

## **Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Robusta Dengan Metode Naive Bayes berdasarkan Ukuran Biji, Tekstur, dan Warna**

**I Kadek Nurcahyo Putra**

Program Pascasarjana, Program Studi Ilmu Komputer  
Universitas Pendidikan Ganesha  
Email: [ikadeknurcahyoputra@gmail.com](mailto:ikadeknurcahyoputra@gmail.com)

**I Gede Aris Gunadi**

Program Pascasarjana, Program Studi Ilmu Komputer  
Universitas Pendidikan Ganesha  
Email: [igedearisgunadi@undiksha.ac.id](mailto:igedearisgunadi@undiksha.ac.id)

**I Made Gede Sunarya**

Program Pascasarjana, Program Studi Ilmu Komputer  
Universitas Pendidikan Ganesha  
Email: [sunarya@undiksha.ac.id](mailto:sunarya@undiksha.ac.id)

### **ABSTRAK**

Kopi merupakan salah satu komoditas terpenting di dunia, lebih dari dua juta gelas kopi di konsumsi setiap hari. Kualitas kopi bergantung pada serangkaian proses, dari pemetikan buah yang sudah matang, cara menjemur dan sortasi yang merupakan proses sangat penting untuk mensegmentasi biji kopi sesuai kualitas. Biji kopi yang tercampur menyebabkan rusaknya rasa dikarenakan biji dengan ukuran berbeda yang di sangrai akan menghasilkan biji yang tidak merata matangnya, menurunkan kualitas, dan harga. Sortasi biji dengan cara manual rentan mengalami kesalahan disebabkan turunnya konsentrasi serta subjektivitas mata serta tangan manusia. Pada penelitian ini penulis mengimplementasi algoritma Naive Bayes untuk membangun model klasifikasi kualitas biji kopi robusta berdasarkan fitur warna RGB, fitur tekstur dengan metode GLCM, dan fitur ukuran biji kopi robusta. Biji kopi robusta diperoleh dari CV. Kaki Lima Solid sejumlah 300 gram untuk setiap kualitas. Biji kopi difoto untuk menghasilkan citra biji kopi. Citra biji kopi di pre-proses selanjutnya di lakukan ekstraksi fitur warna, tekstur, dan ukuran biji. Dataset hasil ekstraksi fitur di bagi menjadi dua bagian, 480 data digunakan untuk melatih algoritma Naive Bayes. Pengujian model klasifikasi dengan 120 data uji memperoleh hasil akurasi 87.5%, hasil ini menunjukkan model klasifikasi yang dibangun dengan dataset hasil ekstraksi fitur warna RGB, tekstur GLCM, ukuran biji mampu membedakan kualitas biji dengan cukup baik. Komparasi fitur dan metode klasifikasi lain pada masa depan dapat dilakukan untuk memperoleh hasil yang lebih baik.

**Kata kunci:** Kopi, Naive Bayes, RGB, GLCM, Klasifikasi

### **ABSTRACT**

*Coffee is one of the most important commodities in the world, more than two million cups of coffee are consumed every day. Coffee quality depends on a series of processes, from picking ripe fruit, how to dry the beans and sorting is a very important process to segment coffee beans according to quality. Mixed coffee beans of different quality cause taste damage due to uneven roasting process, lower quality and price. Sorting coffee beans manually is prone to errors due to decreased concentration and human subjectivity. In this study the authors implemented the Naive Bayes algorithm to build a robusta coffee bean quality classification model based on RGB color features, texture features using the GLCM method, and robusta coffee bean size features. Robusta coffee beans were obtained from CV. Kaki Lima Solid in the amount of 300 grams for each quality. Coffee beans are photographed to produce an image of coffee beans. The coffee bean image is pre-processed and then extracted from the color, texture, and bean size features. The dataset is divided into two parts, 480 data is used to train the Naive Bayes algorithm. Testing the*

*classification model with 120 test data obtained an accuracy of 87.5%. These results show that the classification model built with the dataset extracted from RGB color features, texture, and beans size is able to differentiate beans quality quite well. Comparison of features and other classification methods in the future can be done to obtain better results.*

