



# Naïve Bayes Classifier untuk Klasifikasi Cacat Biji Kopi Berdasarkan Warna dan Tekstur

I Kadek Nurcahyo Putra<sup>1\*</sup>, Gusti Ayu Made Sri Suari<sup>2</sup>

<sup>1</sup>*Ilmu Komputer, Universitas Pendidikan Ganesha,  
Jl. Udayana No.11, Banjar Tegal, Singaraja, Kabupaten Buleleng, Bali 81116, Indonesia*  
<sup>2</sup>*Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Udayana,  
Jl. P.B. Sudirman, Dangin Puri Klod, Kec. Denpasar Tim., Kota Denpasar, Bali 80112, Indonesia*  
\*Email Penulis Koresponden: ikadeknurcahyoputra@gmail.com

## Abstrak:

Pemilahan cacat biji kopi merupakan proses yang sangat penting untuk menjaga serta meningkatkan kualitas produksi, melihat kopi sebagai salah satu komoditas paling penting yang diperjual belikan. Penulis ingin meminimalisir kesalahan klasifikasi oleh manusia yang subjektif dengan mengimplementasi metode Naive Bayes untuk melakukan klasifikasi cacat biji kopi secara objektif. Biji kopi difoto sehingga menghasilkan citra biji kopi, ruang warna HSV digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri warna biji, dan tekstur biji kopi diekstrak dengan metode GLCM. Pengujian terhadap model klasifikasi yang dibangun dengan 68 data latih menghasilkan akurasi 94.44% berdasarkan 36 data uji. Hasil akurasi menunjukkan model mengalami kesalahan klasifikasi sebesar 5.56% atau ketika ada 36 data uji maka 2 data salah diklasifikasi atau ketika ada 100 data uji diperkirakan 5 hingga 6 biji akan salah diklasifikasi oleh model. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pengamatan yang lebih dalam untuk mendapatkan fitur ciri yang dapat merepresentasikan perbedaan cacat pada biji dengan lebih representative, serta membandingkan metode klasifikasi Naive Bayes dengan metode klasifikasi lain untuk mendapatkan model klasifikasi yang lebih baik di masa depan.

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



## Kata Kunci:

*Naive Bayes;  
HSV;  
GLCM;  
Kopi;*

## Riwayat Artikel:

*Diserahkan 27 September 2022  
Direvisi 17 Februari 2023  
Diterima 26 Mei 2023  
Dipublikasi 15 Agustus 2023*

## DOI:

*10.22441/incomtech.v13i3.17307*

## 1. PENDAHULUAN

Komoditas kopi adalah salah satu mata pencaharian utama bagi petani di Indonesia. Indonesia merupakan salah satu penghasil kopi terbesar di dunia [1]. Lebih dari dua juta gelas kopi diminum setiap hari di dunia, maka dapat dikatakan bahwa kopi adalah salah satu komoditas paling penting yang diperjual belikan [2]. Saat ini konsumsi dan permintaan untuk biji kopi berkualitas terus naik setiap

tahunnya [3]. Karena itu, pemilahan biji kopi sesuai kualitas menjadi fokus yang sangat penting untuk menentukan harga, kestabilan penyimpanan, dan untuk memenuhi permintaan pasar [4].

Biji kopi umumnya dipilah dengan melihat warna biji, tekstur, bentuk, dan ukuran biji kopi [5]. Pada penelitian ini penulis berfokus pada klasifikasi cacat biji kopi. Pemilahan biji kopi normal dengan biji kopi yang memiliki cacat sangat penting dilakukan untuk menjaga kualitas, serta mengoptimalkan harga jual. Cacat biji kopi ditentukan berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI) 01-2907-2008. Pada penelitian ini biji kopi yang digunakan sebagai set data yakni biji kopi normal tanpa cacat, biji kopi hitam, biji kopi bertutul, dan biji kopi pecah. Biji kopi diperoleh dari pengepul kopi di daerah Kabupaten Tabanan, Provinsi Bali.

