

## Klasifikasi Kematangan Buah Ciplukan dengan Metode Naive Bayes dan Ekstraksi Fitur GLCM

Riky Ananda Setyanto<sup>1\*</sup>, Enny Itje Sela<sup>2</sup>

Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta, Sleman, Indonesia

\*e-mail *Corresponding Author*: ennysela@uty.ac.id

### Abstrak

*Ciplukan fruit has high nutritional value, but is often considered a weed or wild plant by the public. The lack of public knowledge about this fruit causes them to not know whether this fruit is ripe or unripe, which results in errors in consuming it. This research aims to develop a ciplukan fruit ripeness classification system, the method used is Naive Bayes and GLCM. Image data of unripe and ripe ciplukan as many as 100 samples were collected and processed. The preprocessing results, including Grayscale, Cropping, and Resize, help prepare the images for classification. GLCM feature extraction produces relevant special features. The Naive Bayes method provides sufficient accuracy in classifying the ripeness of ciplukan fruit. This system can help people choose ripe fruits more accurately, improve consumption quality, and understand their health benefits. The accuracy obtained was 67.3%. However, this research has data and method limitations that can be improved with further data collection and the development of more sophisticated image processing techniques.*

**Keywords:** Naive Bayes; GLCM; Classification; Ciplukan Fruit

### Abstrak

Buah ciplukan memiliki nilai gizi yang tinggi, tetapi sering dianggap sebagai gulma atau tanaman liar oleh masyarakat. Kurangnya pengetahuan masyarakat tentang buah ini menyebabkan mereka tidak tahu apakah buah ini sudah matang atau masih mentah, yang mengakibatkan kesalahan dalam mengkonsumsinya. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kematangan buah ciplukan, metode yang digunakan Naive Bayes dan GLCM. Data gambar ciplukan mentah dan matang sebanyak 100 sampel dikumpulkan dan diolah. Hasil *preprocessing*, termasuk *Grayscale*, *Cropping*, dan *Resize*, membantu mempersiapkan gambar untuk klasifikasi. Ekstraksi fitur GLCM menghasilkan ciri khusus yang relevan. Metode Naive Bayes memberikan akurasi yang memadai dalam mengklasifikasikan kematangan buah ciplukan. Sistem ini dapat membantu masyarakat memilih buah yang matang secara lebih akurat, meningkatkan kualitas konsumsi, dan memahami manfaat kesehatannya. Akurasi yang diperoleh sebesar 67.3%. Namun, penelitian ini memiliki keterbatasan data dan metode yang dapat ditingkatkan dengan pengumpulan data lebih lanjut dan pengembangan teknik pemrosesan citra yang lebih canggih.

**Kata kunci:** Naive Bayes; GLCM; Klasifikasi; Buah Ciplukan

### 1. Pendahuluan

Buah ciplukan (*Physalis angulata L.*) memiliki kandungan gizi yang beragam, mengandung vitamin A guna kesehatan mata, vitamin C yang membantu meningkatkan proses biokimia dalam tubuh, vitamin K yang memiliki manfaat dalam meningkatkan kesehatan reproduksi, dan vitamin D untuk kesehatan gigi dan tulang, serta mampu mencegah penyakit degeneratif [1]. Buah ciplukan juga dapat dimanfaatkan sebagai obat hipertensi [2]. Selain itu, buah ciplukan menjadi fokus penelitian ilmuwan karena potensinya sebagai agen antikanker yang dapat mengendalikan beberapa jenis kanker, seperti kanker payudara, *limfoma*, dan *leukemia* [3]. Ciplukan juga dapat dimanfaatkan untuk obat, sehingga dapat menjadi bahan dasar dalam sektor *biofarmasi* dan sektor *non-biofarmasi* [4]. Oleh karena itu, penelitian tentang klasifikasi kematangan buah ciplukan memiliki dampak yang signifikan dalam membantu masyarakat mengonsumsi buah ini.