**Keywords:** *Coffee, Naïve Bayes, RGB, GLCM, Classification*

## 1. PENDAHULUAN

Komoditas kopi robusta merupakan salah satu mata pencaharian utama bagi masyarakat di Kabupaten Tabanan Provinsi Bali [1]. Menurut data dari Badan Pusat Statistik Provinsi Bali pada laman <https://bali.bps.go.id/> semenjak tahun 2016-2022 Kabupaten Tabanan adalah penghasil biji kopi robusta terbanyak di Provinsi Bali dan Indonesia merupakan salah satu produsen kopi terbesar di dunia [2].

Produk olahan kopi memiliki berbagai manfaat seperti membantu meningkatkan kewaspadaan, konsentrasi, memperbaiki suasana hati, dan penghilang kantuk [3]. Minuman kopi dikonsumsi lebih dari dua juta gelas setiap harinya, maka dapat dikatakan bahwa kopi merupakan salah satu komoditas paling penting di dunia [4]. Setiap tahunnya konsumsi dan permintaan untuk biji kopi berkualitas terus naik setiap tahunnya [5]. Untuk memenuhi permintaan pasar, maka pemilahan biji kopi berkualitas menjadi fokus yang sangat penting [6].

Sortasi atau pemilahan biji kopi bertujuan untuk mensegmentasi kualitas biji kopi berdasarkan warna, cacat, dan ukuran. Keadaan serta ukuran biji kopi berpengaruh terhadap proses roasting Biji kopi yang tercampur menyebabkan rusaknya rasa dikarenakan biji dengan ukuran berbeda yang di sangrai akan menghasilkan biji yang tidak merata matangnya dan menurunkan nilai jual [7]. Sortasi merupakan proses akhir yang sangat penting dari serangkaian proses produksi kopi siap jual karena selain membagi biji sesuai kualitas, sortasi juga dimaksudkan untuk memastikan tidak ada kotoran seperti ranting, daun, kerikil, dan lain-lain yang terbawa ketika proses pengeringan [8].

Biji kopi disortir secara manual satu persatu di atas meja sortasi menggunakan tangan dan mata manusia cukup melelahkan serta memerlukan waktu yang tidak sebentar. Penyortiran manual rentan terhadap kesalahan karena disebabkan subjektifitas dan fokus mata manusia yang berkurang ketika bekerja terlalu lama. Biji kopi yang tidak dipilah dengan benar atau tercampur menyebabkan menurunnya kualitas dan harga karena warna serta rasa yang saling terpengaruhi saat proses roasting.

Data penelitian diperoleh dari CV. Kaki Lima Solid yang merupakan pengolah kopi di daerah Kabupaten Tabanan. Penulis memperoleh 300 gram biji kopi untuk setiap kualitas dari CV. Kaki Lima Solid yakni kualitas A, B, dan C. Kualitas biji kopi A merupakan biji kopi kualitas terbaik dengan ciri bersih, mulus tanpa cacat, serta berwarna hijau. Biji kopi kualitas B memiliki ciri yang sama dengan kualitas A namun memiliki ukuran kecil. Kualitas C adalah biji kopi robusta yang memiliki cacat seperti berwarna hitam, memudar, berlubang, serta patah.

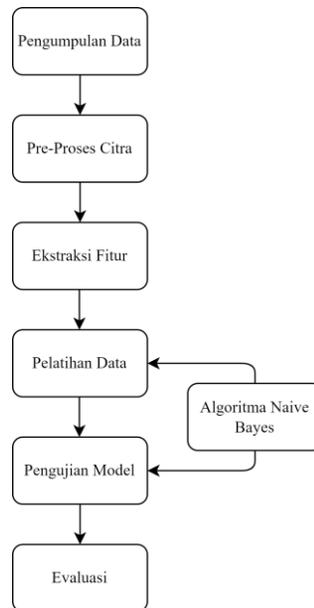
Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi dengan menerapkan salah satu metode machine learning yakni Naive Bayes Classifier yang dapat mengklasifikasi kualitas biji kopi robusta dengan objektif sehingga mengurangi resiko kesalahan sortasi yang disebabkan subjektifitas dan fokus mata manusia yang berkurang ketika bekerja terlalu lama.

