uji yang nilai aktual/sebenarnya sudah diketahui [17]. Metode ini menggunakan perhitungan dari tabel, kemudian dapat dicari nilai *precision*, *recall*, atau *accuracy*.

Pengujian *confusion matrix* pada penelitian ini dilakukan pada data *testing* sebanyak 30 data, yang terbagi menjadi 10 data klasifikasi mentah, 10 data klasifikasi matang, dan 10 data klasifikasi sangat matang. Hasil tabel *confusion matrix* dari pengujian ini terdapat pada tabel 2 di bawah ini. Hasil *accuracy* (akurasi) diperoleh sebesar 93 %.

TABEL 1  
Pengujian *Confusion Matrix*

| Aktual        | Prediksi |        |               |
|---------------|----------|--------|---------------|
|               | Mentah   | Matang | Sangat matang |
| Mentah        | 10       | 0      | 0             |
| Matang        | 1        | 9      | 0             |
| Sangat matang | 0        | 1      | 9             |

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{TP (\text{True Positive})}{\sum \text{data}} \times 100\% \\ &= \frac{(10 + 9 + 9)}{30} \times 100\% = 93\% \end{aligned}$$

**III. HASIL DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini terdapat beberapa pokok bahasan mengenai hasil penelitian, antara lain:

*3.1 Persiapan Data*

Setelah memperoleh data foto jambu bol dan telah dilakukan pembagian data *training* dan *testing*, langkah berikutnya adalah melakukan pelabelan jenis klasifikasi pada *microsoft excel*. *Microsoft excel* disini berfungsi sebagai *database* yang akan menyimpan hasil dari ekstraksi fitur-fitur dan hasil klasifikasi dari aplikasi.

Pelabelan dilakukan untuk data *training* maupun *testing* menggunakan angka agar sistem dapat membaca jenis klasifikasinya. Namun, untuk hasil klasifikasi uji coba pada sistem digunakan label dengan tipe data *string*. Pelabelan data *training* yang dilakukan pada penelitian ini terdapat pada gambar 7 di bawah ini.

|     | A      | B | C |
|-----|--------|---|---|
| 13  | mentah |   | 1 |
| 14  | mentah |   | 1 |
| 15  | mentah |   | 1 |
| 16  | mentah |   | 1 |
| 17  | mentah |   | 1 |
| 18  | mentah |   | 1 |
| 19  | mentah |   | 1 |
| 20  | mentah |   | 1 |
| 21  | mentah |   | 1 |
| 22  | mentah |   | 1 |
| 23  | mentah |   | 1 |
| 24  | mentah |   | 1 |
| 25  | mentah |   | 1 |
| 26  | mentah |   | 1 |
| 27  | mentah |   | 1 |
| 28  | mentah |   | 1 |
| 29  | mentah |   | 1 |
| 30  | mentah |   | 1 |
| 31  | mentah |   | 1 |
| 32  | mentah |   | 1 |
| 33  | mentah |   | 1 |
| 34  | mentah |   | 1 |
| 35  | mentah |   | 1 |
| 36  | mentah |   | 1 |
| 37  | mentah |   | 1 |
| 38  | mentah |   | 1 |
| 39  | mentah |   | 1 |
| 40  | mentah |   | 1 |
| 41  | mentah |   | 1 |
| 42  | mentah |   | 1 |
| 43  | mentah |   | 1 |
| 44  | mentah |   | 1 |
| 45  | mentah |   | 1 |
| 46  | mentah |   | 1 |
| 47  | mentah |   | 1 |
| 48  | mentah |   | 1 |
| 49  | mentah |   | 1 |
| 50  | mentah |   | 1 |
| 51  | mentah |   | 1 |
| 52  | mentah |   | 1 |
| 53  | mentah |   | 1 |
| 54  | mentah |   | 1 |
| 55  | mentah |   | 1 |
| 56  | mentah |   | 1 |
| 57  | mentah |   | 1 |
| 58  | mentah |   | 1 |
| 59  | mentah |   | 1 |
| 60  | mentah |   | 1 |
| 61  | mentah |   | 1 |
| 62  | mentah |   | 1 |
| 63  | mentah |   | 1 |
| 64  | mentah |   | 1 |
| 65  | mentah |   | 1 |
| 66  | mentah |   | 1 |
| 67  | mentah |   | 1 |
| 68  | mentah |   | 1 |
| 69  | mentah |   | 1 |
| 70  | mentah |   | 1 |
| 71  | mentah |   | 1 |
| 72  | mentah |   | 1 |
| 73  | mentah |   | 1 |
| 74  | mentah |   | 1 |
| 75  | mentah |   | 1 |
| 76  | mentah |   | 1 |
| 77  | mentah |   | 1 |
| 78  | mentah |   | 1 |
| 79  | mentah |   | 1 |
| 80  | mentah |   | 1 |
| 81  | mentah |   | 1 |
| 82  | mentah |   | 1 |
| 83  | mentah |   | 1 |
| 84  | mentah |   | 1 |
| 85  | mentah |   | 1 |
| 86  | mentah |   | 1 |
| 87  | mentah |   | 1 |
| 88  | mentah |   | 1 |
| 89  | mentah |   | 1 |
| 90  | mentah |   | 1 |
| 91  | mentah |   | 1 |
| 92  | mentah |   | 1 |
| 93  | mentah |   | 1 |
| 94  | mentah |   | 1 |
| 95  | mentah |   | 1 |
| 96  | mentah |   | 1 |
| 97  | mentah |   | 1 |
| 98  | mentah |   | 1 |
| 99  | mentah |   | 1 |
| 100 | mentah |   | 1 |