Cacat biji kopi akan diklasifikasi berdasarkan warna dan tekstur. Biji kopi normal memiliki karakteristik warna hijau tanpa lubang maupun pecah. Biji hitam adalah biji kopi yang setengah atau lebih bagian luarnya berwarna hitam. Biji yang bertutul pada setengah atau lebih bagian luarnya diklasifikasi sebagai biji bertutul. Biji kopi pecah merupakan biji yang tidak utuh atau berukuran  $\frac{3}{4}$  bagian biji utuh.

Warna biji kopi akan diekstrak pada ruang warna HSV. Warna HSV merupakan ruang warna yang lebih kokoh terhadap variasi cahaya putih dibandingkan RGB. Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur pada biji kopi. Setelah biji kopi diekstrak fiturnya, metode klasifikasi Naive Bayes digunakan untuk melakukan klasifikasi cacat biji kopi.

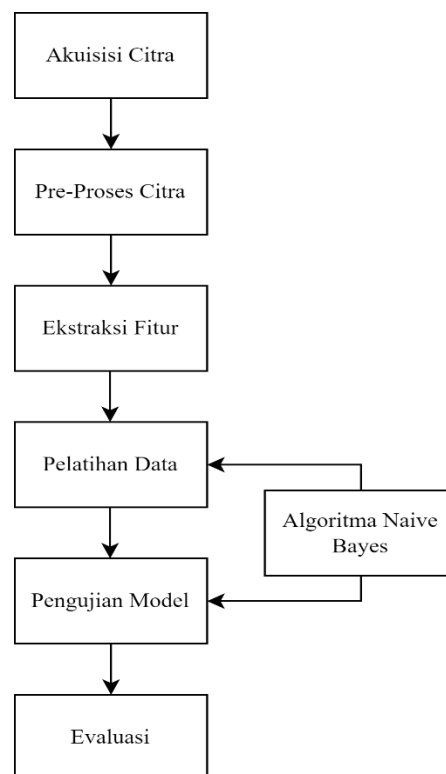
Penelitian oleh [6] melakukan klasifikasi kerusakan biji kopi menggunakan metode Naive Bayes. Klasifikasi dilakukan pada empat jenis kerusakan yakni biji pecah, biji hitam penuh, biji hitam sebagian, dan biji hitam pecah. Peneliti menggunakan empat fitur yaitu Red, Green, Blue, dan Diameter. Dengan menggunakan 100 data biji kopi penelitian ini memperoleh hasil akurasi 82,5%.

Klasifikasi kualitas biji kopi robusta oleh [7] dengan 1300 gambar biji kopi dari empat kelas yakni biji baik, sekam, gigitan serangga, dan tidak diketahui. Menggunakan CNN memperoleh akurasi 93,33%. Selanjutnya penelitian oleh [8] melakukan klasifikasi terhadap 7 grade kualitas biji kopi, RGB dan HSI digunakan sebagai fitur warna, GLCM digunakan sebagai metode ekstraksi fitur tekstur biji kopi. Menggunakan Fuzzy Logic untuk klasifikasi memperoleh akurasi 92.85%.

Pada penelitian ini citra biji kopi akan diekstrak ciri warna pada ruang warna HSV dan tekstur menggunakan metode GLCM. Metode Naive Bayes dengan dataset hasil ekstraksi fitur tekstur dan ruang warna HSV diharapkan mampu memberi peningkatan hasil akurasi dari penelitian sebelumnya dalam melakukan klasifikasi cacat pada biji kopi.

## 2. METODE

Penelitian ini terdiri dari empat tahapan yakni Akuisisi Data, Ekstraksi Fitur, Pelatihan Data, dan Pengujian.



Gambar 1. Alur Penelitian

## 2.1 Akuisisi Data

Biji kopi yang diperoleh dari produsen kopi berjumlah 130 biji. Biji yang diperoleh telah dipilah sesuai cacat biji oleh produsen kopi, meliputi biji normal yakni biji kopi hijau tanpa cacat, biji hitam adalah biji yang setengah atau lebih permukaannya berwarna hitam, biji bertutul adalah biji yang memiliki tutul pada permukaan biji, dan biji pecah memiliki penampilan biji yang tidak utuh jika dibandingkan dengan biji normal.