Metode klasifikasi Naive Bayes terbukti mampu melakukan klasifikasi terhadap biji kopi sebelumnya, pada penelitian [9] melakukan klasifikasi kerusakan biji kopi dengan metode Naive Bayes. Klasifikasi terhadap 100 data biji kopi dengan empat jenis cacat biji yaitu pecah, hitam penuh, hitam sebagian, serta biji hitam pecah. Peneliti menggunakan fitur warna dan geometri dengan jumlah empat fitur yakni Red, Green, Blue, dan Diameter. Penelitian oleh [9] memperoleh hasil akurasi 82,5%.

Penelitian lain oleh [10] fitur tekstur biji kopi di padukan dengan metode Naive Bayes untuk klasifikasi mutu biji kopi memperoleh hasil akurasi 73,3%. Penulis menggunakan fitur warna, tekstur, dan ukuran biji kopi untuk melakukan klasifikasi kualitas biji kopi robusta. Metode Naive Bayes yang di padukan dengan fitur warna, tekstur, dan ukuran diharapkan dapat memperoleh hasil yang lebih baik dari penelitian sebelumnya dalam melakukan klasifikasi kualitas biji kopi robusta secara objektif.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini melewati beberapa tahapan dari pengumpulan data citra, pre-proses data citra, ekstraksi fitur citra, pelatihan data, pengujian model klasifikasi, dan evaluasi. Alur penelitian ditunjukkan pada gambar 1.



**Gambar 1. Tahapan Penelitian**

### 2.1. Pengumpulan Data

Biji kopi diperoleh dari CV. Kaki Lima Solid sejumlah 300gram biji untuk setiap kualitas. Biji yang diperoleh telah dipilah sesuai kualitas biji kopi oleh penyortir kopi, meliputi biji kualitas A yakni biji kopi hijau berukuran besar, tanpa cacat, biji kualitas B adalah biji yang bersih tanpa warna hitam, memudar, pecah, hitam namun lebih kecil dari ukuran biji kualitas A, dan biji kualitas C memiliki cacat seperti pecah, berlubang, berwarna hitam, serta memudar.

Biji kopi selanjutnya akan difoto sehingga menghasilkan citra biji kopi. Citra biji kopi akan disimpan dan dibagi menjadi dua set data, 80% dari data akan dijadikan sebagai data latih untuk membangun model klasifikasi, 20% sisanya akan dijadikan sebagai data uji untuk mengevaluasi model klasifikasi.

### 2.2. Ekstraksi Fitur Citra

Citra biji kopi robusta hasil pengumpulan data akan di pre-proses terlebih dahulu sehingga siap untuk di ekstrak ciri warna, tekstur, dan ukurannya. Citra asli RGB akan di konversi menjadi citra aras keabuan (grayscale) dengan mengambil rata-rata dari total penjumlahan nilai red, green, blue pada citra RGB [11]. Selanjutnya citra grayscale di konversi menjadi citra biner menggunakan metode otsu yang memberi nilai threshold dengan memilih nilai variance minimal untuk membentuk citra biner yang maksimal pada citra grayscale [12].

Ekstraksi fitur warna biji dilakukan pada citra RGB. Metode GLCM akan digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur pada citra grayscale. GLCM terbukti dapat memberi perbedaan nilai antara permukaan halus dan kasar sehingga diharapkan dapat membantu proses klasifikasi kualitas biji kopi A, B dengan kualitas C. Metode GLCM bekerja dengan memperhitungkan ketetanggaan piksel atau jika pada suatu citra grayscale memiliki nilai piksel ketetanggaan yang seragam maka bisa dikatakan permukaan dari suatu objek mulus atau teratur [13][14]. Pada penelitian ini empat fitur tekstur akan di ekstrak dari citra grayscale biji kopi robusta:

- 1) Energi merepresentasikan ukuran seragaman pada citra, semakin tinggi kemiripan piksel citra, maka semakin tinggi nilai energi.