Gambar 7 Pelabelan data klasifikasi

Pada gambar 7 diatas terdapat dua kolom yang digunakan yaitu kolom A dan kolom C. Kolom A merupakan tingkat kematangan sebenarnya tidak diberi label agar bisa tetap mengetahui jenis klasifikasi yang asli. Kolom C adalah kode pelabelan yang peneliti berikan untuk digunakan pada sistem. Kode label yang diberikan ada 3 macam, yaitu kode “1” untuk tingkat kematangan “mentah”, kode “2” untuk tingkat kematangan “matang”, dan kode “3” untuk tingkat kematangan “sangat matang/tua”.

*3.2 Tampilan Interface Aplikasi*

Aplikasi klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ini berbasis GUI (*Graphical User Interface*) matlab. Sedangkan, *datasenya* menggunakan *microsoft excel*. Sistem ini hanya memiliki satu *user* saja. *User*/pengguna dapat menggunakan aplikasi untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah jambu bol. Pada aplikasi ini terdapat beberapa menu yang telah dibuat oleh peneliti. Adapun tampilan *interface*/antar muka dari aplikasi ini, sebagai berikut:

1) Menu Beranda

Halaman beranda ini hanya berfungsi sebagai halaman awal aplikasi saat *user* membuka aplikasi. Adapun

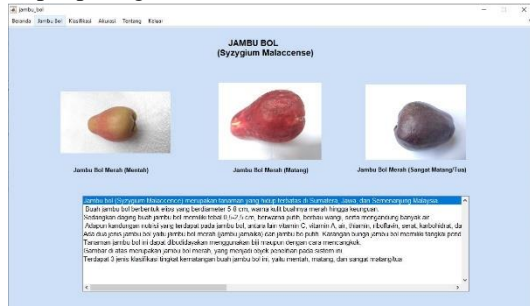
tampilan dari halaman beranda terdapat pada gambar 8 di bawah ini.



Gambar 8 Interface menu beranda

2) Menu Jambu Bol

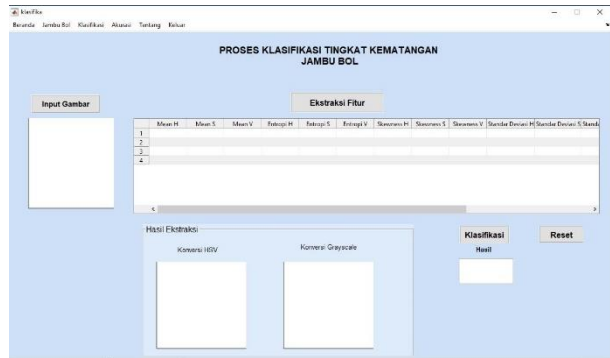
Pada menu jambu bol ini berisi tentang informasi buah jambu bol merah yang menjadi objek penelitian. Informasi tersebut membahas tentang bentuk dari buah jambu bol merah, warna buah, jenis klasifikasi, dan cara perkebang biakannya. Adapun tampilan dari menu “jambu bol” ini terdapat pada gambar 9 di bawah ini.