Buah ciplukan masih sering dianggap sebagai gulma oleh petani dan tanaman liar oleh masyarakat umum. Walaupun ada upaya petani dalam menanam buah ciplukan, namun

ketersediaan benih buah ciplukan masih sangat terbatas [5]. Ketidakpahaman mengenai tingkat kematangan buah ini menjadi tantangan utama, terutama dalam upaya meningkatkan kualitas buah dan konsumsinya.

Penelitian yang dibangun melibatkan penggunaan metode *Naive Bayes* untuk klasifikasi kematangan buah ciplukan. Metode ini didasarkan pada teori probabilitas dan telah sukses digunakan dalam berbagai konteks, termasuk klasifikasi tingkat kematangan buah. Selain itu, fitur ekstraksi GLCM menjadi langkah penting dalam mengidentifikasi ciri-ciri kematangan buah. GLCM telah terbukti berhasil dalam berbagai aplikasi pengolahan citra, termasuk identifikasi tingkat kematangan buah. Dalam penelitian ini, terbukti pada bagian hasil dan pembahasan mendapatkan output prediksi kematangan buah ciplukan antara Matang atau Mentah.

Penelitian ini bertujuan menjawab dua pertanyaan utama: bagaimana metode *Naive Bayes* dapat digunakan untuk klasifikasi kematangan buah ciplukan, dan bagaimana ekstraksi fitur GLCM dapat digunakan untuk mengidentifikasi ciri-ciri kematangan buah. Hasil penelitian ini dapat bermanfaat dalam kontribusi masyarakat membantu mengkonsumsi buah ciplukan dengan lebih baik.

## 2. Tinjauan Pustaka

Peneliti Hadi dan Rachmawanto pada tahun 2022 meneliti tentang klasifikasi kematangan buah berdasarkan fitur-fitur warna dan GLCM yang diekstraksi dari citra buah. Proses ini melibatkan tahapan *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan pengklasifikasian menggunakan metode KNN, dengan hasil akurasi sekitar 63% [6].

Peneliti Sambudi pada tahun 2021, meneliti mengenai pengklasifikasian kematangan dan harga buah pepaya dengan menggunakan GLCM dan *Naive Bayes*. Penelitian ini melibatkan pengklasifikasian gambar buah pepaya berdasarkan dataset sebanyak 100 gambar. Tahap awal melibatkan proses pra-pemrosesan, di mana citra buah pepaya diubah dari format RGB menjadi citra keabuan (*grayscale*) dan kemudian di *resize* menjadi 10% dari ukuran citra aslinya. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur GLCM yang melibatkan fitur-fitur seperti *Homogeneity*, *Energy*, *Correlation*, dan *Contrast*. Ekstraksi fitur yang dihasilkan untuk klasifikasi *Naive Bayes*. Menghasilkan akurasi 81,25% dalam mengklasifikasikan buah pepaya berdasarkan kematangan dan harga mereka [7].

Peneliti Shandy, Panna, dan Malago pada tahun 2019 menggali secara mendalam mengenai kematangan buah belimbing. Mereka memulai dengan dataset yang terdiri dari 60 gambar buah belimbing matang dan mentah. Tahap awal melibatkan transformasi citra asli dari format RGB ke citra *grayscale*, dan kemudian dilakukan perataan histogram dengan memanfaatkan metode *Histogram Equalization*. Selanjutnya, citra disegmentasi untuk memisahkan objek gambar dari latar belakang. Fitur-fitur kunci diekstraksi menggunakan metode GLCM, yang memungkinkan pemodelan hubungan antara piksel dalam citra dengan tingkat kematangan yang berbeda. Hasil fitur dilanjutkan ke proses *K-Nearest Neighbors* (KNN). Hasilnya, penelitian ini mencapai tingkat akurasi yang mengesankan sebesar 90% dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah belimbing, menunjukkan potensi besar dalam aplikasi teknologi pengolahan citra untuk pertanian dan pengelolaan produk pertanian [8].

