



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 3 (2025) pp: 1960-1969

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Penerapan Metode Naive Bayes untuk Deteksi Keaslian Daging Sapi berdasarkan Citra Daging Sapi

Dinar Auranisa Moonap¹, Aang Alim Murtopo², Erni Unggul Sedyta Utami³

^{1,2}Teknik Informatika, STMIK YMI Tegal

³Sistem Informasi, STMIK YMI Tegal

dinarauranisamoonap@gmail.com, aang.alim@stmik-tegal.ac.id, eunggulsu@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi keaslian daging sapi berbasis citra digital menggunakan algoritma Naïve Bayes dengan integrasi fitur warna dan tekstur. Dataset terdiri dari 600 citra daging sapi yang terbagi seimbang antara kelas 0 (grade standar) dan kelas 1 (grade premium), dengan 50 dimensi fitur hasil ekstraksi menggunakan ruang warna RGB dan HSV untuk fitur warna, serta Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk fitur tekstur. Data dibagi dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Hasil evaluasi dari sepuluh kali pengujian menunjukkan akurasi rata-rata $81,83\% \pm 4,01\%$, precision $78,26\% \pm 4,07\%$, recall $88,50\% \pm 5,80\%$, dan F1-score $82,94\% \pm 3,78\%$. Confusion matrix mengungkap bahwa model memiliki sensitivitas tinggi dalam mengidentifikasi daging asli (88,5%) dan specificity moderat dalam mendeteksi daging palsu (75,2%). Temuan ini membuktikan bahwa metode Naïve Bayes dengan kombinasi fitur warna dan tekstur efektif digunakan untuk deteksi keaslian daging sapi, sehingga berpotensi diimplementasikan pada sistem pendukung pengawasan mutu di pasar tradisional maupun industri pangan.

Kata kunci: Citra Digital, Deteksi Keaslian Daging Sapi, GLCM, HSV, Naïve Bayes

1. Latar Belakang

Industri pangan merupakan salah satu sektor ekonomi yang paling vital dalam kehidupan manusia, tidak hanya sebagai penyedia kebutuhan dasar tetapi juga sebagai penggerak ekonomi global. Menurut *Food and Agriculture Organization (FAO)*, konsumsi protein hewani dunia terus mengalami peningkatan signifikan seiring dengan pertumbuhan populasi dan peningkatan daya beli masyarakat. Proyeksi menunjukkan bahwa konsumsi daging global akan meningkat sebesar 76% pada tahun 2050 dibandingkan dengan tahun 2005-2007, dengan Asia menjadi kontributor utama pertumbuhan ini.

Daging sapi merupakan salah satu sumber protein hewani utama yang banyak dikonsumsi masyarakat Indonesia [1]. Selain kandungan gizinya yang tinggi, daging sapi juga memiliki nilai ekonomi yang cukup besar, sehingga permintaannya terus meningkat dari waktu ke waktu. Namun, tingginya harga dan tingginya permintaan daging sapi membuka peluang terjadinya tindakan pemalsuan atau kecurangan [2], seperti pencampuran daging sapi dengan daging lain yang lebih murah, misalnya daging babi atau daging kambing [3]. Praktik ini tidak hanya merugikan konsumen dari sisi ekonomi, tetapi juga menimbulkan risiko kesehatan dan pelanggaran terhadap nilai-nilai agama atau budaya tertentu. Oleh karena itu, deteksi keaslian daging sapi menjadi isu penting [4] yang perlu segera ditangani secara efektif.

Metode identifikasi keaslian daging umumnya dilakukan melalui uji laboratorium, seperti uji DNA [5], analisis protein, atau pemeriksaan kimiawi. Meskipun metode-metode tersebut terbukti akurat, pelaksanaannya membutuhkan waktu lama, biaya mahal, dan peralatan khusus yang tidak selalu tersedia di lapangan. Kondisi ini menjadi kendala khususnya bagi pelaku usaha kecil dan pengawas di pasar tradisional yang membutuhkan metode deteksi cepat, murah, dan mudah diterapkan. Seiring dengan kemajuan teknologi, khususnya dalam bidang pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan (AI) [6], kini dimungkinkan untuk melakukan deteksi keaslian daging berdasarkan analisis visual dari citra daging itu sendiri.

Salah satu metode machine learning yang dapat digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Naïve Bayes Classifier* [7], yaitu metode statistik berbasis probabilitas yang mampu mengklasifikasikan data secara cepat dan efisien. Metode ini bekerja dengan menghitung kemungkinan suatu data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan fitur-fitur yang dimilikinya, dengan asumsi independensi antar fitur. Penelitian ini menerapkan metode *Naïve Bayes*

pada data citra daging [8] untuk menghasilkan model deteksi yang akurat, cepat, dan aplikatif, sehingga dapat membantu masyarakat maupun pelaku industri dalam memastikan keaslian produk daging sapi. Kebaruan penelitian terletak pada integrasi fitur warna dan tekstur dalam satu model klasifikasi untuk menghadapi variasi pencahayaan, latar belakang, dan kualitas citra yang umum dijumpai di pasar tradisional.

Pengolahan citra digital (*Digital Image Processing*) adalah teknik untuk memanipulasi citra digital menggunakan Komputer [9] dengan tujuan meningkatkan kualitas citra atau mengekstrak informasi tertentu. Dalam konteks penelitian ini, pengolahan citra digunakan untuk memperoleh fitur visual dari daging sapi, seperti warna, tekstur, dan bentuk [10]. Proses ini meliputi tahapan akuisisi citra, praproses, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Ekstraksi fitur bertujuan mendapatkan representasi numerik dari citra, seperti fitur warna yang dapat diperoleh melalui ruang warna RGB dan HSV, serta fitur tekstur yang dapat diekstrak menggunakan metode GLCM atau LBP, yang efektif dalam menangkap pola permukaan objek citra.

