

Comparison of Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) Algorithms for Classifying the Maturity Level of Melon

Leza Maulidina Salma ^{1*}, Irma Handayani ^{2*}

* Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta
lezaamaulidina2@gmail.com ¹, Irma.handayani@staff.uty.ac.id ²

Article Info

Article history:

Received 2025-11-10

Revised 2026-01-01

Accepted 2026-01-13

Keyword:

Digital Image Processing,
Histogram of Oriented
Gradients (HOG),
Melon Ripeness Classification,
Naïve Bayes,
Support Vector Machine (SVM).

ABSTRACT

This determination of melon fruit ripeness is an important factor in ensuring fruit quality in terms of taste, texture, and market value. However, ripeness assessment is still predominantly performed manually and relies on subjective judgement, which may lead to decreased product quality, inefficient distribution processes, and potential economic losses. Therefore, an automated approach for classifying melon ripeness levels is required. This study aims to analyze and compare the performance Support Vector Machine (SVM) and Naïve Bayes algorithms for melon ripeness classification based on digital images using Histogram of Oriented Gradients (HOG) feature extraction method. The dataset used in this study consists of 630 melon images divided into three ripeness classes, 209 unripe, 220 semi ripe, and 201 ripe images. The research process includes image preprocessing, data augmentation, feature extraction, model training, and performance evaluation. Experimental results show that the SVM with a Radial Basis Function (RBF) kernel, using parameter $C=10$ and the default value, achieves the highest classification accuracy of 94%, while the Naïve Bayes algorithm attains an accuracy of 65%. These results indicate that the SVM algorithm demonstrates superior classification performance compared to Naïve Bayes in determining melon ripeness levels.



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

I. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan salah satu sektor yang memegang peranan penting dalam perekonomian Indonesia, karena mayoritas penduduknya bekerja sebagai petani. Di antara berbagai sektor pertanian, subsektor hortikultura menjadi salah satu yang memiliki potensial untuk dikembangkan, karena dapat meningkatkan pertumbuhan ekonomi masyarakat [1]. Buah-buahan merupakan subsektor hortikultura yang banyak diminati masyarakat dan memiliki nilai ekonomi tinggi. Dari banyaknya jenis buah, melon menjadi salah satu komoditas unggulan, karena tidak tergantung pada musim dan dapat diproduksi sepanjang tahun [2]. Melon merupakan salah satu tanaman suku labu-labuan dan banyak dibudidayakan di wilayah tropis. Tanaman ini memiliki nilai ekonomi yang relatif tinggi, sehingga dapat menjadi sumber pendapatan yang menjanjikan bagi petani [3]. Tingkat kematangan buah melon menjadi aspek penting dalam menentukan citra rasa, tekstur, dan kandungan

nutrisinya. Dalam memilih buah untuk dikonsumsi, umumnya masyarakat akan memilih buah yang telah matang sempurna. Namun, proses menentukan kematangan tersebut masih dilakukan secara manual berdasarkan pengalaman subjektif, sehingga dapat menimbulkan ketidaksesuaian dalam penilaian dan berdampak pada kualitas serta distribusi buah di pasaran.

Untuk mengatasi masalah tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam membangun model klasifikasi tingkat kematangan buah melon. Naïve Bayes merupakan algoritma *machine learning* berbasis *supervised learning* yang memerlukan data latih sebelum melakukan proses klasifikasi. Algoritma ini menggunakan pendekatan probabilistik dan statistik sederhana dengan asumsi bahwa setiap atribut pada suatu kelas bersifat independen [4]. Sementara Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma yang memanfaatkan pemetaan nonlinear untuk mengubah data latih ke dalam ruang berdimensi lebih tinggi, dengan tujuan menemukan

fungsi pemisah terbaik antara dua kelas yang berbeda [5]. Adapun metode ekstraksi fitur yang diterapkan adalah *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), yang berfungsi untuk mengenali objek dengan menganalisis tepi dan arah perubahan intensitas piksel pada citra [6].

Algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) telah banyak diterapkan dalam bidang klasifikasi citra buah. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh [7], membahas perbandingan algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes dalam mengklasifikasi empat jenis kurma, yaitu Ajwa, Sukari, Golden Valley, dan Deglet Nour, berdasarkan citra *Hue, Saturation, Value* (HSV). Penelitian ini menggunakan 200 citra yang dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji. Hasil akurasi terbaik didapat oleh Naïve Bayes, yaitu sebesar 80,00%, precision 79,74%, recall 78,46%, dan f1-score 79,09%, sedangkan Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear hanya mendapat akurasi sebesar 66,67%, precision 52,49%, recall 65,00%, dan f1-score 58,08%. Penelitian lain yang dilakukan oleh [8] juga menerapkan Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi tingkat kematangan buah melon berbasis metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan membandingkan empat dan delapan arah sudut. Penelitian ini menggunakan 650 citra melon, yang terbagi ke dalam tiga kelas (matang, setengah matang, dan tidak matang), dengan pembagian data sebesar 80% data latih dan 20% data uji. Hasil terbaik diperoleh pada penggunaan kernel linear dengan delapan arah sudut GLCM, yang menghasilkan akurasi sebesar 80%, precision 81%, dan recall 80%.

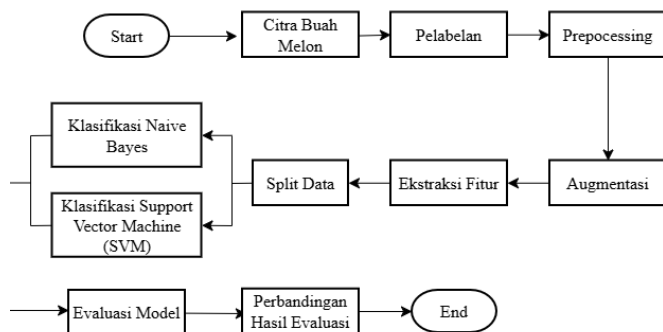
Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh [9] juga menerapkan Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi tingkat kematangan buah monk berbasis metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Jumlah data yang digunakan sebesar 991 citra buah monk yang terdiri dari dua kelas (matang dan belum matang). Hasil akurasi yang didapat sebesar 89% dengan parameter $C=50$ dan resolusi gambar 100x100 piksel. Penelitian oleh [10] menerapkan algoritma Naïve Bayes dengan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) untuk klasifikasi citra buah segar dan busuk pada apel, pisang, dan jeruk. Data yang digunakan sebesar 13.599 citra dan memperoleh hasil akurasi sebesar 87%. Performa terbaik ditunjukkan pada kelas apel segar dengan nilai precision sebesar 97,92%, kelas apel busuk dengan nilai recall sebesar 98,43%, dan kelas pisang busuk dengan nilai F1-score tertinggi yaitu sebesar 90,85%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes dan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) memiliki kinerja yang baik dalam menilai kualitas buah. Penelitian oleh [11] membandingkan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes untuk klasifikasi tingkat kematangan jeruk lemon, dengan total 1.500 data yang terbagi menjadi tiga kelas, yaitu belum matang, matang, dan terlalu matang. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji, yang menghasilkan akurasi sebesar 97% pada algoritma Support Vector Machine (SVM) dan 82% pada Naïve Bayes.

Selanjutnya, penelitian oleh [12] membandingkan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest pada perangkat komputasi terbatas dalam mendeteksi tingkat kematangan buah melon berjenis varietas Sakata Glamour. Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 1430 citra yang terbagi menjadi dua kelas, yaitu belum matang dan siap panen, dengan penerapan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Hasil akurasi tertinggi didapat oleh SVM, yaitu sebesar 82%, dengan rata-rata waktu inferensi 2,14 detik dan penggunaan CPU 17,80%. Sementara Random Forest hanya mendapat 73% dengan rata-rata waktu inferensi 2,15 detik dan penggunaan CPU 15,48%. Namun, pada hasil uji *independent two-sample t-test*, kedua algoritma tersebut tidak memiliki perbedaan yang signifikan baik dalam hal waktu inferensi maupun penggunaan CPU. Oleh karena itu, Random Forest lebih direkomendasikan, karena memiliki waktu komputasi yang lebih cepat dan penggunaan sumber daya CPU lebih efisien.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) telah banyak digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah, terutama menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan *Hue, Saturation, Value* (HSV). Berbeda dengan penelitian sebelumnya, penelitian ini berfokus pada perbandingan kinerja algoritma Naïve Bayes dan SVM dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah melon menggunakan metode ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), yang dinilai lebih efektif dalam menangkap karakteristik tekstur dan bentuk objek. Penelitian ini menggunakan data sebanyak 630 citra buah melon, yang terdiri dari 209 citra buah belum matang, 220 citra buah setengah matang, dan 201 citra buah matang. Seluruh citra diproses melalui tahap *preprocessing*, augmentasi data, serta ekstraksi fitur HOG. Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur tersebut dilakukan *split* data (pembagian data) sebelum digunakan pada tahap pelatihan model dan proses klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes dan SVM. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk menganalisis dan membandingkan kinerja algoritma Naïve Bayes dan SVM untuk klasifikasi tingkat kematangan buah melon berdasarkan citra digital menggunakan fitur HOG. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kemudahan bagi pengguna dalam menilai tingkat kematangan buah melon secara lebih efisien.