Biji kopi selanjutnya akan difoto sehingga menghasilkan citra biji kopi. Citra biji kopi akan disimpan dan dibagi menjadi dua set data, 65% dari data akan dijadikan sebagai data latih untuk membangun model klasifikasi, 35% sisanya akan dijadikan sebagai data uji.

## 2.2. Ekstraksi Fitur

Citra biji kopi akan di pre-proses terlebih dahulu sehingga siap untuk diekstrak ciri warna dan teksturnya. Citra asli RGB hasil akuisisi data akan dikonversi terlebih dahulu menjadi citra HSV, dan citra aras keabuan (grayscale). Citra HSV akan diekstrak fiturnya sehingga menghasilkan tiga fitur warna yakni Hue, Saturation, Value. GLCM membangun matriks kookurensi untuk mengekstrak fitur tekstur Energi, homogeneiti, kontras, serta korelasi pada citra grayscale.

HSV merepresentasikan Hue, Saturasi, dan Value, ketiga elemen ini berdiri sendiri. Hue mengindikasi warna dalam satuan derajat dari objek biji kopi, seperti hijau atau hitam. Komponen Saturasi umumnya bernilai 0 hingga 1, Saturasi memberikan informasi kemurnian dari hue, semakin nilai saturasi mendekati 1 mengindikasi semakin murni warna dari biji kopi. Value atau intensitas mengukur kecerahan atau memberikan informasi sebanyak apa cahaya yang dikeluarkan oleh

warna biji kopi. Value memiliki rentang 0 hingga 100%. Warna dengan nilai value mendekati 100% akan terlihat sangat terang, sedangkan warna dengan value mendekati 0 akan sangat gelap [9].

Ruang warna HSV adalah cara yang lebih konsisten untuk menggambarkan bagaimana manusia melihat dan lebih mendekati persepsi manusia terhadap warna dibandingkan ruang warna RGB. Segmentasi pada citra lebih efisien dengan menggunakan ruang warna HSV [10] [11]. Pada penelitian ini citra asli RGB biji kopi akan dikonversi ke ruang warna HSV untuk selanjutnya diekstrak ciri warna biji kopi, berikut persamaan untuk konversi citra RGB ke ruang warna HSV.

$$H = \begin{cases} 60 \left( \frac{G' - B'}{D} \bmod 6 \right) \\ 60 \left( \frac{B' - R'}{D} + 2 \right) \\ 60 \left( \frac{R' - G'}{D} + 4 \right) \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \begin{cases} 0, \text{ jika } D = 0 \\ \frac{D}{C_{max}}, \text{ jika } D \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$V = C_{max} \quad (3)$$

Keterangan:

- $R' = R/255$
- $G' = G/255$
- $B' = B/255$
- $C_{max} = \max(R', G', B')$
- $C_{min} = \min(R', G', B')$
- $D = C_{max} - C_{min}$

Tekstur merupakan ciri penting dalam sebuah gambar yang merupakan informasi berupa susunan struktur permukaan suatu gambar. Salah satu metode yang cukup efektif dalam ekstraksi fitur tekstur pada citra adalah GLCM [12]. GLCM merupakan metode ekstraksi ciri yang memperhitungkan pasangan dua piksel serta memperhatikan piksel ketetanggaan pada citra grayscale. Kookurensi dapat diartikan sebagai kejadian bersama, berarti banyaknya kejadian pada satu level piksel yang bertetanggaan dengan nilai piksel yang lainnya berdasar jarak dan orientasi suatu sudut. Jarak biasanya ditentukan dengan 1 piksel, orientasi pada GLCM terbentuk dari empat arah dengan interval  $45^\circ$  yaitu  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  [13].