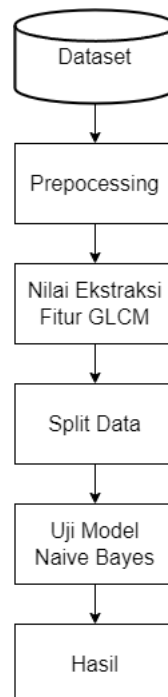
Peneliti Harun pada tahun 2021, penelitian fokus pada identifikasi buah jambu biji pada tingkat kematangan dengan memanfaatkan kombinasi GLCM dan KNN. Penelitian ini menggunakan dataset berisi 159 gambar buah jambu biji. Tahapan awal melibatkan *preprocessing* citra dengan mengubah citra asli dari format RGB menjadi citra *grayscale*, dilanjutkan dengan segmentasi citra untuk memisahkan objek gambar dari latar belakang. Fitur-fitur penting diekstraksi dari citra menggunakan GLCM, yang digunakan untuk memodelkan hubungan piksel dalam citra. Fitur yang didapatkan lanjut ke KNN. Hasil dari penelitian ini menunjukkan akurasi 80% dalam mengklasifikasikan kematangan buah jambu biji, menggambarkan potensi dalam aplikasi teknologi pengolahan citra dalam konteks pertanian dan penentuan kematangan buah [9].

Peneliti Batubara, Widiyanto, dan Chamidah pada tahun 2020 mereka mengeksplorasi penggunaan metode *Naive Bayes* berdasarkan ciri warna RGB dan GLCM untuk klasifikasi rempah rimpang. Mereka mengumpulkan data dari 80 gambar rempah rimpang yang diambil secara langsung. Proses awal melibatkan tahap *preprocessing*, yang mencakup konversi citra *grayscale* dan citra HSV. Fitur-fitur diekstraksi dari citra dan melalui tahap normalisasi memasuki proses *Naive Bayes*. Hasil menunjukkan tingkat akurasi sebesar 52% dalam klasifikasi rempah rimpang menggunakan metode *Naive Bayes* [10].

Penelitian sebelumnya telah menyelidiki klasifikasi tingkat kematangan pada berbagai jenis buah dengan menggunakan metode *Naive Bayes* dan GLCM. Dalam penelitian ini, fokus utama adalah mengubah dataset yang digunakan menjadi buah ciplukan. Jadi, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasi kematangan buah ciplukan dengan metode klasifikasi *Naive Bayes* dan ekstraksi fitur GLCM sebagai pendekatan utama.

### 3. Metodologi

Masalah utama yang diidentifikasi adalah kurangnya pengetahuan masyarakat mengenai tingkat kematangan buah ciplukan. Metode yang digunakan klasifikasi kematangan buah ciplukan adalah *Naive Bayes* dan ekstraksi fitur GLCM. Data mengenai buah ciplukan yang matang dan mentah dikumpulkan secara langsung dengan bantuan smartphone sebanyak 100 gambar. Hasil dari sistem yang dikembangkan dapat diuji untuk menentukan sejauh mana sistem ini berhasil dalam klasifikasi tingkat kematangan buah ciplukan sesuai dengan tujuannya.



Gambar 1. Prosedur Klasifikasi *Naive Bayes* dengan Nilai GLCM

Dataset yang digunakan dikelompokkan menjadi Matang dan Mentah. Langkah awal melakukan proses *preprocessing* data dengan *grayscale*, *cropping*, dan *resize*. Selanjutnya, mencari nilai ekstraksi fitur GLCM dari *preprocessing* dataset. Nilai yang telah di dapat akan disimpan beserta labeling. Setelah disimpan, akan dilakukan *split* data menjadi data *training dan testing*. Data yang telah di *split* akan dilakukan model *Naive Baye* untuk mendapatkan hasil akurasi dan prediksi kematangan buah ciplukan.

*Naive Bayes* digunakan dalam pengklasifikasi probabilitas sederhana di mana probabilitas diklasifikasikan diperoleh dengan menghitung sejumlah probabilitas dan nilai kombinasi dari dataset [11]. Klasifikasi *Naive Bayes* unggul dalam hal akurasi jika dibandingkan dengan metode klasifikasi lain, dan juga memiliki keunggulan dalam hal kecepatan komputasinya, sehingga sangat sesuai digunakan pada basis data yang besar [7].

Pemodelan *Naive Bayes* meliputi tahap pelatihan data dan tahap pengujian.