Gambar 9 Interface menu jambu bol

3) Menu Klasifikasi

Pada menu klasifikasi ini *user* dapat melakukan klasifikasi dari citra jambu bol merah yang diinputkan pada menu ini. Adapun tampilan dari menu klasifikasi pada aplikasi ini terdapat pada gambar 10 di bawah ini.

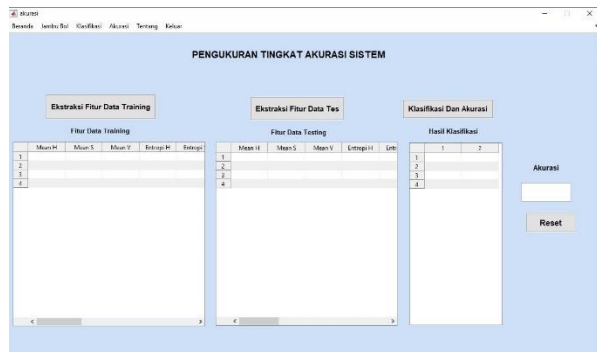


Gambar 10 Interface menu klasifikasi

4) Menu Akurasi

Pada menu akurasi ini *user* dapat mengetahui seberapa tinggi tingkat akurasi dari aplikasi klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ini. Selain itu *user* juga dapat mengetahui nilai ekstraksi ciri dari setiap data *training* dan

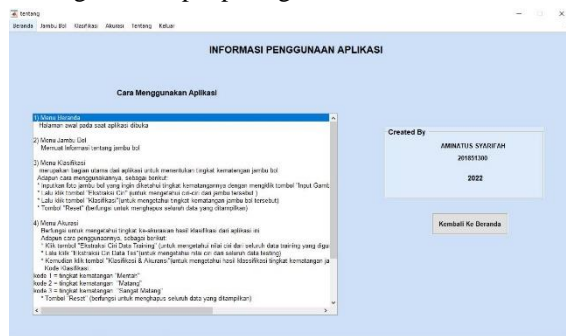
testing yang digunakan pada penelitian ini. Tampilan dari menu akurasi terdapat pada gambar 11 di bawah ini.



Gambar 11 Interface menu akurasi

### 5) Menu Tentang

Pada menu tentang ini berisi informasi mengenai fungsi menu-menu pada aplikasi dan cara penggunaan aplikasi pengolahan citra tersebut. Adapun tampilan dari menu tentang ini terdapat pada gambar 12 di bawah ini.



Gambar 12 Interface menu tentang

### 3.3 Pengujian Klasifikasi dan Akurasi

Objek yang digunakan pada pengujian klasifikasi ini adalah foto jambu bol merah dengan tingkat kematangan “matang” dan memiliki ukuran sebesar 4624 x 3472 piksel. Foto jambu bol yang dijadikan sebagai objek uji coba terdapat pada gambar 13 di bawah ini.



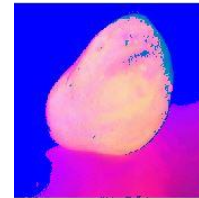
Gambar 13 Objek pengujian

Pengujian ini dilakukan dengan nilai ketetanggan untuk klasifikasi adalah  $k=1$  dan untuk GLCM menggunakan sudut  $0^0$  dengan ketetanggan (D) bernilai 1. Adapun hasil pengujian klasifikasi pada menu klasifikasi terdapat pada gambar 14 di bawah ini.



Gambar 14 Hasil pengujian klasifikasi

Pada gambar 14 dapat dilihat bahwa hasil keputusan akhirnya berupa klasifikasi buah jambu bol pada tingkat kematangan yang “matang”. Adapun hasil konversi warna HSV dan grayscale secara lebih detail dan jelas dapat dilihat pada gambar 15 dan gambar 16 di bawah ini.



Gambar 15 Konversi RGB ke HSV



Gambar 16 Konversi RGB ke grayscale

Adapun data hasil ekstraksi fitur/ciri HSV dan GLCM dari aplikasi ini dapat dilihat pada tabel 2 di bawah ini.