- a. Energi atau sering disebut Angular Second Moment (ASM) mengukur keseragaman tekstur pada citra. Energi memiliki rentang nilai 0 hingga 1. Nilai energi akan mendekati 1 jika nilai piksel pada suatu citra grayscale memiliki kesamaan yang tinggi atau nilai pikselnya tidak acak [14].

$$Energi = \sum_i \sum_j p(i,j)^2 \quad (4)$$

- b. Kontras merepresentasikan perbedaan tingkat warna atau skala keabuan yang muncul pada sebuah citra. Perbedaan yang dimaksud adalah perbedaan

tinggi dan rendahnya suatu piksel. Kontras akan bernilai 0 jika piksel ketetanggaan mempunyai nilai yang sama.

$$Kontras = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (5)$$

- c. Homogeneiti disebut juga Inverse Difference Moment (IDM). Homogeneiti merepresentasikan ukuran kebersamaan (kehomogenan) suatu piksel dengan piksel yang lain, homogeneiti akan bernilai tinggi jika piksel mempunyai nilai yang seragam [15].

$$Homogeneiti = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (6)$$

- d. Korelasi merupakan ukuran keterkaitan linear antar nilai aras keabuan dalam citra dihitung dengan rentang hasil -1 hingga 1. Nilai korelasi dalam citra grayscale diperoleh menggunakan persamaan:

$$Korelasi = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (7)$$

Dimana:

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

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

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

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

### 2.3. Pelatihan Data

Data latih berjumlah 68 data akan ditraining menggunakan algoritma Naïve Bayes. Naive Bayes akan membangun model klasifikasi yang mempelajari pola pada data latih, sehingga ketika suatu data baru masuk, model dapat melakukan klasifikasi terhadap data tersebut berdasarkan pola atau pengalaman sebelumnya berdasarkan data latih.

Naïve Bayes merupakan salah satu metode *machine learning* yang memanfaatkan perhitungan probabilitas dan statistik yang dikemukakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes, yaitu memprediksi probabilitas di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya [16]. Cacat biji diprediksi dengan menghitung probabilitas terjadinya suatu cacat ketika serangkaian evidence muncul pada biji kopi [17]. Algoritma Naive Bayes hanya membutuhkan data yang kecil dalam melakukan klasifikasi, karena dalam perhitungannya hanya membutuhkan rata-rata serta deviasi dari data latih. Walau tampak sederhana Naive Bayes sering bekerja melebihi harapan pada banyak situasi dunia nyata [18].

Pada penelitian ini dataset berupa data kontinu, maka perhitungan probabilitas terjadinya suatu kondisi cacat biji kopi didapat dari sekumpulan probabilitas evidence yang muncul pada data. Probabilitas evidence dihitung dengan rumus pendistribusian probabilitas atau distribusi normal (gaussian).

$$P(E_n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

Keterangan:

- $P(E_n)$  = Probabilitas Evidence ke-n
- $x$  = Nilai Evidence

Setelah mendapat nilai probabilitas dari evidence, nilai probabilitas terjadinya hipotesa kondisi cacat biji kopi diperoleh dengan rumus:

$$P(H|E) = P(E_1) * P(E_2) * \dots * P(E_n) * P(H) \quad (9)$$

Keterangan:

- $P(H|E)$  = Probabilitas Hipotesa kondisi cacat biji kopi terjadi
- $P(H)$  = Probabilitas awal Hipotesa

## 2.4. Pengujian

Data uji digunakan untuk mengetahui performa terhadap model klasifikasi Naive Bayes yang dibangun. Akurasi yang merepresentasikan berapa persen suatu algoritma dapat memprediksi secara benar dari 36 data yang diuji. Pada multi-class classification problem, akurasi dihitung dengan menjumlahkan data asli yang diprediksi dengan benar lalu dibagi dengan jumlah data uji.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan hasil penelitian berdasarkan setiap tahapan yang telah dipaparkan pada metode penelitian yaitu Akuisisi Data, Ekstraksi Fitur, Pelatihan Data, serta Pengujian.