Penelitian sebelumnya telah membuktikan efektivitas *Naïve Bayes* pada klasifikasi berbasis citra. Penelitian oleh [11] mengembangkan sistem klasifikasi kualitas daging sapi menggunakan sensor warna TCS3200 dan sensor gas MQ-137 yang diproses dengan Jaringan Saraf Tiruan (JST), menghasilkan akurasi rata-rata 87% untuk membedakan daging segar, busuk, dan campuran. Penelitian yang dilakukan oleh [12] membandingkan *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, dan *k-NN* untuk klasifikasi kesegaran daging ayam berbasis warna, dengan hasil bahwa *Naïve Bayes* mencapai akurasi terbaik sebesar 75%. Penelitian oleh [13] mengidentifikasi sarung Samarinda menggunakan kombinasi fitur warna dan tekstur dengan *Naïve Bayes*, mencapai akurasi 98,7%. Penelitian oleh [14] menilai kesegaran ikan melalui analisis citra mata ikan menggunakan *Naïve Bayes* dan fitur entropi, menghasilkan akurasi 97,5%. Sementara itu, penelitian oleh [15] mendeteksi tumor otak pada citra MRI menggunakan fitur tekstur GLCM dan *Naïve Bayes*, dengan akurasi tertinggi sebesar 80%.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan model deteksi keaslian daging sapi berbasis citra digital dengan mengintegrasikan ekstraksi fitur warna (RGB, HSV) dan tekstur (GLCM) menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Kebaruan penelitian terletak pada penerapannya pada kondisi nyata di pasar tradisional Indonesia yang memiliki variasi pencahayaan, latar belakang, dan kualitas citra, sehingga model dapat diimplementasikan secara praktis untuk mendukung pengawasan mutu produk daging sapi.

2. Metode Penelitian

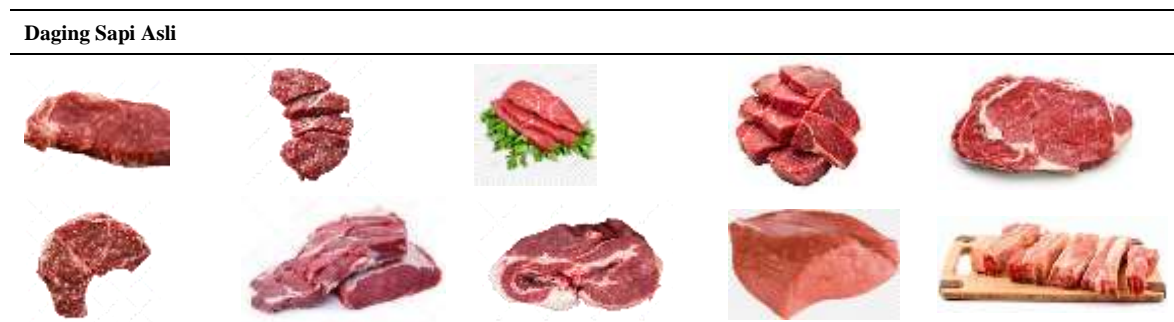
2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *supervised machine learning* untuk membangun model deteksi keaslian daging sapi berbasis citra digital. Algoritma yang digunakan adalah *Naïve Bayes Classifier* yang bekerja berdasarkan prinsip probabilitas dengan asumsi independensi antar fitur. Tahapan utama dalam penelitian ini meliputi pengumpulan data, praproses citra, ekstraksi fitur, pelatihan model, dan evaluasi kinerja.

2.2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan merupakan seluruh jenis citra daging konsumsi yang secara visual berpotensi menyerupai daging sapi, baik yang asli maupun palsu, citra-citra ini dikumpulkan dari pencarian *Google Images*, dengan menggunakan kata kunci yang relevan untuk memperoleh gambar daging sapi asli maupun palsu dalam berbagai kondisi pencahayaan, sudut, dan kualitas visual.

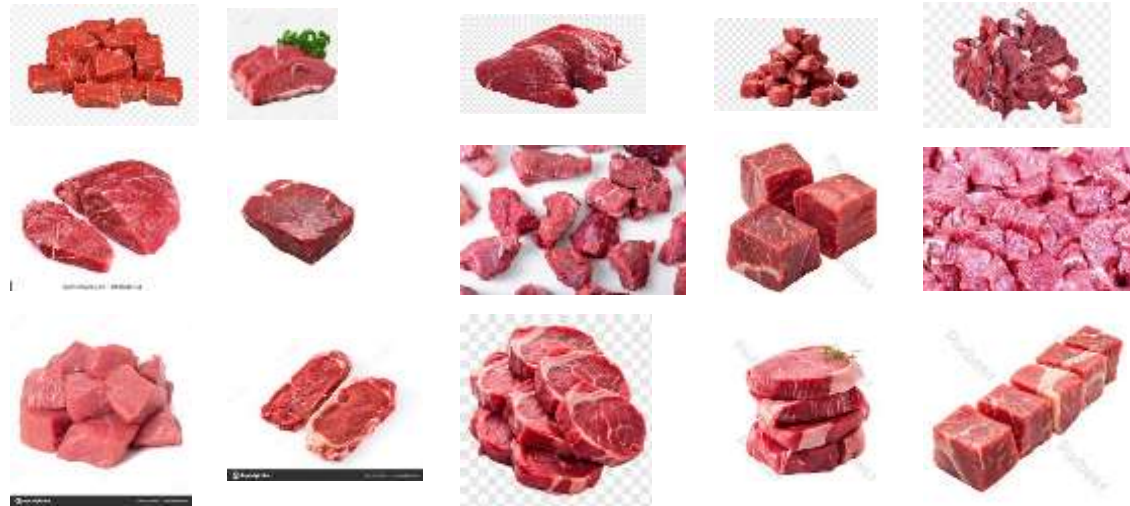
Tabel 1. Daging Sapi Asli



DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2254>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