TABEL 2  
Hasil Ekstraksi

|                   |         |
|-------------------|---------|
| Mean H            | 0.5385  |
| Mean S            | 0.2343  |
| Mean V            | 0.8565  |
| Entropi H         | 37.159  |
| Entropi S         | 50.470  |
| Entropi V         | 49.310  |
| Skewness H        | 30.733  |
| Skewness S        | 31.807  |
| Skewness V        | -32.191 |
| Standar Deviasi H | 0.1308  |
| Standar Deviasi S | 0.1350  |
| Standar Deviasi V | 0.0467  |
| Contrass          | 0.0987  |
| Energi            | 0.2541  |
| Corellation       | 0.9868  |
| Homogeneity       | 0.9643  |

Pengujian akurasi dilakukan pada menu “akurasi” dan berfungsi untuk mengetahui tingkat akurasi aplikasi dalam mendeteksi tingkat kematangan jambu bol. Adapun

tampilan proses akurasi pada aplikasi pengolahan citra ini terdapat pada gambar 17 di bawah ini.



Gambar 17 Hasil pengujian akurasi

Pada proses ekstraksi data *training* ini membutuhkan waktu selama 58 detik dan waktu yang diperlukan untuk mengekstraksi data *testing* sebesar 31 detik. Ekstraksi data *training* membutuhkan waktu lebih lama dari ekstraksi data *testing* karena proses ini dilakukan pada 60 data. Hasil akurasi dari menu akurasi pada gambar 17 di atas sebesar 0.9333 atau jika dipersentasekan sebesar 93% dengan menggunakan nilai ketetanggan  $k=1$ .

Peneliti juga melakukan pengujian pada beberapa nilai ketetanggan yang digunakan di metode K-NN, antara lain  $k=1$ ,  $k=2$ ,  $k=3$ ,  $k=5$ , dan  $k=10$ . Namun, hasil akurasi yang paling tinggi diperoleh pada nilai ketetanggan  $k=1$ , yaitu sebesar 93%. Adapun tabel perbandingan hasil klasifikasi pada pengujian beberapa nilai ketetanggan tersebut terdapat pada tabel 3 di bawah ini.

TABEL 3  
Perbandingan Hasil Akurasi

|                   | K=1 | k=2 | k=3 | k=5 | k=10 |   |
|-------------------|-----|-----|-----|-----|------|---|
| Hasil Klasifikasi | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 1   | 1   | 1   | 1   | 1    |   |
|                   | 2   | 2   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 1   | 1   | 1   | 1    | 1 |
|                   | 2   | 1   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 2   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 2   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 2   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 1   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 2   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 2   | 2   | 2   | 2   | 2    | 2 |
|                   | 3   | 1   | 1   | 1   | 2    | 2 |
|                   | 3   | 2   | 2   | 1   | 2    | 1 |
|                   | 3   | 3   | 3   | 3   | 1    | 2 |
|                   | 3   | 3   | 3   | 3   | 1    | 1 |

|         |     |     |     |     |     |
|---------|-----|-----|-----|-----|-----|
|         | 3   | 1   | 3   | 1   | 1   |
|         | 3   | 1   | 1   | 1   | 1   |
|         | 3   | 1   | 1   | 1   | 1   |
|         | 3   | 3   | 3   | 2   | 1   |
|         | 3   | 3   | 3   | 2   | 1   |
|         | 3   | 3   | 3   | 3   | 3   |
| Akurasi | 93% | 70% | 83% | 67% | 67% |

Pada tabel 3 di atas klasifikasi dilakukan menggunakan kode yaitu nilai 1, 2, dan 3. Ketiga kode tersebut mewakili tingkat kematangan jambu bol, kode 1 berarti tingkat kematangannya “mentah”, kode 2 berarti tingkat kematangannya “matang”, dan kode 3 berarti tingkat kematangannya “sangat matang/tua”.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan pemaparan mengenai hasil pengujian yang telah dibahas pada bagian hasil dan pembahasan tentang klasifikasi tingkat kematangan jambu bol dengan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* dapat disimpulkan:

- 1) Penerapan metode K-NN dengan ekstraksi fitur warna HSV dan tekstur GLCM pada aplikasi klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ini dapat diterapkan dengan baik dan mampu mengklasifikasikan sesuai tingkat kematangan, yaitu mentah, matang, dan sangat matang.
- 2) Aplikasi klasifikasi tingkat kematangan jambu bol ini memiliki tingkat akurasi sebesar 93% dari data *testing* sejumlah 30, data *training* sebanyak 60 data, dan menggunakan nilai ketetanggan  $k=1$ .