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j P(i, j)^2 \quad (1)$$

- 2) Kontras merepresentasikan perbedaan skala keabuan. Kontras akan bernilai 0 jika nilai piksel ketetanggan citra bernilai sama.

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

- 3) Homogeneiti mengukur kebersamaan suatu piksel dengan piksel lain, homogeneiti akan bernilai tinggi jika nilai piksel ketetanggan pada citra seragam [15].

$$\text{Homogeneiti} = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (3)$$

- 4) Korelasi merupakan ukuran keterkaitan linear antar nilai grayscale citra dengan rentang -1 hingga 1.

$$\text{Korelasi} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (4)$$

Citra biner akan digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur ukuran biji. Luas diekstrak dengan mengakumulasi nilai piksel pada objek citra biner, dan keliling dihitung dengan menjumlahkan nilai piksel pada sisi tepi objek (*boundary*).

### 2.3. Naive Bayes

Metode klasifikasi Naive Bayes merupakan salah satu metode *machine learning* yang dikemukakan oleh Thomas Bayes. Naive Bayes menghitung probabilitas terhadap *independence evidence* atau fitur yang tidak berhubungan satu sama lain untuk melakukan prediksi atau klasifikasi [16][17]. Algoritma Naive Bayes hanya membutuhkan data latih yang kecil dalam melakukan klasifikasi, parameter penting yang diperlukan yakni rata-rata dan varians dari data latih [18].

Naive Bayes dinyatakan sebagai Hypothesis Maximum Appriori Probability (HMAP). Misal terdapat beberapa nilai probabilitas terhadap hipotesa H, maka akan dipilih hipotesa H yang memiliki probabilitas tertinggi sebagai kelas hipotesa (Max Probability). Algoritma Naive Bayes sering melebihi harapan serta bekerja lebih baik dalam banyak situasi dunia nyata yang kompleks [19].

Pada penelitian ini, dataset merupakan data numerik, maka sebelum dilakukan perhitungan probabilitas terjadinya hipotesa H. Probabilitas awal evidence terhadap kelas hipotesa dihitung dengan pendekatan distribusi probabilitas (Gaussian).

$$P(E_n) = \frac{1}{\sqrt{2 \pi \sigma}} e^{-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

Keterangan:

$\pi$  = phi 3,14

e = 2,718

$\mu$  = mean (rata-rata)

$\sigma$  = Standar Deviasi

Setelah memperoleh nilai probabilitas setiap evidence terhadap hipotesa H, selanjutnya menghitung probabilitas terjadinya hipotesa H ketika sekumpulan evidence fitur muncul dengan rumus:

$$P(E_1) * P(E_2) * \dots * P(E_n) * P(H) \quad (6)$$

Keterangan :

P(E) = Probabilitas Evidence

P(H) = Probabilitas terjadinya Hipotesa H

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil penelitian yang telah dilakukan oleh penulis berdasarkan alur, prosedur, dan metode yang telah dibahas pada bagian sebelumnya.

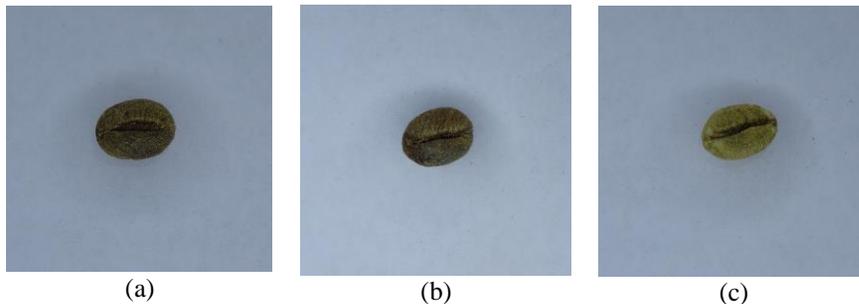
#### 3.1. Pengumpulan Data

Biji kopi robusta yang telah tersortasi sesuai kualitas diperoleh dari CV. Kaki Lima Solid sejumlah 300gram untuk setiap kualitas biji. Akuisisi citra biji kopi robusta dimulai dengan meletakkan biji diatas alas berwarna putih, selanjutnya di foto menggunakan kamera digital dengan pengaturan *iso 100, Aperture F7.1, Shutter Speed 1/20, White Balance 5500K*, dan pencahayaan ringlight. Jarak objek biji kopi dengan kamera adalah 15 cm.