### 3.1. Akuisisi Data

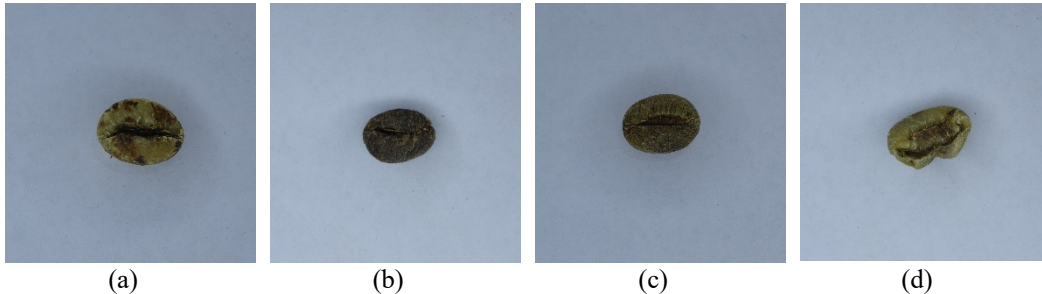
Penulis memperoleh 130 biji kopi dari produsen kopi. Pemilahan cacat dibantu oleh produsen kopi, dari 130 biji yang didapat, biji hitam berjumlah 27, 26 biji bertutul, 46 biji pecah, dan 31 biji normal. Biji yang digunakan sebagai set data sejumlah 104 biji atau 26 biji untuk setiap kualitas hal ini dilakukan agar set data memiliki jumlah yang setara.

Biji kopi diletakkan satu persatu diatas alas berwarna putih, selanjutnya di foto menggunakan kamera digital dengan bantuan pencahayaan ringlight. Jarak objek biji kopi dengan kamera adalah 20 cm, proses foto biji kopi dilakukan sama untuk semua biji kopi agar mendapatkan data citra yang representative.



Gambar 2. Akuisisi Citra Biji Kopi

Gambar 2 memperlihatkan proses akuisisi citra biji kopi, bagian biji yang di foto adalah bagian datar biji. Penggunaan kamera digital dengan bantuan pencahayaan ringlight digunakan dalam akuisisi semua citra biji kopi.

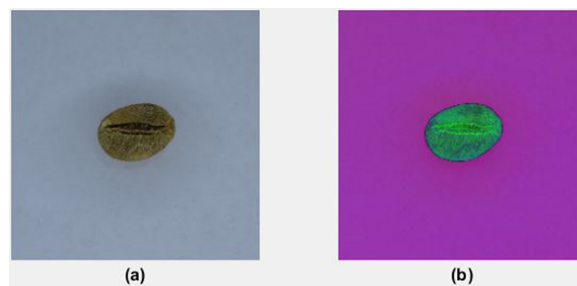


Gambar 3. Citra Biji Kopi, (a) Biji Bertutul, (b) Biji Hitam, (c) Biji Normal, (d) Biji Pecah

Biji bertutul merupakan biji dengan warna memudar dengan bintik-bintik hitam, biji dengan warna hitam seperti gosong disebut biji hitam, biji normal adalah biji dengan keadaan baik atau tanpa cacat, dan biji pecah merupakan biji yang pecah/patah/bopeng serta keadaannya kurang dari  $\frac{3}{4}$  biji normal. Citra biji kopi yang telah didapat dibagi menjadi dua set data, 65% dari jumlah data dijadikan data latih dan 35% sisanya digunakan sebagai data uji.

### 3.2. Ekstraksi Fitur

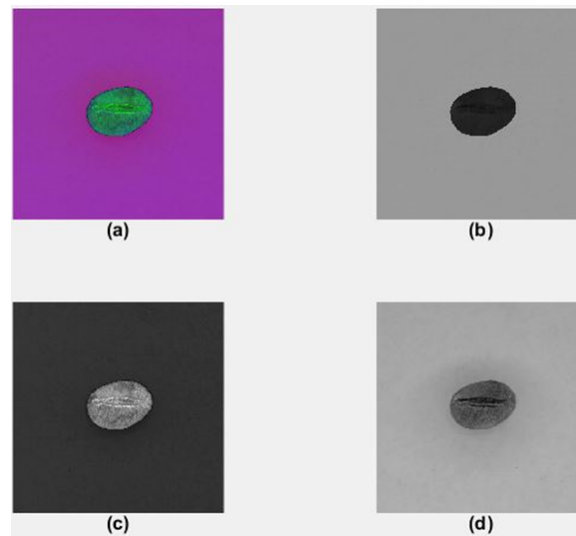
Penulis melakukan beberapa proses sebelum citra dapat diekstrak fiturnya, citra asli RGB di dikonversi menjadi citra HSV dan citra grayscale. Ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV dimulai dengan memisahkan tiap chanel pada ruang warna HSV. Nilai piksel pada objek biji di tiap chanel H, S, V diakumulasikan selanjutnya dibagi dengan jumlah piksel pada objek biji untuk mendapatkan nilai rata-rata dari fitur Hue, Saturation, dan Value. Ekstraksi fitur warna pada citra HSV menghasilkan tiga fitur untuk setiap citra biji kopi.