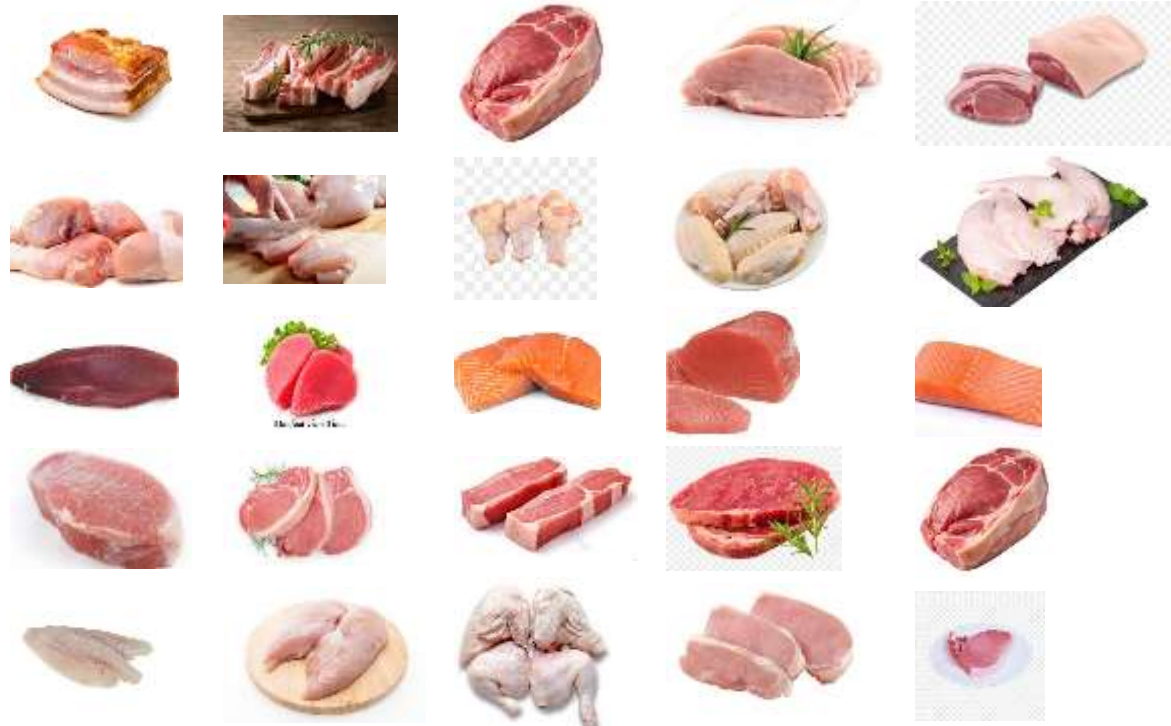
Daging Sapi Asli



Tabel 1. menyajikan daftar citra digital yang merepresentasikan daging sapi asli yang digunakan dalam penelitian ini. Citra-citra tersebut diperoleh dari *google image* secara selektif berdasarkan kualitas visual yang memadai, seperti resolusi yang cukup tinggi, pencahayaan yang baik, dan latar belakang yang jelas. Citra daging sapi asli ini memperlihatkan karakteristik visual yang umum dijumpai, yaitu warna merah segar, serat otot yang padat, dan permukaan daging yang utuh tanpa pengolahan.

Tabel 2. Daging Sapi Palsu

Daging Sapi Palsu



Tabel 2. menampilkan daftar citra digital dari daging sapi palsu, yaitu daging selain sapi yang secara visual menyerupai daging sapi, seperti daging babi, ayam, dan ikan. Data ini juga diperoleh *google image* dipilih berdasarkan kemiripan visual terhadap daging sapi, terutama dari segi warna dan tekstur, sehingga menjadi tantangan nyata bagi sistem klasifikasi

2.3. Pra-pemrosesan Citra

Tahap ini mencakup *resize* gambar ke ukuran seragam, konversi ke format RGB, dan normalisasi piksel agar citra siap untuk diekstraksi fitur. Jika diperlukan, dilakukan pula peningkatan kualitas gambar (*enhancement*) seperti perbaikan kontras atau penghilangan *noise*.

2.4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan tahap penting dalam proses klasifikasi citra, Fitur visual diekstraksi dari citra untuk mengubah informasi visual menjadi data numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Nilai rata-rata kanal warna (R, G, B) mencerminkan intensitas dominan warna pada gambar. Histogram warna merepresentasikan distribusi frekuensi tiap tingkat warna dalam kanal, membantu mengenali pola warna secara keseluruhan. Selain itu, fitur tekstur seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* dihitung menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)*, yang menggambarkan hubungan spasial antar piksel. Seluruh fitur ini berfungsi sebagai input numerik yang menggambarkan karakteristik visual gambar secara kuantitatif.