#### 1. Pelatihan Data [12]

- a. Menentukan probabilitas untuk setiap kelas.
- b. Mencari rata-rata untuk setiap fitur dalam setiap kelas, menggunakan rumus:

$$\mu = \frac{\sum n}{k} \quad (1)$$

$k$  = keseluruhan data

$\Sigma n$  = keseluruhan nilai data

Selanjutnya, lakukan perhitungan deviasi standar untuk setiap atribut dan masing-masing kategori. Hal ini dapat dicapai melalui penggunaan rumus berikut:

$$\sigma = \left( \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

## 2. Pengujian [12]

- a. Perhitungan densitas probabilitas data uji dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut:

$$\varphi_{\mu\sigma}(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

- b. Setelah mendapatkan hasil intensitas probabilitas, langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas untuk setiap kelas menggunakan persamaan berikut:

$$P = P(X|C_i) \times P(C_i) \quad (4)$$

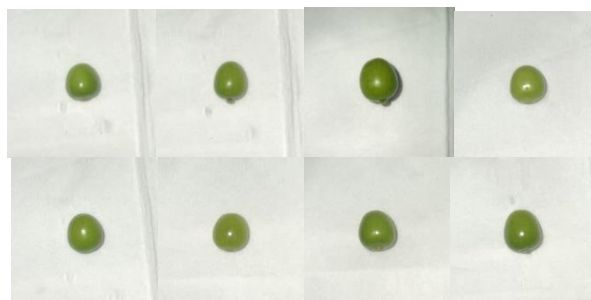
Dalam proses ini, probabilitas tertinggi mengindikasikan apakah buah ciplukan akan diklasifikasikan sebagai matang atau mentah. Sehingga hasil prediksi berdasarkan dari probabilitas tertinggi. Hasil tersebut merupakan output dalam penelitian ini.

## 4. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, digunakan sebanyak 100 gambar buah ciplukan yang terdiri dari 50 gambar buah ciplukan matang dan 50 gambar buah ciplukan mentah. Data yang digunakan diambil secara langsung (data primer). Untuk mendapatkan gambar yang berkualitas tinggi, pengambilan gambar dilakukan secara berulang hingga diperoleh gambar dengan tingkat gangguan (*noise*) yang minimal [13]. Untuk menjadikan objek buah ciplukan tampak lebih terlihat, latar belakangnya berwarna putih. Pengambilan data dilakukan dengan menggunakan kamera smartphone iPhone 11 di Desa Hargomulyo, Kecamatan Kokap, Kulonprogo, D I Yogyakarta pada tanggal 23-24 Oktober 2022.

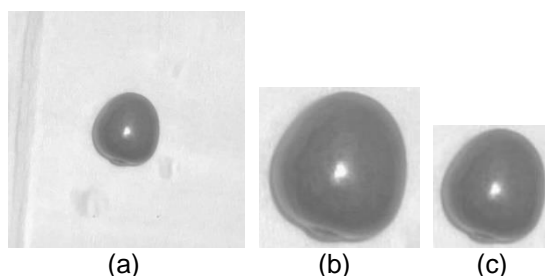


Gambar 2. Dataset Buah Ciplukan Matang.



Gambar 3. Dataset Buah Ciplukan Mentah.

Proses *preprocessing* meliputi tahap *Grayscale* mengubah warna gambar asli dalam format BGR (*Blue Green Red*) menjadi skala keabuan dengan menggunakan fungsi yang disediakan oleh OpenCV [14]. Pada tahap *Cropping*, gambar dipotong dengan mempertahankan bagian wilayah tengah, dengan batas tinggi antara 1/3 hingga 2/3 dan lebar antara 1/3 hingga 2/3 dari gambar yang sudah diubah ke skala keabuan. Terakhir pada tahap *Resize* ukuran gambar diubah menjadi setengah dari ukuran gambar yang telah dipotong sebesar 0.5 skala *horizontal* dan skala *vertikal*, bertujuan untuk mengurangi beban dalam proses klasifikasi dan mengurangi waktu yang diperlukan [15]. Waktu proses klasifikasi akan bertambah ketika nilai pikselnya tinggi [16].