II. METODE

Pada metode penelitian, terdapat beberapa tahapan untuk mencapai tujuan penelitian, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang sistematis, seperti pengumpulan data citra buah melon, *preprocessing* data, augmentasi, ekstraksi fitur, split data (pembagian data), klasifikasi menggunakan Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM), evaluasi model, dan perbandingan hasil evaluasi. Alur penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

B. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data citra buah melon dengan tiga kategori tingkat kematangan, yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Citra diperoleh melalui pemotretan manual yang dilakukan pada Maret 2025 dan beberapa citra diperoleh dari Google untuk menambah jumlah dataset, sehingga total dataset menjadi 630 citra, yang terdiri dari 209 citra belum matang, 220 citra setengah matang, dan 201 citra matang. Pengambilan data dilakukan dengan kondisi pencahayaan yang terkontrol. Setelah citra diperoleh, citra diberi label sesuai tingkat kematangannya dan disimpan dalam format yang sesuai untuk digunakan pada proses klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Berikut merupakan citra buah melon dengan tingkat kematangan yang berbeda, dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Sample Citra Buah Melon

C. Preprocessing Data

Sebelum melakukan proses klasifikasi, semua citra buah melon melalui tahap *preprocessing* untuk memastikan konsistensi ukuran, skala, dan kualitas visual. Setiap citra

buah melon pada dataset diubah ukurannya agar memiliki dimensi yang sama, yaitu diubah menjadi 128×128 piksel, agar dapat mempermudah proses ekstraksi fitur dan klasifikasi pada tahap berikutnya. Pada tahap ini, semua citra buah melon dibaca dari subfolder untuk memperoleh jalur file dan label berdasarkan nama folder. Setiap citra kemudian dikonversi menjadi citra keabuan (*grayscale*) untuk menyederhanakan informasi warna dan memperjelas tekstur permukaan buah.

D. Augmentasi

Adanya keterbatasan jumlah dan kualitas citra dapat menjadi kendala dalam pelatihan model klasifikasi berbasis citra, terutama ketika dataset tidak seimbang. Untuk mengatasi hal tersebut, digunakan teknik augmentasi citra untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali variasi data baru. Dalam penelitian ini, augmentasi yang dilakukan adalah penyesuaian kecerahan citra (*brightness adjustment*) dan penerapan Gaussian blur tanpa mengubah label aslinya. Jumlah data citra buah melon mengalami peningkatan, dari 630 menjadi 1890 citra, sehingga distribusi dataset menjadi lebih seimbang pada setiap tingkat kematangan. Dengan adanya teknik augmentasi, maka dataset menjadi lebih representatif dan bervariasi, sehingga dapat membantu mengurangi risiko *overfitting* serta meningkatkan kestabilan dan tingkat akurasi model pada data validasi maupun data uji.

E. Ekstraksi Fitur

Pada penelitian ini, proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), yang dikenal memiliki efektivitas tinggi dalam menganalisis citra karena berfokus pada distribusi gradien di dalam gambar. Melalui perhitungan gradien pada setiap piksel, HOG mampu merepresentasikan informasi mengenai bentuk dan struktur objek, sehingga membantu proses identifikasi serta klasifikasi berbagai jenis objek dengan lebih akurat [13]. Dalam penelitian ini, konfigurasi HOG yang digunakan adalah *orientations* = 12, *ukuran pixels per cell* = 8×8, dan *cells per block* = 2×2, serta normalisasi blok menggunakan metode L2-Hys. Pemilihan parameter ini digunakan untuk memperoleh representasi fitur gradien yang seimbang. Hasil ekstraksi fitur tersebut kemudian direpresentasikan dalam bentuk vektor satu dimensi yang digunakan sebagai input untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Sebagai pembanding, metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), memungkinkan analisis tekstur yang lebih komprehensif melalui perhitungan empat statistik tekstur global, yaitu *contrast*, *homogeneity*, *energy*, dan *correlation*. Namun, pendekatan ini membutuhkan waktu komputasi yang relatif lama, dan sensitif terhadap perbedaan orientasi citra [14]. Oleh karena itu, HOG dipilih dalam penelitian ini karena robust terhadap perubahan pencahayaan dan bayangan karena menerapkan normalisasi kontras lokal pada blok histogram yang saling tumpang tindih, sehingga

mampu menghasilkan vektor fitur yang lebih konsisten dan adaptif terhadap transformasi spasial dan fotometrik [15].