2.5. Pelatihan dan Pengujian Model

Dataset dibagi menjadi dua bagian: data latih dan data uji. Model *Naïve Bayes* dilatih menggunakan data latih, kemudian diuji menggunakan data uji untuk melihat kemampuannya dalam mengklasifikasikan citra. Algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan citra berdasarkan probabilitas kemunculan fitur pada setiap kelas. Persamaan umum yang digunakan dituliskan pada persamaan (1)

$$P(C|X) = \frac{P(X|C) \cdot P(C)}{P(X)} \quad (1)$$

dimana $P(C|X)$ adalah probabilitas data X termasuk ke dalam kelas C, $P(X|C)$ adalah probabilitas X terjadi jika C diketahui, $P(C)$ adalah probabilitas kelas C, $P(X)$ adalah probabilitas keseluruhan data X.

2.6. Evaluasi Kinerja Model

Untuk menilai performa model, digunakan metrik evaluasi klasifikasi berikut:

- Akurasi (*Accuracy*) merupakan persentase prediksi yang benar dari seluruh data uji. Rumus Akurasi (*Accuracy*) di tuliskan pada persamaan (2)

$$Accuracy = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (2)$$

- Presisi (*Precision*) merupakan ketepatan model dalam mengidentifikasi daging sapi asli. Rumus Presisi (*Precision*) di tuliskan pada persamaan (3)

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \quad (3)$$

- Recal (*Sensitivity*) merupakan kemampuan model dalam menemukan semua kasus daging sapi asli. Rumus Recal (*Sensitivity*) dituliskan pada persamaan (4)

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \quad (4)$$

- F1-Score* merupakan harmonik rata-rata antara presisi dan recall. Rumus *F1-Score* di tuliskan pada persamaan (5)

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (5)$$

3. Hasil dan Diskusi

3.1. Pra Pemrosesan Citra

Sebelum dilakukan proses pemodelan, gambar daging sapi lebih dulu melalui tahap pra-pemrosesan guna memastikan kualitas dan konsistensi data yang digunakan. Tahap ini mencakup *resize* gambar ke ukuran seragam, konversi ke format RGB, dan normalisasi piksel agar citra siap untuk diekstraksi fitur. Jika diperlukan, dilakukan pula peningkatan kualitas gambar (*enhancement*) seperti perbaikan kontras atau penghilangan *noise*.

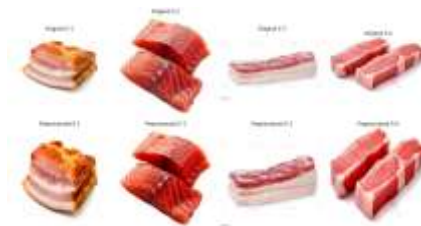


DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2254>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Gambar 1. *Resize* Gambar Daging Sapi Asli

Gambar 1. Menunjukkan hasil tahapan pra-pemrosesan citra daging sapi yang digunakan dalam penelitian ini. Pada baris atas ditampilkan citra asli (*original*) dari empat sampel daging sapi, sedangkan baris bawah memperlihatkan hasil citra setelah melalui proses pra-pemrosesan (*preprocessed*). Setiap pasangan gambar memperlihatkan perubahan yang terjadi pada masing-masing citra setelah dilakukan beberapa tahapan penting, yaitu *resize* ke ukuran seragam (224x224), konversi warna ke format RGB, dan normalisasi nilai piksel ke dalam rentang 0 hingga 1. Selain itu, pada beberapa citra juga diterapkan peningkatan kualitas gambar seperti peningkatan kontras dan pengurangan noise guna memperjelas detail tekstur dan warna. Hasil pra-pemrosesan ini menghasilkan citra yang lebih seragam dan jelas secara visual, sehingga sangat membantu dalam proses ekstraksi fitur warna dan tekstur yang dibutuhkan untuk klasifikasi keaslian daging sapi.



Gambar 2. *Resize* Gambar Daging Sapi Palsu

Gambar 2. Menampilkan hasil pra-pemrosesan pada citra daging non-sapi (daging palsu). Baris atas menunjukkan citra asli sebelum diproses, sedangkan baris bawah memperlihatkan citra setelah dilakukan tahapan pra-pemrosesan. Proses ini meliputi penyamaan ukuran (*resize*), konversi warna ke format RGB, normalisasi nilai piksel, serta peningkatan kualitas gambar jika diperlukan. Hasil pra-pemrosesan membuat tampilan citra menjadi lebih seragam dan jelas, sehingga memudahkan proses ekstraksi fitur warna dan tekstur pada tahap selanjutnya.



Gambar 3. Augmentasi Daging Sapi Asli

Gambar 3. memperlihatkan hasil augmentasi data pada citra daging sapi asli. Augmentasi dilakukan untuk memperbanyak variasi data pelatihan guna meningkatkan performa model klasifikasi. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi rotasi, *flipping*, *zooming*, serta perubahan intensitas warna. Keempat gambar menunjukkan citra daging sapi yang sama namun dengan modifikasi visual yang berbeda, sehingga dapat membantu model mengenali ciri khas daging sapi meskipun dalam kondisi pencahayaan atau sudut pandang yang bervariasi.