Gambar 4. Hasil *Grayscale*(a), *Cropping*(b), dan *Resize*(c)

Proses GLCM dimulai dengan langkah hasil *preprocessing* citra sebelumnya, guna memperoleh nilai matriks GLCM. Dari nilai matriks ini, dilakukan proses ekstraksi fitur yang bertujuan menghasilkan nilai-nilai ekstraksi fitur yang relevan. Nilai-nilai ekstraksi fitur ini kemudian digunakan dalam tahap klasifikasi selanjutnya. Dengan demikian, proses ekstraksi fitur dari matriks GLCM menjadi langkah krusial dalam analisis citra ini yang berperan dalam mendukung tahap klasifikasi.

Nilai-nilai yang dihitung mencakup *dissimilarity*, *correlation*, *homogeneity*, *contrast*, ASM, dan *energy*, dengan masing-masing diukur pada empat sudut berbeda: 0°, 45°, 90°, dan 135° [10]. Hasil yang diperoleh bersama dengan label yang telah diberikan kode, yaitu "Mentah" dengan nilai 0 dan "Matang" dengan nilai 1 akan disimpan. Pendekatan ini membantu dalam mengidentifikasi karakteristik tekstur buah ciplukan yang relevan untuk proses klasifikasi. Berikut gambar nilai ekstraksi fitur GLCM.

	_135	ASM_0	ASM_45	ASM_90	ASM_135	energy_0	energy_45	energy_90	energy_135	label
47	9141	0.0044	0.0045	0.0048	0.0044	0.0664	0.067	0.0695	0.0666	1
48	1026	0.0017	0.0015	0.0016	0.0015	0.0406	0.0391	0.0398	0.0383	1
49	8002	0.0015	0.0016	0.0018	0.0015	0.0389	0.0402	0.042	0.0391	1
50	0016	0.0017	0.0015	0.0019	0.0015	0.0408	0.0392	0.043	0.0383	0
51	1239	0.0018	0.0017	0.0022	0.0017	0.0419	0.0417	0.0465	0.0415	0
52	4558	0.0013	0.0012	0.0014	0.0012	0.0356	0.0347	0.0369	0.0345	0

Gambar 5. Nilai ekstraksi fitur GLCM.

Dilanjutkan proses *Naive Bayes* dimulai dengan langkah awal, yaitu pembagian dataset yang telah mengalami ekstraksi fitur sebelumnya menjadi data *training* dan data *testing*. Data yang dihasilkan sebagai inputan dalam proses GaussianNB. Dari model tersebut, peneliti dapat menghasilkan prediksi kematangan buah ciplukan, mengukur akurasi, dan mendapatkan hasil klasifikasi buah matang atau mentah.

Proses model *Naive Bayes* dilakukan dengan menggunakan algoritma *GaussianNB*. Proses *GaussianNB* melibatkan langkah-langkah perhitungan probabilitas kelas, nilai rata-rata, dan varian, serta prediksi kelas [17]. Pada tahap probabilitas kelas, dilakukan perhitungan jumlah sampel dalam setiap kelas dan kemudian dibagi dengan total sampel dalam data latih. Langkah ini membantu dalam menentukan seberapa mungkin suatu citra termasuk dalam setiap kelas kematangan buah ciplukan.

Selanjutnya, dalam menghitung nilai rata-rata dan varian, berbagai fitur yang ada dalam setiap kelas dianalisis. Hal ini penting untuk memahami karakteristik setiap kelas berdasarkan

fitur-fitur yang digunakan dalam ekstraksi. Terakhir, pada tahap prediksi kelas, dilakukan perhitungan skor kelas untuk setiap kelas menggunakan distribusi GaussianNB. Citra akan diklasifikasikan ke dalam kelas dengan skor tertinggi sebagai prediksi akhirnya. Proses ini memungkinkan kita untuk mengidentifikasi kematangan buah ciplukan berdasarkan analisis probabilitas dan distribusi fitur-fitur yang ada dalam dataset. Hasil akurasi dapat dilihat pada Table 1.