F. Split Data

Setelah proses ekstraksi fitur selesai, data hasil ekstraksi tersebut selanjutnya dibagi menjadi data latih, data validasi, dan data uji melalui satu kali pembagian data menggunakan *train-test split* secara bertahap. Pada tahap awal, data dibagi menjadi 80% untuk data sementara dan 20% untuk data uji. Selanjutnya, dari data sementara tersebut, dibagi kembali menjadi 85% untuk data latih dan 15% untuk data validasi, sehingga diperoleh hasil akhir, data latih (68%), data validasi (12%), dan data uji (20%). Pembagian data dilakukan secara *stratified*, dengan tujuan untuk menjaga keseimbangan proporsi kelas pada setiap subset data, sehingga model dapat dilatih secara optimal serta menghasilkan performa yang konsisten.

G. Naïve Bayes

Naïve Bayes merupakan algoritma *machine learning* yang digunakan untuk melakukan klasifikasi data menggunakan pendekatan probabilistik. Algoritma ini mengasumsikan bahwa setiap fitur atau atribut dalam dataset bersifat independen satu sama lain [16]. Metode ini merupakan pendekatan probabilistik yang sederhana namun efektif dalam memprediksi kelas suatu data. Secara umum, Teorema Bayes dapat dinyatakan sebagai berikut [17].

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

Dimana:

$P(C|X)$: Peluang kejadian C jika diketahui X

$P(X|C)$: Peluang kejadian X jika diketahui C

$P(C)$: Peluang kejadian C

$P(X)$: Peluang kejadian X

H. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma dalam *machine learning* yang banyak digunakan untuk analisis data serta pengenalan pola, karena mampu menghasilkan model klasifikasi yang akurat. SVM mencari *hyperplane* terbaik yang dapat memisahkan data dari dua kelas atau lebih dengan margin terbesar, sehingga tidak hanya meminimalkan kesalahan klasifikasi tetapi juga membantu menghindari *overfitting*, namun rentan terhadap *outlier* dan pemilihan fungsi kernel [18]. *Hyperplane* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (2)$$

Dimana:

w : Vektor bobot

x : Vektor fitur

b : Bias atau intercept

SVM dapat memaksimalkan margin antar kelas dengan meminimalkan tingkat kesalahan dalam proses klasifikasi. Secara matematis, SVM menyelesaikan permasalahan optimasi, dengan meminimalkan nilai fungsi objektif.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (3)$$

Dengan kendala bahwa $y_i(w \cdot x) + b \geq 1$ untuk setiap data x_i dengan y_i sebagai label kelas (+1 atau -1) [19]. Terdapat parameter utama yang memengaruhi performa SVM, diantaranya parameter regularisasi (C), fungsi kernel, dan gamma [20]. Pada penelitian yang dilakukan, SVM dikonfigurasi menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan parameter C=10 dan nilai gamma default. Pemilihan kernel RBF ini mampu menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear dan bekerja dengan memetakan data ke ruang fitur berdimensi yang lebih tinggi, sehingga pemisahan antar kelas menjadi lebih optimal. Fungsi kernel RBF dirumuskan sebagai berikut:

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

Di mana x dan x' merupakan vektor fitur, sedangkan σ merupakan parameter yang mengontrol besarnya pengaruh suatu titik terhadap titik data lainnya dalam ruang fitur [21].

I. Evaluasi Model

Evaluasi model merupakan proses untuk mengetahui seberapa baik performa model klasifikasi setelah selesai dilatih. Dalam konteks klasifikasi tingkat kematangan buah melon, evaluasi dilakukan untuk mengukur performa algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengenali dan mengklasifikasi citra buah melon berdasarkan tingkat kematangannya. Proses ini dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi model terhadap label sebenarnya, sehingga mampu menggambarkan kinerja model secara menyeluruh maupun pada setiap kelas. Kinerja model dinilai menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score [22].