**Gambar 2. Proses Akuisisi Citra Biji Kopi Robusta**

Kualitas A merupakan biji kopi hijau tanpa cacat berdiameter  $\geq 6$ mm didapat sejumlah 202 biji. Biji kopi kualitas B memiliki karakteristik sama dengan biji A namun memiliki diameter  $< 6$ mm diperoleh 241 biji. Biji cacat patah, berlubang, berwarna hitam atau memudar berjumlah 236 biji merupakan biji kopi C.



**Gambar 3. Citra Biji Kopi Robusta, (a) Biji Kualitas A, (b) Biji Kualitas B, (c) Biji Kualitas C**

#### 3.2. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan mengakumulasi nilai piksel objek biji pada masing-masing chanel R, G, B selanjutnya dibagi dengan jumlah piksel pada objek biji sehingga menghasilkan nilai rata-rata pada fitur warna. Ekstraksi fitur warna menghasilkan tiga nilai fitur yakni Red, Green, dan Blue.

**Tabel 1. Fitur Warna**

<i>Kualitas</i>	<i>Red</i>	<i>Green</i>	<i>Blue</i>
A	78.076	70.511	41.320

<i>A</i>	66.192	62.509	37.359
<i>A</i>	60.784	56.343	34.220
<i>A</i>	70.241	64.044	37.872
<i>A</i>	65.791	58.874	35.306
<i>B</i>	75.599	70.401	48.683
<i>B</i>	68.793	65.054	44.850
<i>B</i>	69.449	57.854	37.692
<i>B</i>	69.489	64.423	45.513
<i>B</i>	77.853	71.942	46.801
<i>C</i>	68.191	61.567	36.848
<i>C</i>	77.800	70.818	43.074
<i>C</i>	54.300	48.451	38.507
<i>C</i>	34.580	34.831	35.381
<i>C</i>	64.825	57.102	40.607

Citra asli RGB dikonversi menjadi citra grayscale untuk selanjutnya diekstrak fitur tekstur menggunakan metode GLCM. Konversi citra asli RGB menjadi citra Grayscale dilakukan dengan menjumlahkan setiap piksel pada chanel R, G, B selanjutnya dibagi tiga untuk memperoleh rata-rata (nilai aras keabuan citra).



**Gambar 4. Konversi Citra RGB menjadi Citra Grayscale, (a) Citra RGB, (b) Citra Grayscale**

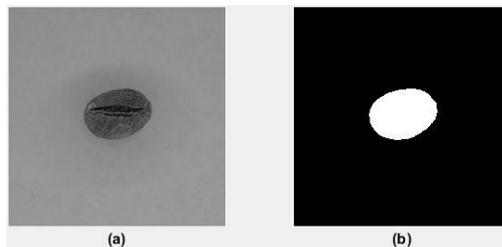
Pada penelitian ini metode GLCM bekerja dengan menghitung nilai ketetanggaan pada orientasi arah 0°, 45°, 90°, 135° pada jarak satu sehingga setiap masing-masing fitur akan memperoleh empat nilai. Peneliti menggunakan nilai rata-rata untuk setiap fitur menghasilkan empat fitur tekstur yakni energi, kontras, homogeneiti, dan korelasi.