Table 1. Akurasi

No	Split Data		Akurasi
	Data Latih : Data Uji	Random State	
1	50% : 50%	16	64%
2	60% : 40%	16	62.50%
3	70% : 30%	16	60%
4	80% : 20%	16	70%
5	90% : 10%	16	80%
Rata-rata			67.3%

Akurasi di dapatkan dengan tes pembagian yang dijalankan 5 kali (50%:50%, 60%:40%, 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%) [18]. Dengan variasi perbandingan antara data pelatihan dan data pengujian dan random state 16. Hasil akurasi penelitian ini didapatkan dari hasil rata-rata 5 variasi akurasi diatas.

Untuk pengujian sistem yang dibuat, peneliti menggunakan perangkat lunak Visual Studio Code dengan bahasa pemrograman Python. Sistem yang dibangun memiliki tiga menu utama, yaitu Menu Prediksi Kematangan Buah, Dataset GLCM, dan Akurasi. Berikut adalah rincian proses pengujian pengguna:

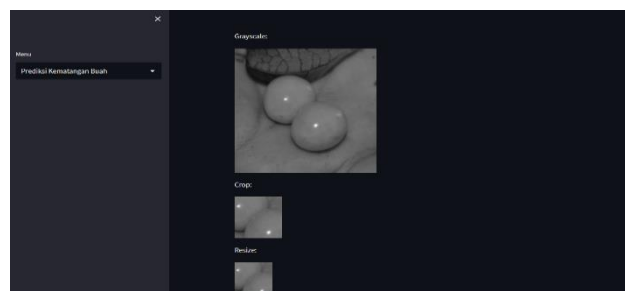
#### 1. Prediksi Kematangan Buah

Input Gambar Baru: Pengguna dapat mengunggah gambar buah ciplukan yang baru dan ingin diprediksi tingkat kematangannya. Sistem ini memiliki batasan ukuran file gambar sebesar 200 MB. Setelah gambar diunggah, gambar tersebut akan ditampilkan pada antarmuka sistem.



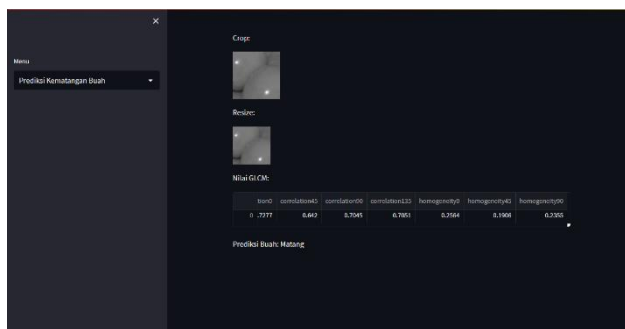
Gambar 6. Input Gambar Baru.

*Preprocessing* Gambar Baru: Sistem akan menampilkan hasil preprocessing dari gambar inputan sebelumnya. Hasil preprocessing ini mencakup konversi gambar menjadi skala abu-abu (*grayscale*), proses pemotongan gambar (*crop*), dan penyesuaian ukuran gambar (*resize*).



Gambar 7. *Preprocessing* Gambar Baru.

Nilai GLCM dan Hasil Prediksi Gambar Baru: Sistem akan menampilkan nilai GLCM yang dihasilkan dari gambar yang telah diproses dan juga hasil prediksi tingkat kematangan buah ciplukan yang baru. Hasil ini memberikan informasi penting kepada pengguna tentang karakteristik gambar dan prediksi tingkat kematangannya.



Gambar 8. Nilai GLCM dan Hasil Prediksi Gambar Baru.

### 2. Dataset GLCM

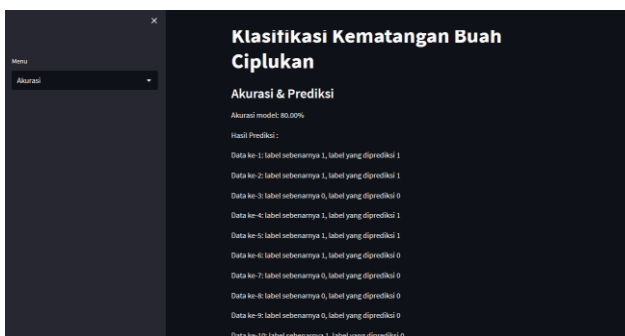
Menu Dataset GLCM berisi dataset yang digunakan dalam sistem.