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$F1 - \text{Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

Dimana:

True Negative (TN): Bernilai negatif dan diprediksi negatif

True Positive (TP): Bernilai positif dan diprediksi positif

False Negative (FN): Bernilai positif namun diprediksi negatif

False Positive (FP): Bernilai negatif namun diprediksi positif

J. Perbandingan Hasil Evaluasi

Pada tahap ini, dilakukan perbandingan hasil evaluasi antara dua metode klasifikasi, yaitu Naïve Bayes dan SVM. Perbandingan tersebut bertujuan untuk mengetahui metode yang memiliki kinerja lebih optimal dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah melon. Proses evaluasi didasarkan pada nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score yang diperoleh dari masing-masing model. Hasil perbandingan tersebut digunakan sebagai dasar dalam menilai kedua metode dalam mengklasifikasikan kematangan buah melon.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penjelasan diawali dengan pembahasan mengenai hasil pengujian model klasifikasi yang diperoleh dari penerapan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Setelah model klasifikasi selesai dibuat dan dievaluasi, diperoleh hasil perbandingan antara kedua algoritma tersebut untuk menentukan model dengan performa terbaik. Berdasarkan hasil evaluasi, model dengan tingkat akurasi tertinggi dipilih untuk diimplementasikan ke dalam sistem MeLoniQ, yang digunakan sebagai sistem klasifikasi tingkat kematangan buah melon.

A. Model Naïve Bayes

Pengujian pertama dilakukan pada model Naïve Bayes yang diimplementasikan menggunakan fungsi Gaussian Naïve Bayes, di mana setiap fitur numerik mengikuti distribusi normal pada masing-masing kelas. Asumsi ini memungkinkan perhitungan probabilitas posterior secara efisien. Namun, asumsi ini berpotensi menjadi keterbatasan ketika terdapat korelasi antar fitur [23]. Kinerja Naïve Bayes dievaluasi berdasarkan metrik evaluasi yang terdiri dari, akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil tersebut dapat dilihat pada Gambar 3.

Label	Precision	Recall	F1-Score
Belum Matang	0.61	0.58	0.60
Matang	0.65	0.78	0.71
Setengah Matang	0.68	0.58	0.63
Accuracy	0.65		

Gambar 3. Metrik Evaluasi Naive Bayes

Berdasarkan hasil yang ditunjukkan pada Gambar 3, bahwa model Naïve Bayes memperoleh akurasi sebesar 65%, yang menunjukkan bahwa kinerja model masih tergolong rendah. Pada metrik evaluasi, diperoleh nilai precision tertinggi pada kelas setengah matang, yaitu sebesar 0,68, kemudian nilai recall tertinggi sebesar 0,78 pada kelas matang, dan nilai F1-Score tertinggi sebesar 0,71 pada kelas matang. Hasil tersebut

menunjukkan bahwa performa Naive Bayes belum mampu memberikan kinerja yang optimal dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah melon. Hal ini terlihat dari nilai akurasi yang masih relatif rendah, serta nilai precision, recall, dan F1-score yang belum memberikan hasil yang stabil pada setiap kelas tingkat kematangan buah melon.

B. Model Support Vector Machine (SVM)

Pengujian kedua dilakukan pada model Support Vector Machine (SVM) yang dikonfigurasi menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan parameter $C=10$ dan nilai gamma default. Model SVM dilatih dan diuji dengan proporsi data yang sama, agar perbandingan hasil dapat dilakukan. Hasil tersebut dapat dilihat pada Gambar 4.

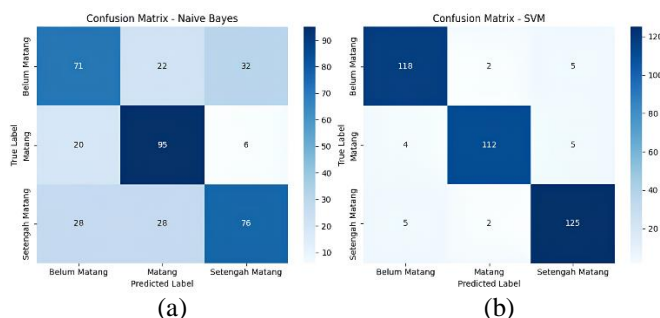
Label	Precision	Recall	F1-Score
Belum Matang	0.94	0.94	0.94
Matang	0.97	0.93	0.95
Setengah Matang	0.93	0.95	0.94
Accuracy	0.94		