Gambar 4. Augmentasi Daging Sapi Palsu

Gambar 4. menampilkan hasil augmentasi pada citra daging non-sapi. Sama seperti pada data daging sapi, augmentasi dilakukan untuk menambah jumlah data pelatihan dan memperkuat kemampuan model dalam membedakan daging palsu. Variasi visual seperti pergeseran posisi, rotasi, serta penyesuaian kontras dan kecerahan diterapkan pada citra. Dengan adanya augmentasi ini, model diharapkan lebih robust dalam mengenali karakteristik daging non-sapi dalam berbagai kondisi visual.

3.2. Ekstraksi Fitur

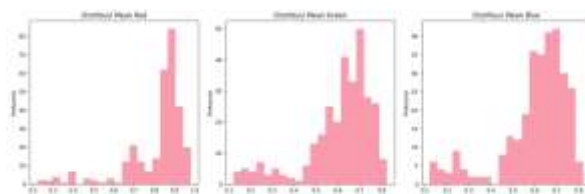
Fitur visual seperti nilai rata-rata kanal warna (RGB), histogram warna, dan kemungkinan fitur tekstur diambil dari masing-masing citra. Fitur-fitur ini menjadi representasi *numerik* dari gambar yang dapat dianalisis secara statistik oleh algoritma.

Tabel 3. Representasi Numerik Fitur

No	RGB Means	RGB Std Devs	Texture	Edge Density	HSV Means
Gambar 1 	R=0.8594, G=0.4908, B=0.4962	R=0.1155, G=0.3321, B=0.3247	Mean=84.4075, Std=92.4106, Energy=15664.3490	0.2448	H=70.8179, S=119.8661, V=219.2139
Gambar 2 	R=0.4764, G=0.2160, B=0.2000	R=0.3811, G=0.2252, B=0.2150	Mean=96.3977, Std=144.4716, Energy=30164.5598	0.2108	H=14.8533, S=100.5902, V=121.4774
Gambar 3 	R=0.8238, G=0.6735, B=0.6741	R=0.2421, G=0.3818, B=0.3764	Mean=60.2381, Std=120.7522, Energy=18209.7308	0.1230	H=39.9431, S=61.0471, V=210.0859
Gambar 4 	R=0.8868, G=0.6166, B=0.5814	R=0.1639, G=0.3505, B=0.3690	Mean=75.5039, Std=89.7593, Energy=13757.5654	0.1862	H=43.6875, S=103.1328, V=226.8311
Gambar 5 	R=0.8851, G=0.6618, B=0.6703	R=0.2230, G=0.3508, B=0.3421	Mean=51.6829, Std=101.7324, Energy=13020.6051	0.1196	H=58.5047, S=68.5632, V=225.7023

Tabel 3. menjelaskan hasil ekstraksi fitur dari lima gambar pertama yang ditampilkan di atas merupakan representasi numerik yang menggambarkan karakteristik visual dari masing-masing citra daging. Nilai rata-rata kanal warna RGB menggambarkan dominasi warna pada citra, di mana nilai R yang tinggi, seperti pada Gambar 1 (0,8594), menunjukkan dominasi warna merah, sedangkan deviasi standar mencerminkan variasi intensitas warna. Fitur tekstur hasil ekstraksi *GLCM* merepresentasikan kekasaran permukaan daging, dengan energy tinggi, seperti pada Gambar 2 (30164,5598), mengindikasikan pola yang lebih homogen. *Edge density* menunjukkan kepadatan tepi citra, di mana nilai tertinggi pada Gambar 1 (0,2448) menandakan lebih banyak garis tepi atau kontras. Sementara itu, nilai rata-rata HSV menggambarkan rona, kejenuhan, dan kecerahan warna, misalnya Gambar 1 memiliki *Hue* tinggi (70,81) yang mendekati kekuningan dengan saturasi dan kecerahan tinggi, sedangkan Gambar 2 memiliki *Hue* rendah (14,85) yang cenderung merah-oranye.

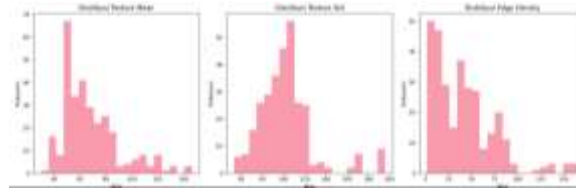
Setiap gambar dalam dataset direpresentasikan sebagai vektor numerik berdimensi 50, di mana masing-masing dimensi menggambarkan fitur tertentu yang diekstraksi dari citra. Fitur-fitur ini mencakup informasi warna (seperti nilai rata-rata kanal merah, hijau, dan biru), tekstur (seperti *mean* dan standar deviasi dari fitur *GLCM*), serta bentuk atau karakteristik visual lainnya yang relevan dalam membedakan antara daging sapi asli dan palsu. *Representasi numerik* ini memungkinkan citra untuk dianalisis menggunakan teknik statistik dan algoritma pembelajaran mesin, seperti *Naïve Bayes*, karena model hanya dapat memproses data dalam format numerik, bukan visual.



Gambar 5. Grafik RGB

Gambar 5. menjelaskan grafik distribusi *Mean Red*, *Mean Green*, dan *Mean Blue* menggambarkan sebaran nilai rata-rata dari masing-masing kanal warna pada citra daging. Kanal warna merah (*Red*) menunjukkan dominasi yang tinggi dengan sebagian besar nilai berada pada kisaran 0.8 hingga 0.95, mencerminkan karakteristik alami daging sapi yang berwarna merah. Sementara itu, kanal hijau (*Green*) memiliki distribusi yang lebih menyebar, dengan konsentrasi nilai pada rentang 0.5 hingga 0.7, dan kanal biru (*Blue*) menunjukkan pola yang mirip dengan kanal hijau namun dengan intensitas yang umumnya lebih rendah. Kombinasi dari ketiga kanal ini memberikan

gambaran komprehensif mengenai komposisi warna citra daging, yang menjadi dasar penting dalam proses klasifikasi, terutama dalam membedakan daging asli dari daging palsu atau olahan berdasarkan karakteristik warnanya.