**Tabel 2. Fitur Tekstur**

<i>Kualitas</i>	<i>Energi</i>	<i>Kontras</i>	<i>Homogeneiti</i>	<i>Korelasi</i>
<i>A</i>	0.8943	0.0214	0.9930	0.9409
<i>A</i>	0.8897	0.0233	0.9912	0.9161
<i>A</i>	0.8521	0.0219	0.9919	0.9166
<i>A</i>	0.8724	0.0222	0.9927	0.9330
<i>A</i>	0.8849	0.0213	0.9925	0.9153
<i>B</i>	0.9275	0.0201	0.9937	0.9202
<i>B</i>	0.9174	0.0236	0.9921	0.9007
<i>B</i>	0.9130	0.0182	0.9941	0.9072
<i>B</i>	0.9178	0.0217	0.9928	0.9079

<i>B</i>	0.9176	0.0236	0.9925	0.9179
<i>C</i>	0.8844	0.0231	0.9920	0.9329
<i>C</i>	0.9033	0.0231	0.9934	0.9313
<i>C</i>	0.9279	0.0214	0.9923	0.8381
<i>C</i>	0.9645	0.0114	0.9955	0.6761
<i>C</i>	0.9320	0.0175	0.9941	0.8797

Citra grayscale dikonversi menjadi citra biner menggunakan metode otsu. Metode otsu memberi nilai threshold yang berbeda sesuai keadaan citra aras keabuan untuk memperoleh citra biner yang maksimal.



**Gambar 5. Konversi Citra Grayscale menjadi Citra Biner, (a) Citra Grayscale, (b) Citra Biner**

Nilai luas biji kopi dihitung dengan menjumlahkan piksel pada objek citra biner, keliling diperoleh dengan mengakumulasi nilai piksel pada sisi tepi objek (boundary).

**Tabel 3. Fitur Ukuran Biji**

<i>Kualitas</i>	<i>Luas</i>	<i>Keliling</i>
<i>A</i>	14187	388
<i>A</i>	15081	393
<i>A</i>	20307	482
<i>A</i>	17008	439
<i>A</i>	15418	420
<i>B</i>	9282	319
<i>B</i>	10754	330
<i>B</i>	11389	344
<i>B</i>	10758	354
<i>B</i>	10554	335
<i>C</i>	16635	436
<i>C</i>	12525	445
<i>C</i>	10441	334
<i>C</i>	6742	274
<i>C</i>	8706	306

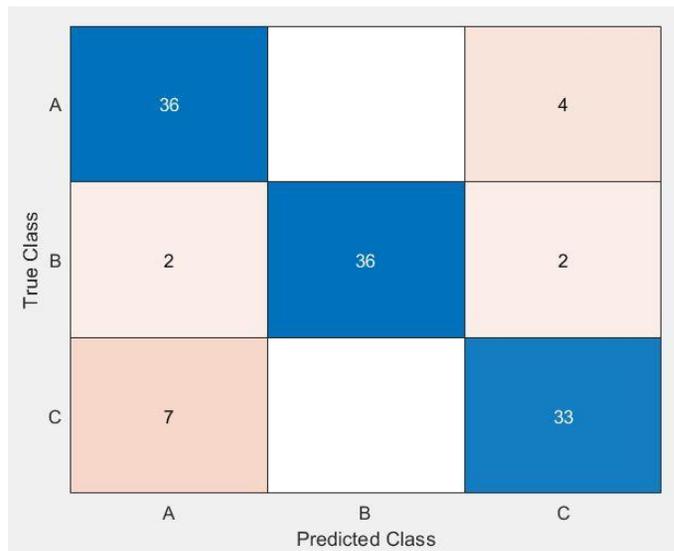
### 3.3. Pelatihan Data

Dataset hasil ekstraksi fitur warna, tekstur, dan ukuran biji dibagi menjadi dua bagian dengan rasio 80:20. Data latih yang digunakan untuk membangun model klasifikasi berjumlah 480 data atau 80% dari dataset. Naive Bayes mempelajari data serta pola suatu kualitas biji kopi terjadi

ketika sekumpulan evidence fitur muncul, sehingga ketika ada data baru masuk, model Naive Bayes mampu mengklasifikasi data tersebut termasuk kelas kualitas A, kualitas B, atau kualitas C.