Gambar 4. Metrik Evaluasi SVM

Berdasarkan Gambar 4, model SVM menghasilkan akurasi sebesar 94%, yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dalam menentukan tingkat kematangan buah melon. Pada metrik evaluasi, nilai precision tertinggi mencapai 0,97 pada kelas matang, nilai recall tertinggi diperoleh pada kelas setengah matang, yaitu sebesar 0,95, dan nilai F1-Score tertinggi mencapai 0,95 pada kelas matang. Secara keseluruhan, performa model SVM menunjukkan kestabilan pada nilai precision, recall, dan F1-score di seluruh kelas tingkat kematangan buah melon. Kestabilan ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya unggul dari sisi akurasi, tetapi juga konsisten dalam mengenali setiap kelas kematangan. Konsistensi performa model tersebut penting dalam penerapan sistem, karena ketidakstabilan hasil klasifikasi dapat menyebabkan prediksi yang kurang akurat.

C. Perbandingan Hasil Evaluasi

Bagian ini menyajikan perbandingan kinerja algoritma Naïve Bayes dan SVM dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah melon. Berikut merupakan confusion matrix dari kedua algoritma tersebut, ditunjukkan pada Gambar 5.



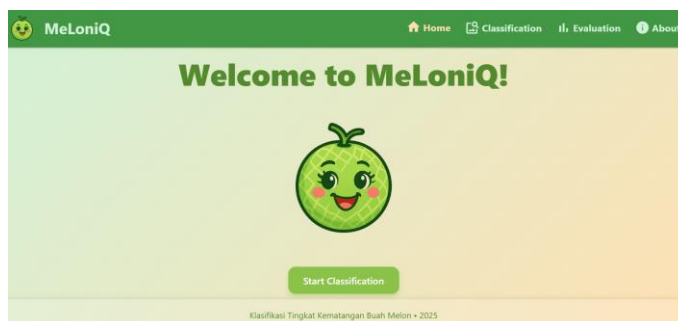
Gambar 5. Confusion Matrix dari kedua algoritma (a) Naive Bayes, (b) SVM

Untuk memperjelas perbandingan kinerja kedua algoritma tersebut, confusion matrix digunakan untuk menunjukkan distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas tingkat kematangan buah melon. Berdasarkan confusion matrix pada Gambar 5, kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas setengah matang dan matang. Hal ini dikarenakan kedua kelas tersebut memiliki karakteristik yang relatif sama, terutama pada pola tekstur permukaan dan intensitas gradien, sehingga representasi fitur saling tumpang tindih. Kondisi tersebut dapat menurunkan kemampuan model dalam membentuk batas keputusan, terutama pada algoritma Naïve Bayes yang mengasumsikan independensi antar fitur.

D. Implementasi Sistem

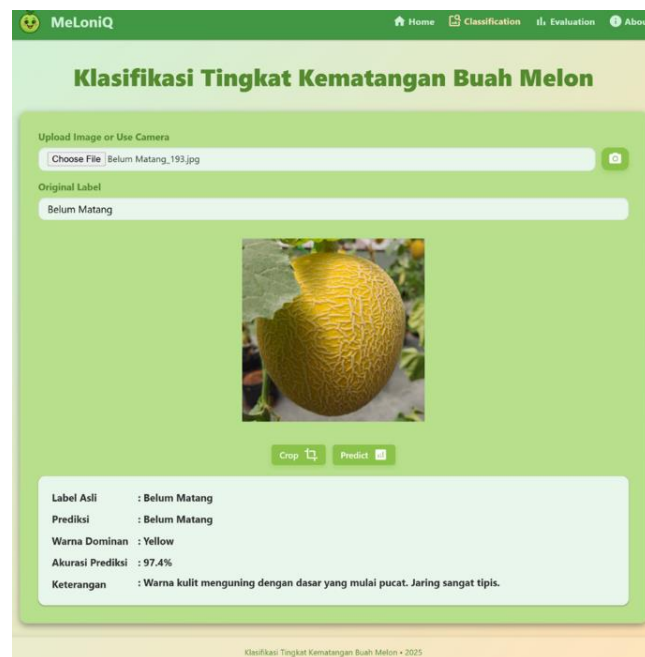
Berdasarkan hasil evaluasi, model SVM dipilih untuk diimplementasikan ke dalam sistem berbasis web yang diberi nama MeLoniQ, karena memperoleh hasil akurasi tertinggi, yaitu 94%. Implementasi sistem digunakan sebagai sarana pendukung untuk memvisualisasikan hasil penelitian. Implementasi ini menjelaskan output dari sistem klasifikasi tingkat kematangan buah melon yang telah dirancang, yang terdiri empat halaman utama yaitu halaman *Home*, *Classification*, *Evaluation*, dan *About*. Berikut merupakan tampilan hasil dari program beserta penjelasannya.