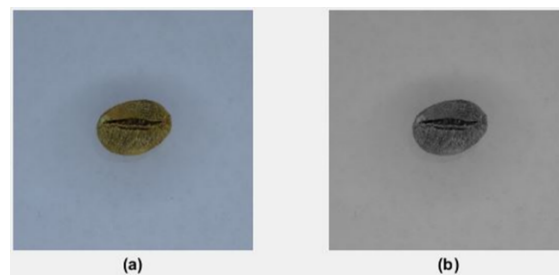
Gambar 4. Konversi Citra RGB ke Citra HSV, (a) Citra RGB, (b) Citra HSV

Pada Gambar 4 ditunjukkan citra asli rgb hasil akuisisi gambar dengan kamera digital dikonversi menjadi citra HSV.

Penulis melakukan beberapa proses sebelum citra dapat diekstrak fiturnya, citra asli RGB di dikonversi menjadi citra HSV dan citra grayscale. Ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV dimulai dengan memisahkan tiap chanel pada ruang warna HSV. Nilai piksel pada objek biji di tiap chanel H, S, V diakumulasikan selanjutnya dibagi dengan jumlah piksel pada objek biji untuk mendapatkan nilai rata-rata dari fitur Hue, Saturation, dan Value. Ekstraksi fitur warna pada citra HSV menghasilkan tiga fitur untuk setiap citra biji kopi.



Gambar 5. Citra HSV dan Ketiga Chanel pembentuk Citra HSV, (a) HSV, (b) Hue, (c) Saturasi, (d) Value



Gambar 6. Konversi Citra RGB menjadi Citra Grayscale, (a) Citra RGB, (b) Citra Grayscale

Konversi citra RGB menjadi citra grayscale pada Gambar 6 bertujuan untuk ekstraksi fitur tekstur pada penelitian ini.

### 3.3. Pelatihan Data

Data latih akan ditraining menggunakan algoritma naive bayes bertujuan membangun model klasifikasi. Naive bayes mempelajari data serta pola suatu cacat biji kopi terjadi ketika sekumpulan evidence fitur muncul, sehingga ketika suatu saat ada data yang baru masuk, naive bayes mampu memprediksi data yang masuk termasuk kelas biji bertutul, biji hitam, biji normal, atau biji pecah.

### 3.4. Pengujian Model

Model klasifikasi yang telah dibangun menggunakan algoritma naive bayes berdasarkan 68 data latih di tes dengan 36 data uji untuk mengetahui performa model. Confusion matriks digunakan untuk mengevaluasi model klasifikasi. Akurasi yang merepresentasikan berapa persen suatu metode dapat memprediksi secara benar digunakan sebagai evaluator dalam penelitian ini. Pada multi-class confusion matriks, akurasi dihitung dengan menjumlahkan True Positive (TP) atau data pada kelas asli yang diprediksi dengan benar dibagi dengan jumlah data uji.