### 3.4. Pengujian Model

Model Naive Bayes diuji menggunakan 120 data tes untuk mengetahui performa model. Hasil pengujian di evaluasi menggunakan confusion matriks. Akurasi yang merepresentasikan berapa persen model dapat memprediksi secara tepat digunakan sebagai evaluator pada penelitian ini. Pada multi-class confusion matriks, akurasi dihitung dengan menjumlahkan True Positive (TP) atau data yang diprediksi dengan benar sesuai kelas aslinya dibagi dengan jumlah data uji [20].



The confusion matrix shows the relationship between True Class (A, B, C) and Predicted Class (A, B, C). The diagonal elements represent True Positives (TP): 36 for class A, 36 for class B, and 33 for class C. Off-diagonal elements represent False Positives (FP) and False Negatives (FN): 4 for A predicted as C, 2 for B predicted as A, 2 for B predicted as C, and 7 for C predicted as A.

True Class \ Predicted Class	A	B	C
A	36		4
B	2	36	2
C	7		33

**Gambar 6. Confusion Matriks Model Naive Bayes**

Gambar 6 memperlihatkan confusion matriks hasil pengujian model klasifikasi Naive Bayes dengan 120 data tes. Akurasi dihitung dengan menjumlahkan true positive pada tiap kelas kualitas biji dibagi dengan jumlah data tes.

$$\text{Akurasi Model Klasifikasi Naive Bayes} = \frac{36+36+33}{120} = 0.875$$

## 4. KESIMPULAN

Algoritma Naive Bayes berhasil diterapkan pada klasifikasi kualitas biji kopi robusta. Model klasifikasi Naive Bayes memperoleh nilai akurasi 87.5%. Penelitian ini telah memberikan peningkatan hasil akurasi dibanding penelitian sebelumnya dengan memadukan fitur warna pada ruang warna RGB, fitur tekstur dengan metode GLCM, dan fitur ukuran biji kopi robusta. Hasil confusion matriks menunjukkan dari 40 biji kopi C, 7 biji diklasifikasi sebagai biji kualitas A oleh model, hal ini perlu ditingkatkan lagi karena biji yang tercampur dapat merusak rasa, menurunkan kualitas, dan harga. Pada penelitian selanjutnya dapat dicoba fitur, metode klasifikasi lain, menambah set data untuk memperkokoh data, dan memfoto biji kopi dengan berbagai cara atau tidak ditentukan jaraknya untuk membangun model klasifikasi yang lebih optimal serta meningkatkan hasil di masa depan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. A. D. O. Wulandari, I. W. Widyantara, dan I. D. G. Agung, "Profil Usaha Pengolahan Kopi Bali Tugu Sari Pajahan di Desa Pajahan , Kecamatan Pupuan , Kabupaten Tabanan," vol. 8, no. 4, hal. 479–485, 2019.