Gambar 6. Grafik Distribusi *Teksture*

Gambar 6. menjelaskan grafik distribusi *Texture Mean*, *Texture Std*, dan *Edge Density* memberikan gambaran tentang karakteristik tekstur dan kepadatan tepi pada citra daging. Distribusi *Texture Mean* menunjukkan bahwa sebagian besar nilai berada pada rentang 50 hingga 80, yang mengindikasikan bahwa intensitas rata-rata tekstur cenderung moderat. Sementara itu, grafik *Texture Std* memperlihatkan sebaran nilai standar deviasi tekstur yang cukup bervariasi, dengan puncak pada rentang 90 hingga 110, menandakan adanya variasi tekstur yang cukup tinggi antar citra. Sedangkan distribusi *Edge Density* menunjukkan bahwa sebagian besar citra memiliki kepadatan tepi yang rendah hingga sedang, dengan konsentrasi pada rentang 0 hingga 50. Ketiga fitur ini merupakan representasi penting dari aspek permukaan daging yang dapat digunakan untuk membedakan antara daging asli dan palsu berdasarkan pola teksturnya.

3.3. Pelatihan dan Pengujian Model

Penelitian ini menggunakan 600 citra daging sapi dengan 50 dimensi fitur hasil ekstraksi citra, yang terbagi seimbang antara kelas 0 (*grade standar*) dan kelas 1 (*grade premium*) masing-masing sebanyak 300 sampel. *Dataset* dibagi dengan proporsi 80% (480 sampel) untuk pelatihan dan 20% (120 sampel) untuk pengujian, sehingga model memperoleh data yang memadai untuk pembelajaran sekaligus menyediakan data evaluasi yang andal. Proporsi ini dipilih karena terbukti efektif dalam menjaga keseimbangan antara kebutuhan pelatihan dan validasi pada penelitian *machine learning*.

Proses pelatihan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dimulai dengan menghitung *prior probability* untuk setiap kelas. Dengan jumlah data latih yang seimbang, nilai prior masing-masing kelas adalah 0,5000 (50%).

Tabel 4. Prior Probability

Prior Probability
$P(C=0) = 240/480 = 0.5000$ (50%)
$P(C=1) = 240/480 = 0.5000$ (50%)

Tabel 4. menjelaskan *Prior probability* yang sama menunjukkan bahwa dalam data *training*, kedua kelas memiliki representasi yang seimbang. Pada *Gaussian Naïve Bayes*, diasumsikan bahwa setiap fitur mengikuti distribusi normal, sehingga parameter mean dan varian dihitung untuk setiap kelas. Karena terdapat 50 fitur, masing-masing kelas memiliki vektor mean dan varian berdimensi 50.

Tabel 5. Distribusi Gaussian

Parameter distribusi Gaussian untuk setiap kelas:
Kelas 0: Mean shape=(50.), Var shape=(50.)
Kelas 1: Mean shape=(50.), Var shape=(50.)

Tabel 5. Selanjutnya, dilakukan perhitungan parameter distribusi *Gaussian (mean dan varian)* untuk masing-masing kelas berdasarkan fitur yang telah diekstraksi. Karena terdapat 50 fitur untuk setiap gambar, maka masing-masing kelas memiliki vektor mean dan vektor variansi berdimensi 50. Ini ditunjukkan dengan bentuk (*shape*) dari parameter *mean* dan varian yang dituliskan sebagai (50) untuk kelas 0 maupun kelas 1. Parameter-parameter ini kemudian digunakan untuk menghitung peluang $P(X|C)P(X|C)P(X|C)$ berdasarkan distribusi normal Gaussian untuk setiap fitur.

Selanjutnya, model dilatih menggunakan data latih dan diuji pada data uji untuk menghitung probabilitas posterior setiap sampel terhadap kedua kelas. Prediksi dilakukan dengan memilih kelas yang memiliki probabilitas terbesar. Contoh hasil prediksi untuk tiga sampel ditunjukkan pada Tabel 6, di mana dua sampel diprediksi sebagai kelas 0 (daging palsu) dan satu sampel sebagai kelas 1 (daging asli) dengan probabilitas penuh.

Tabel 6. Sampel Model *Naive Bayes*

Sampel 1	Sampel 2	Sampel 3
$P(C=0 X) = 1.000000$	$P(C=0 X) = 1.000000$	$P(C=0 X) = 0.000000$
$P(C=1 X) = 0.000000$	$P(C=1 X) = 0.000000$	$P(C=1 X) = 1.000000$
Prediksi: Kelas 0	Prediksi: Kelas 0	Prediksi: Kelas 1

Tabel 6. menunjukkan hasil prediksi model *Naive Bayes* terhadap tiga sampel citra uji yang telah melalui proses ekstraksi fitur. Model menghitung probabilitas posterior dari masing-masing sampel terhadap dua kelas, yaitu kelas 0 (daging palsu) dan kelas 1 (daging sapi asli) berdasarkan fitur visual seperti warna dan tekstur.