1) *Tampilan Home*: Halaman utama (*home*) digunakan sebagai tampilan awal sebelum pengguna mengakses halaman klasifikasi. Pada halaman ini, terdapat nama sistem, logo, dan tombol “*Start Classification*”. Tampilan hasil ditunjukkan pada Gambar 5.



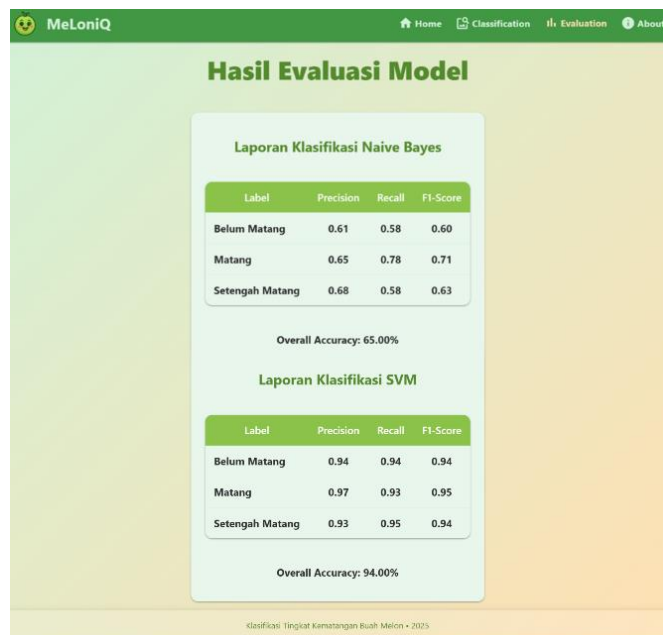
Gambar 6. Tampilan Halaman Home

2) *Tampilan Classification*: Halaman klasifikasi (*classification*) digunakan untuk mengunggah dan memproses citra yang akan diklasifikasikan. Pada halaman ini, pengguna dapat mengunggah citra buah melon, melakukan *crop* gambar, dan prediksi tingkat kematangan. Hasil prediksi dari sistem langsung ditampilkan bersamaan dengan label asli dari citra yang diunggah. Halaman ini juga menampilkan informasi lain seperti, prediksi, warna dominan, tingkat akurasi prediksi, dan keterangan. Selain itu, tampilan ini juga tersedia fitur kamera yang dapat memudahkan pengguna dalam mengambil gambar secara langsung. Tampilan hasil ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 7. Tampilan Halaman Classification

3) *Tampilan Evaluation*: Halaman evaluasi (*evaluation*) digunakan untuk menampilkan hasil metrik evaluasi dari kedua algoritma, yaitu Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Halaman ini mencakup nilai precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas tingkat kematangan buah melon, serta nilai akurasi secara keseluruhan dari masing-masing model. Tampilan hasil ditunjukkan pada Gambar 7.



Hasil Evaluasi Model

Laporan Klasifikasi Naive Bayes

Label	Precision	Recall	F1-Score
Belum Matang	0.61	0.58	0.60
Matang	0.65	0.78	0.71
Setengah Matang	0.68	0.58	0.63

Overall Accuracy: 65.00%

Laporan Klasifikasi SVM

Label	Precision	Recall	F1-Score
Belum Matang	0.94	0.94	0.94
Matang	0.97	0.93	0.95
Setengah Matang	0.93	0.95	0.94

Overall Accuracy: 94.00%

Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Melon • 2025

Gambar 8. Tampilan Halaman Evaluation

4) *Tampilan About:* Halaman *about* merupakan halaman mengenai informasi sistem. Pengguna dapat mengetahui deskripsi singkat mengenai tujuan, metode yang digunakan, dan informasi tentang sistem. Tampilan hasil ditunjukkan pada Gambar 8.