True Class	Biji Bertutul	8		1	
	Biji Hitam		9		
	Biji Normal			9	
	Biji Pecah	1			8
		Predicted Class			
		Biji Bertutul	Biji Hitam	Biji Normal	Biji Pecah

Gambar 7. Confusion Matriks Model Naive Bayes

Gambar 7 memperlihatkan hasil dari pengujian model klasifikasi cacat biji kopi menggunakan metode Naive Bayes. Akurasi dihitung dengan menjumlahkan true positive pada tiap kelas cacat biji dibagi dengan jumlah data uji.

$$\text{Akurasi Model Klasifikasi Cacat Biji Kopi} = \frac{8+9+9+8}{36} = 0.9444$$

Pengukuran performa dengan confusion matrix pada penelitian ini memperoleh nilai akurasi 94.44%, hasil ini menunjukkan model masih mengalami kesalahan prediksi sebesar 5.56%.

#### 4. KESIMPULAN

Metode Naive Bayes berhasil diimplementasikan pada klasifikasi cacat biji kopi berdasarkan ciri warna dan tekstur. Ciri warna biji diekstrak dari ruang warna HSV, dan metode GLCM digunakan untuk mengekstrak ciri tekstur dari biji kopi. Hasil klasifikasi cacat biji kopi memperoleh nilai akurasi 94.44%. Hasil akurasi 94.44% menunjukkan ketika ada 36 data uji maka 2 data salah diklasifikasi atau ketika ada 100 data uji diperkirakan 5 hingga 6 biji akan salah diklasifikasi oleh model. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pengamatan yang lebih dalam mengenai fitur ciri yang dapat merepresentasikan perbedaan cacat pada biji dengan lebih representative, serta membandingkan metode klasifikasi Naive Bayes dengan metode klasifikasi lain untuk mendapatkan model klasifikasi yang lebih baik di masa depan.

#### REFERENSI

- [1] M. Saputra, M. P. Kurniawan, dan M. T. Informatika, "Identifikasi Mutu Biji Kopi Arabika Berdasarkan Cacat," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 10, no. 1, hal. 27–35, 2020.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] P. Vithu dan J. A. Moses, “Machine vision system for food grain quality evaluation: A review,” *Trends Food Sci. Technol.*, vol. 56, hal. 13–20, 2016, doi: 10.1016/j.tifs.2016.07.011.
- [6] J. Aramiko, “KLASIFIKASI KERUSAKAN BIJI KOPI MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER SKRIPSI,” 2020.
- [7] R. E. Angelia, K. C. R. Cavan, K. E. Recto, dan R. B. Bactat, “Dried Robusta Coffee Bean Quality Classification Using Convolutional Neural Network Algorithm,” *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, hal. 57–61, 2021, doi: 10.1145/3467707.3467715.
- [8] P. S. Maria dan M. Rivai, “Klasifikasi Kualitas Biji Kopi Menggunakan Pengolahan Citra dan Fuzzy Logic,” *Semin. Nas. Menggagas Kebangkitan Komod. Unggulan Lokal Pertan. dan Kelaut.*, 2013.
- [9] I. Kurniastuti, E. N. I. Yuliati, F. Yudianto, dan T. D. Wulan, “Determination of Hue Saturation Value (HSV) color feature in kidney histology image,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 2157, no. 1, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2157/1/012020.
- [10] F. Q. Chen dan Y. P. Zhou, “Color feature extraction of Hainan Li brocade image based on RGB and HSV,” *2015 12th Int. Comput. Conf. Wavelet Act. Media Technol. Inf. Process. ICCWAMTIP 2015*, hal. 214–219, 2016, doi: 10.1109/ICCWAMTIP.2015.7493978.
- [11] P. Ganesan, V. Rajini, B. S. Sathish, dan K. B. Shaik, “HSV color space based segmentation of region of interest in satellite images,” *2014 Int. Conf. Control. Instrumentation, Commun. Comput. Technol. ICCICCT 2014*, hal. 101–105, 2014, doi: 10.1109/ICCICCT.2014.6992938.
- [12] R. C. Gonzales dan R. E. Woods, *Digital image processing (second edition)*, vol. 8, no. 1. 2002.
- [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. Kadir dan A. Susanto, *Teori dan Aplikasi Pengolahan Citra*, no. 2013. Penerbit Andi, 2013.
- [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] T. Wahyono, *FUNDAMENTAL OF PYTHON FOR MACHINE LEARNING*. Yogyakarta: GAVA MEDIA, 2021.
- [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.