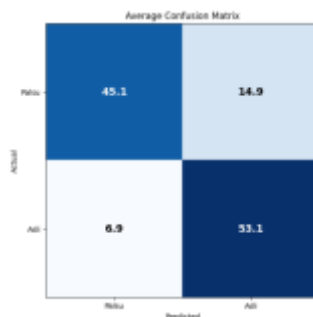
Hasil *Multiple Testing* ditunjukkan pada Tabel 7. yang memuat metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Nilai akurasi yang diperoleh menunjukkan kemampuan model yang tinggi dalam mengklasifikasikan citra daging sapi dengan tingkat kesalahan rendah.

Tabel 7. Hasil *Multiple Testing*

Perbandingan Hasil				
Test No.	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
1	80.38	81.36	80.00	80.67
2	90.00	85.29	96.67	90.62
3	85.00	80.00	93.33	86.15
4	81.67	76.39	91.67	83.33
5	77.50	72.00	90.00	80.00
6	78.33	77.42	80.00	78.69
7	80.83	76.81	88.33	82.17
8	86.67	81.43	95.00	87.69
9	76.67	71.62	88.33	79.10
10	80.33	80.33	81.67	80.99

Tabel 7. Berdasarkan sepuluh kali pengujian, model menunjukkan performa yang konsisten dengan akurasi berkisar antara 76,67% hingga 90,00%. Performa terbaik dicapai pada pengujian ke-2 dengan akurasi 90,00%, *precision* 85,29%, *recall* 96,67%, dan *F1-score* 90,62%. Variasi hasil antar pengujian dipengaruhi oleh perbedaan pembagian data training dan testing, namun secara umum 7 dari 10 pengujian memiliki akurasi di atas 80%, *recall* yang tinggi, serta *F1-score* stabil di atas 78%, sehingga model dapat dikatakan andal untuk klasifikasi citra daging sapi.

Visualisasi *confusion matrix* pada Gambar 7. memperlihatkan sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama, menunjukkan kesesuaian tinggi antara prediksi model dan label sebenarnya.



Gambar 7. *Average Confusion Matrix*

Gambar 7. Rata-rata *confusion matrix* menunjukkan bahwa dari 60 sampel per kelas pada data uji, sistem berhasil mengklasifikasikan 53,1% daging asli (*True Positive*) dan 45,1% daging palsu (*True Negative*). *False Positive Rate* sebesar 14,9% mengindikasikan adanya kesalahan identifikasi daging palsu sebagai asli, sedangkan *False Negative Rate* yang rendah (6,9%) menunjukkan jarang terjadi kesalahan melewatkan daging palsu. Model memiliki sensitivitas tinggi (88,5%) dalam mendeteksi daging asli dan *specificity* moderat (75,2%) untuk daging palsu, dengan kecenderungan prediksi positif yang tercermin dari dominasi warna diagonal utama pada *confusion matrix*.

3.4. Evaluasi Kinerja Model

Tabel 8. Evaluasi Kinerja Model

Metrik	Hasil
Akurasi	81.83% ± 4,01%
Presisi	78.26% ± 4,07%
Recall	88.50% ± 5,80%
F1-Score	82.94% ± 3,78%

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2254>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Tabel 8. Performa rata-rata model menunjukkan akurasi sebesar $81,83\% \pm 4,01\%$, dengan *precision* $78,26\% \pm 4,07\%$ yang menandakan kemampuan mengurangi kesalahan positif palsu, dan *recall* $88,50\% \pm 5,80\%$ yang menunjukkan efektivitas tinggi dalam mendeteksi kasus positif secara benar. *F1-score* sebesar $82,94\% \pm 3,78\%$ mencerminkan keseimbangan optimal antara *precision* dan *recall*, sehingga model dinilai andal untuk tugas klasifikasi sensitif seperti deteksi keaslian daging.

Berdasarkan hasil penelitian, model *Naïve Bayes* yang dibangun untuk mendeteksi keaslian daging sapi berbasis citra digital mampu menunjukkan performa yang konsisten dan andal. Dari sepuluh kali pengujian, akurasi model berada pada rentang 76,67% hingga 90,00% dengan rata-rata $81,83\% \pm 4,01\%$, di mana tujuh pengujian mencapai akurasi di atas 80%. *Precision* rata-rata sebesar $78,26\% \pm 4,07\%$ menandakan kemampuan model dalam meminimalkan kesalahan positif palsu, sedangkan *recall* sebesar $88,50\% \pm 5,80\%$ menunjukkan sensitivitas tinggi dalam mengidentifikasi daging asli. *F1-score* rata-rata $82,94\% \pm 3,78\%$ mencerminkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*. Hasil *confusion matrix* mengindikasikan bahwa model memiliki kecenderungan prediksi positif, dengan *True Positive Rate* sebesar 88,5% dan *True Negative Rate* 75,2%, serta kesalahan terbesar terjadi pada identifikasi daging palsu yang kadang terdeteksi sebagai daging asli. Secara keseluruhan, integrasi fitur warna (RGB, HSV) dan tekstur (*GLCM*) terbukti efektif dalam membantu model membedakan daging sapi asli dan palsu, sehingga metode ini berpotensi diimplementasikan untuk mendukung pengawasan mutu daging di pasar tradisional maupun industri pangan.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes* dengan integrasi fitur warna (RGB, HSV) dan tekstur (*GLCM*) mampu mendeteksi keaslian daging sapi dengan performa yang cukup andal, ditunjukkan oleh akurasi rata-rata 81,83%, *precision* 78,26%, *recall* 88,50%, dan *F1-score* 82,94%. Model menunjukkan sensitivitas tinggi dalam mengidentifikasi daging asli, meskipun masih terdapat kesalahan pada klasifikasi daging palsu. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan melakukan pengujian dengan jumlah data yang lebih besar dan bervariasi, termasuk kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda, serta membandingkan performa dengan algoritma *machine learning* lain seperti *Support Vector Machine* atau *Random Forest*, guna meningkatkan akurasi dan ketahanan model terhadap variasi data di lapangan.