- 
- [2] A. Santoso, D. A. Savitri, D. E. Kusbianto, dan H. M. Suud, "The Effect of Using Fast Roast and Slow Roast Roasting Techniques on the Chemical and Organoleptic Characteristics of Robusta Coffee Beans ( *Coffea robusta* L .)," vol. 05, no. 01, hal. 95–99, 2024.
- [3] P. Lestari, Zulfauzi, dan B. Santoso, "Klasifikasi tingkat kematangan roasting kopi menggunakan deep learning," vol. 07, no. 01, hal. 1–5, 2024.
- [4] D. Giacalone, T. K. Degn, N. Yang, C. Liu, I. Fisk, dan M. Münchow, "Common roasting defects in coffee: Aroma composition, sensory characterization and consumer perception," *Food Qual. Prefer.*, vol. 71, no. March, hal. 463–474, 2019, doi: 10.1016/j.foodqual.2018.03.009.
- [5] N. Bhumiratana, K. Adhikari, dan E. Chambers, "Evolution of sensory aroma attributes from coffee beans to brewed coffee," *LWT - Food Sci. Technol.*, vol. 44, no. 10, hal. 2185–2192, 2011, doi: 10.1016/j.lwt.2011.07.001.
- [6] M. Garcia, J. E. Candelo-Becerra, dan F. E. Hoyos, "applied sciences Quality and Defect Inspection of Green Coffee Beans Using a Computer Vision System," 2019.
- [7] B. T. Edvan, R. Edison, dan M. Same, "Pengaruh Jenis dan Lama Penyangraian pada Mutu Kopi Robusta (*Coffea robusta*)," *J. Agro Ind. Perkeb.*, vol. 4 No. 1, no. Mei 2016, 2016, doi: <https://doi.org/10.25181/aip.v4i1.34>.
- [8] I. Mawardi, H. Hanif, J. Jennifar, dan S. Safaruddin, "Penerapan Mesin Sortasi Dalam Upaya Efisiensi Proses Produksi Kopi Gayo Sebagai Produk Unggulan Daerah Aceh Tengah," *J. Bakti Masy. Indones.*, vol. 3, no. 2, hal. 476–485, 2021, doi: 10.24912/jbmi.v3i2.9400.
- [9] J. Aramiko, "KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER SKRIPSI," 2020.
- [10] R. A. Makhiyyudin, "Pendeteksi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Metode Naive Bayes," hal. 0–1, 2016.
- [11] A. C. Fauzan dan S. D. Purwanto, "Analisis Perbandingan Algoritma Naive Bayes Classifier dan Learning Vector Quantization dalam Sistem Identifikasi Boraks pada Bakso Daging Sapi," vol. 7, no. 2, hal. 43–50, 2021, doi: 10.24014/coreit.v7i2.15085.
- [12] M. Sezgin dan B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *J. Electron. Imaging*, vol. 13, no. 1, hal. 220, 2004, doi: 10.1117/1.1631316.
- [13] R. A. Surya, A. Fadlil, dan A. Yudhana, "Ekstraksi Ciri Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix ( GLCM ) dan Filter Gabor untuk Klasifikasi Citra Batik Pekalongan," *J. Inform. Pengemb. IT (JPIT , Vol. 02, No. 02, Juli 2017*, vol. 02, no. 02, hal. 23–26, 2017.
- [14] A. Eskaprianda, R. R. Isnanto, dan I. Santoso, "Deteksi Kondisi Organ Pankreas Melalui Iris Mata Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perambatan Balik dengan Pencirian Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan," *Transmisi*, vol. 13, no. 1, hal. 33–38, 2011.
- [15] Sutarno, R. F. Abdullah, dan R. Passarella, "Identifikasi Tanaman Buah Berdasarkan Fitur Bentuk, Warna dan Tekstur Daun Berbasis Pengolahan Citra dan Learning Vector Quantization(LVQ)," *Annu. Res. Semin.*, vol. 3, no. 1, hal. 65–70, 2017, [Daring]. Tersedia

- pada: <https://seminar.ilkom.unsri.ac.id/index.php/ars/article/view/1742>
- [16] S. L. B. Ginting dan R. P. Trinanda, “TEKNIK DATA MINING MENGGUNAKAN METODE BAYES CLASSIFIER UNTUK OPTIMALISASI PENCARIAN PADA APLIKASI PERPUSTAKAAN,” 2013.
- [17] W. Wan, “Enhancing unconfined compressive strength of stabilized soil with lime and cement prediction through a robust hybrid machine learning approach utilizing Naive Bayes Algorithm,” *J. Eng. Appl. Sci.*, hal. 1–23, 2024, doi: 10.1186/s44147-024-00408-8.
- [18] S. . Pattekari dan A. Parveen, “Prediction system for heart disease using Naïve Bayes,” *Int. J. Adv. Comput. Math. Sci.*, vol. 3, no. 3, hal. 290–294, 2012.
- [19] T. Wahyono, *FUNDAMENTAL OF PYTHON FOR MACHINE LEARNING*. Yogyakarta: GAVA MEDIA, 2021.
- [20] M. Grandini, E. Bagli, dan G. Visani, “Metrics for Multi-Class Classification: an Overview,” hal. 1–17, 2020, [Daring]. Tersedia pada: <http://arxiv.org/abs/2008.05756>