Gambar 9. Dataset GLCM.

### 3. Akurasi

Hasil akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini sebesar 67.3%. Untuk pengujian sistem, akurasi yang ditampilkan dalam sistem diambil dari salah satu 5 varian sebelumnya. Varian yang diambil berupa akurasi terbesar yaitu 80%. Akurasi tersebut diperoleh dari split data latih dan uji sebesar 90%:10% dataset nilai ekstraksi fitur GLCM dengan random state 16.



Gambar 10. Akurasi Pengujian.

Dari hasil sebelumnya, menunjukkan bahwa penelitian tentang klasifikasi kematangan buah menggunakan metode *Naive Bayes* dan fitur ekstraksi GLCM berjalan cukup baik. Termasuk dalam penelitian ini dengan dataset buah ciplukan, dapat berjalan sesuai dengan tujuannya yaitu mengklasifikasi kematangan buah dengan akurasi 67.3%. Penelitian ini menguatkan penelitian [7] [12] bahwa metode *Naive Bayes* dan ekstraksi fitur GLCM dapat mengklasifikasi kematangan buah.

## 5. Simpulan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan metode yang digunakan memiliki potensi besar untuk membantu masyarakat mengkonsumsi buah ciplukan dalam menentukan tingkat kematangan buah. Data yang dikumpulkan dari 100 gambar buah ciplukan, yang terdiri dari 50 buah matang dan 50 buah mentah, memungkinkan sistem untuk mengidentifikasi karakteristik tekstur yang relevan untuk proses klasifikasi. Akurasi yang diperoleh sebesar 67.3%

Hasil analisis *preprocessing* menunjukkan bahwa langkah-langkah *Grayscale*, *Cropping*, dan *Resize* efektif dalam mempersiapkan citra dengan optimal sebelum dilakukan klasifikasi. Ekstraksi fitur GLCM menghasilkan nilai-nilai yang berguna dalam membedakan buah ciplukan matang dan mentah. Selain itu dalam memprediksi tingkat kematangan buah ciplukan, metode *Naive Bayes* dapat mengklasifikasi dengan normal.

Implikasi dari penelitian ini adalah bahwa sistem yang dikembangkan dapat digunakan sebagai alat bantu untuk mengklasifikasikan buah ciplukan dalam masyarakat, memungkinkan mereka untuk memilih buah yang matang dengan lebih tepat. Hal ini dapat meningkatkan kualitas konsumsi buah ciplukan dan mendorong pemahaman yang lebih baik tentang manfaat kesehatan yang terkandung dalam buah ini.

Namun, penelitian ini juga memiliki keterbatasan. Data yang digunakan masih terbatas pada 100 gambar buah ciplukan, sehingga perlu pengumpulan data lebih lanjut untuk meningkatkan keakuratan model. Selain itu, hanya menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan metode *Naive Bayes*, sehingga terdapat potensi untuk menggabungkan metode lain atau teknik pemrosesan citra yang lebih canggih dalam meningkatkan performa sistem. Dalam pengembangan selanjutnya, penelitian dapat melibatkan lebih banyak jenis buah dan memperluas cakupan aplikasi sistem ini dalam industri pertanian dan pengolahan makanan.