Referensi

- [1] A. Rahmawati, A. A. Safitri, A. S. Yogaswara, and B. K. Mutaqin, "Pemetaan Kondisi Pemerataan Pemenuhan Gizi Sumber Protein Hewani (Studi kasus di Dusun Cidawung Desa Margacinta Pangandaran) Mapping of Conditions of Equal Distribution of Animal Protein Source Nutrition Fulfillment (Case Study in Cidawung Hamlet, Margacinta Village, Pangandaran)," *Farmers: Journal of Community Services*, vol. 6, no. 1, 2025, doi: 10.24198/fjes.v6i1.6.
- [2] F. Wahab and Moh. Ihsan, "PERLINDUNGAN KONSUMEN DALAM INDUSTRI HALAL: TINJAUAN UU NO. 8 TAHUN 1999 DARI PERSPEKTIF HUKUM ISLAM," *Journal of Islamic Finance and Syariah Banking*, vol. 2, no. 1, 2024, doi: 10.63321/jifsb.v2i1.57.
- [3] A. R. Hakim, H. Haris, and S. Akil, "Potensi Pengolahan Salami (Sosis Fermentasi) Daging Kambing," *Jurnal Ilmiah Pangan Halal*, vol. 5, no. 1, pp. 38–41, Apr. 2023, doi: 10.30997/jiph.v5i1.10002.
- [4] N. Muthmainna Basma, N. Syamsi Dhuha, F. Yenny Nonci, R. Anggraeni, and Rusny, "Studi Literatur Perbandingan Metode GC-MS (Gas Chromatography-Mass Spectrometry) dan HPLC (High-Performance Liquid Chromatography) dalam Identifikasi Kandungan Lemak Babi pada Produk Olahan Daging," *RITMA*, vol. 1, no. 2, pp. 22–29, 2023.
- [5] F. S. Nurusyda *et al.*, "Deteksi Kontaminasi Babi pada Olahan Daging dengan Metode Polymerase Chain Reaction (PCR)," *Kimia Padjadjaran*, vol. 1, no. 2, pp. 95–101, 2023.
- [6] A. Gafari and A. Ramadhanu, "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BATU KERIKIL DAN BATU KALI DENGAN METODE K-MEANS DAN TEKNIK PENGOLAHAN CITRA," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 9, no. 2, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i2.13170.
- [7] P. Rivaldiknas Gampar and F. Marisa, "PERBANDINGAN KINERJA METODE KLASIFIKASI CITRA SALIVA FERNING UNTUK DETEKSI MASA SUBUR BERBASIS MACHINE LEARNING," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 6, 2024.
- [8] W. I. Sabilla, M. A. Putra Perkasa, and D. W. Wibowo, "SISTEM PENDETEKSI KUALITAS DAGING SEGAR DENGAN METODE NAIVE BAYES," *JIP (Jurnal Informatika Polinema)*, vol. 10, no. 2, 2024, doi: 10.33795/jip.v10i2.5006.
- [9] K. E. Purnama, C. Rozikin, and A. A. Ridha, "ANALISIS FORENSIC CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN TEKNIK ERROR LEVEL ANALYSIS DAN METADATA BERDASARKAN METODE NIST," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 7, no. 2, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i2.6660.
- [10] T. Hidayat, "IDENTIFIKASI MORFOLOGI CITRA DAGING MENGGUNAKAN TEKNIK PENGOLAHAN CITRA DIGITAL," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 9, no. 1, 2025, doi: 10.36040/jati.v9i1.12285.
- [11] A. N. Rahmawati, "Sistem Klasifikasi Kualitas Daging Sapi Berdasarkan Warna dan Gas Amonia Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," *JPTIHK*, vol. 8, no. 8, Aug. 2024, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [12] R. Vannya and A. Hermawan, "Performance Analysis of Chicken Freshness classification using Naïve Bayes, Decision Tree, and k-NN," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 12, no. 3, pp. 394–400, Nov. 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i3.1740.
- [13] A. Septiarini, R. Saputra, A. Tejawati, and M. Wati, "Deteksi Sarung Samarinda Menggunakan Metode Naive Bayes Berbasis Pengolahan Citra," *Jurnal RESTI*, vol. 5, no. 5, pp. 927–935, Oct. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i5.3435.

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i3.2254>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

- [14] M. Muchtar, Y. P. Pasrun, R. Rasyid, N. Miftachurohmah, and M. Mardawati, "PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES DALAM KLASIFIKASI KESEGERAN IKAN BERDASARKAN WARNA PADA CITRA AREA MATA," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3879.
- [15] P. Laksono, Harliana, and T. Prabowo, "Deteksi Tumor Otak Melalui Penerapan GLCM dan Naïve Bayes Classification Brain Tumor Detection Based On GLCM Algorithm and Naïve Bayes Classification," *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS*, vol. 5, no. 1, May 2023, doi: 10.46772/intech.v5i1.1286.