#### REFERENSI

- [1] C. Kusmana and A. Hikmat, “Keanekaragaman Hayati Flora Di Indonesia,” *J. Pengelolaan Sumberd. Alam dan Lingkung.*, vol. 5, no. 2, pp. 187–198, 2015, doi: 10.19081/jpsl.5.2.187.
- [2] I. N. Rai, G. W. Ana, I. P. Sudana, I. W. Wiraatmaja, and C. G. A. Semarajaya, *Buah-Buahan Lokal Bali : Jenis , pemanfaatan dan Potensi Pengembangannya*, 1st ed. Bali: Pelawa Sari, 2016.
- [3] Mukhofifah and E. Nurraharjo, “Sistem Deteksi Kematangan Buah Alpukat Menggunakan Metode Pengolahan Citra,” *Din. Inform.*, vol. 11, no. 1, pp. 12–23, 2019.
- [4] A. Ciputra, “Tingkat Klasifikasi Kematangan Buah Apel Manalagi dengan Alogaritma Naïve Bayes dan Ekstraksi Fitur Citra Digital,” *J. Simetris*, vol. 9, no. 1, pp. 465–472, 2018.
- [5] H. Khotimah, N. Nafi’iah, and Masruroh, “Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dengan KNN,” *J. Elektron. List. dan Teknol. Inf. Terap.*, vol. 1, no. 2, pp. 1–4, 2019, [Online]. Available: <https://ojs.politeknikjambi.ac.id/elti>.
- [6] Y. Permadi and Murinto, “Aplikasi Pengolahan Citra untuk Identifikasi Kematangan Mentimun Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik,” *J. Inform.*, vol. 9, no. 1, pp. 1028–1038, 2015.
- [7] F. A. Hermawati, *Pengolahan Citra Digital*, I. Yogyakarta, 2013.
- [8] S. R. Sulistiyanti, F. A. Setyawan, and M. Komarudin, *Pengolahan Citra Dasar dan Contoh Penerapannya*, I.



- Yogyakarta: Teknosain, 2016.
- [9] P. Rianto and A. Harjoko, "Penentuan Kematangan Buah Salak Pondoh Di Pohon Berbasis Pengolahan Citra Digital," *IJCCS*, vol. 11, no. 2, pp. 143–154, 2017.
- [10] D. Putra, *Pengolahan Citra Digital*, I. Yogyakarta: C.V Andi Offset, 2010.
- [11] N. Sularida, J. Y. Sari, I. Purwanti, and N. Purnama, "Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik Pada Warna Kulit Buah," *Ultimatics*, vol. X, no. 2, pp. 98–102, 2018.
- [12] F. Y. Nabella, Y. A. Sari, and R. C. Wihandika, "Seleksi Fitur Information Gain Pada Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan Hue Saturation Value dan Gray Level Co-Occurrence Matrix," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 2, pp. 1892–1900, 2019.
- [13] V. Lusiana, I. Husni, A. Amin, B. Hartono, and T. Kristianto, "Ekstraksi fitur tekstur menggunakan matriks glcm pada citra dengan variasi arah obyek," pp. 978–979, 2019.
- [14] P. N. Andono and E. H. Rachmawanto, "Evaluasi Ekstraksi Fitur GLCM dan LBP Menggunakan Multikernel SVM untuk Klasifikasi Batik," *J. Resti*, vol. 5, no. 1, pp. 1–9, 2020.
- [15] G. H. Yogiswara, R. Magdalena, H. F. T. S. P, F. T. Elektro, and U. Telkom, "Identifikasi Jenis Penyakit Pada Kakao dengan Pengolahan Citra Digital dan K-Nearest Neighbour," *e-Proceeding Eng.*, vol. 3, no. 1, pp. 371–377, 2016.
- [16] W. Yustanti, "Algoritma K-Nearest Neighbour untuk Memprediksi Harga Jual Tanah," *J. Mtematika, Stat. dan Komputasi*, vol. 9, no. 1, pp. 57–68, 2012.
- [17] A. Indriani, "Klasifikasi Data Forum dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," pp. 5–10, 2014.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