## Daftar Referensi

- [1] T. A. Sahidu dan S. , "Penyuluhan Pemanfaatan Buah Ciplukan Sebagai Bahan Makanan Sehat Melalui Metode Jaga Jarak Fisik Akibat Wabah Covid 19," *Jurnal Gema Ngabdi*, vol. 2, no. 2, pp. 139-146, 2020.
- [2] I. S. Laia, "Pemanfaatan Ciplukan (*Physalis Angulata*) Sebagai Tanaman Obat Hipertensi Di Desa Mohilikecamatan Amandraya Kabupaten Nias Selatan," *FAGURU: Jurnal Ilmiah Mahasiswa Keguruan*, vol. 1, no. 2, pp. 119-127, 2023.
- [3] F. R. K, *Gulma Ajaib Penakluk Aneka Penyakit*, Sleman: Deepublish, 2020.
- [4] Effendy, Respatijarti dan B. Waluyo, "Keragaman Genetik Dan Heritabilitas Karakter Komponen Hasil Dan Hasil Ciplukan," *Jurnal AGRO*, vol. 5, no. 1, pp. 30-38, 2018.
- [5] N. D. Susanti, E. Widajati dan D. Guntoro, "Studi Perkecambah Benih Ciplukan (*Physalis peruviana L.*) Pada Beberapa Tingkat Masak Buah," *Buletin Agrohorti*, vol. 7, no. 3, pp. 263-269, 2019.
- [6] H. P. Hadi dan E. H. Rachmawanto, "Ekstraksi Fitur Warna Dan Glcm Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambutan," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 8, no. 3, pp. 63-68, 2022.
- [7] H. S. Sambudi, "Sistem Cerdas Klasifikasi Kematangan Dan Harga Buah Pepaya Berdasarkan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurence Matrix Dengan Metode Naive Bayes," dalam *Universitas Islam Indonesia*, Sleman, 2021.
- [8] Q. Shandy, S. S. Panna dan Y. Malago, "Penerapan Metode Grey Level Co-Occurrence Matriks (GLCM) dan K-Nearest Neighbor (K-NN) Untuk Mendeteksi Tingkat Kematangan Buah Belimbing Bintang," *Jurnal Nasional cosPhi*, vol. 3, no. 1, pp. 31-36, 2019.
- [9] R. Harun, "Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Biji Menggunakan Fitur Ekstraksi GLCM dengan Metode KNN," *Jurnal Cosphi*, vol. 5, no. 1, pp. 7-12, 2021.
- [10] N. P. Batubara, D. Widiyanto dan N. Chamidah, "Klasifikasi Rempah Rimpang Berdasarkan Ciri WarnaRGBDan Tekstur GLCM Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JURNAL INFORMATIK*, vol. 16, no. 3, pp. 156-163, 2020.



- [11] B. Simatupang, S. F. Pane dan N. H. Harani, Cara Cepat dan Mudah untuk Melakukan Recruitment Karyawan Perbankan Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Bandung: Ktreatif Industri Nusantara, 2020.
- [12] C. B. Roring, D. I. Mulyana, Y. T. Lubis dan A. R. Zamzami, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Bol Berdasarkan Warna Kulit Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Jurnal Pendidikan Tambusai*, vol. 6, no. 1, pp. 2938-2948, 2022.
- [13] E. I. Sela dan M. Ihsan, "Deteksi Kualitas Telur Menggunakan Analisis Tekstur," *IJCCS*, vol. 11, no. 2, pp. 199-208, 2017.
- [14] N. Nafi'iyah dan S. Mujilawati, Buku Ajar Citra Binarisasi Dan Enhancement, Sleman: DEEPUBLISH, 2018.
- [15] C. Rahmad, M. Astiningrum dan N. B. Purnomo, "Identifikasi Dan Prediksi Tingkat Kematangan Pisang Candi Dengan Fitur Warna Dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*, pp. 188-193, 2019.
- [16] S. Sanjaya, M. L. Pura, S. K. Gusti, F. Yanto dan F. Syafria, "K-Nearest Neighbor for Classification of Tomato Maturity Level Based on Hue, Saturation, and Value Colors," *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining (IJAIM)*, vol. 2, no. 2, p. 101 – 106, 2019.
- [17] E. S. H. Sitorus dan R. Hidayati, "Klasifikasi Kematangan Pepaya Menggunakan Ruang Warna Hsv Dan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Komputer dan Aplikasi*, vol. 09, no. 01, pp. 66-75, 2021.
- [18] I. Setiawati dan E. I. Sela, "Classification of Facial Expression Using Principal Component Analysis (PCA) Method and Support Vector Machine (SVM)," *International Journal of Computer and Information Technology*, vol. 11, no. 1, pp. 23-29, 2022.