About MeLoniQ

MeLoniQ merupakan sistem yang dirancang untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah melon dengan memanfaatkan teknik pengolahan citra dan algoritma pembelajaran mesin. Sistem ini menggunakan metode ekstraksi fitur Histogram of Oriented Gradients (HOG) serta menerapkan algoritma klasifikasi Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Tujuan dari sistem ini adalah untuk membantu pengguna dalam menentukan tingkat kematangan buah melon secara lebih akurat dan efisien.

Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Melon • 2025

Gambar 9. Tampilan Halaman About

Secara keseluruhan, implementasi sistem MeLoniQ telah berhasil diimplementasikan dan berfungsi dengan baik sesuai dengan yang diharapkan. Dengan tampilan antarmuka yang sederhana, sistem ini dapat memberikan kemudahan bagi pengguna dalam melakukan proses klasifikasi tingkat kematangan buah melon secara lebih efisien dan akurat.

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) lebih efektif dibandingkan algoritma Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah melon berbasis citra digital menggunakan ekstraksi fitur *Histogram of Oriented Gradients* (HOG). Jumlah dataset yang digunakan sebanyak 630 citra buah melon, yang terdiri dari 209 citra belum matang, 220 citra setengah matang, dan 201 citra matang. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa

algoritma SVM dengan kernel RBF, parameter $C = 10$, dan nilai gamma default menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 94%, serta menunjukkan kinerja yang lebih stabil dan konsisten pada nilai precision, recall, dan F1-score di seluruh kelas tingkat kematangan buah melon. Sementara pada algoritma Naive Bayes, menghasilkan akurasi yang lebih rendah, yaitu sebesar 65%, karena memiliki keterbatasan dalam menangani pola citra. Meskipun teknik augmentasi data telah diterapkan, penelitian ini masih memiliki keterbatasan pada jumlah dataset, sehingga memengaruhi kemampuan generalisasi model. Selain itu, dataset yang digunakan belum sepenuhnya mencakup keberagaman kondisi citra nyata, seperti variasi pencahayaan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan dataset yang lebih beragam dan menggunakan metode lain agar dapat meningkatkan kemampuan generalisasi model.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Rika Widianita, "Implementasi Programsentra Hortikulturadi Desa Wulurmaatukesamatan Mododindangkabupaten Minahasa Selatan," *AT-TAWASSUTH J. Ekon. Islam*, vol. VIII, no. I, pp. 1–19, 2023.
- [2] Humas Ditjen Hortikultura, "Indonesia Kaya Berbagai Melon Unggulan," Direktorat Jenderal Hortikultura Kementerian Pertanian. [Online]. Available: [https://hortikultura.pertanian.go.id/indonesia-kaya-berbagai-melon-unggulan/#:~:text=Varietas](https://hortikultura.pertanian.go.id/indonesia-kaya-berbagai-melon-unggulan/#:~:text=Varietas%20melon%20di%20Indonesia%20juga,dengan%20kondisi%20agroklimat%20di%20Indonesia.) melon di Indonesia juga,dengan kondisi agroklimat di Indonesia.
- [3] S. Afifuddin Latif Adiredjo, Noer Rahmi Ardiarini, Mochammad Roviq, *Pengembangan dan Hibridisasi Tanaman Melon*. Universitas Brawijaya Press, 2023. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Pengembangan_dan_Hibridisasi_Tanaman_Mel/Kyb5EAAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [4] E. Widyastuti, A. Hermawan, and D. Avianto, "Klasifikasi Tomat Berdasarkan Varietas Dengan Ekstraksi Fitur Rgb Dan Algoritma Naïve Bayes," *Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 8, no. 1, pp. 127–137, 2025, [Online]. Available: <http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/indexEviWidyastuti%7Chttp://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index%7C>
- [5] R. Mardianto, S. Quinevera, and S. Rochimah, "Perbandingan Metode Random Forest, Convolutional Neural Network, dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Mangga," *J. Appl. Comput. Sci. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 63–71, 2024, doi: 10.52158/jacost.v5i1.742.
- [6] Ardiansyah, *Buku Monograf Pengenalan Objek Dalam Bidang Kesehatan*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Buku_Monograf_Pengenalan_Objek_Dalam_Bid/z50tEQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [7] M. R. B. Keliat and M. Ikhsan, "Komparasi Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes pada Klasifikasi Jenis Buah Kurma berdasarkan Citra Hue Saturation Value Comparison of Support Vector Machine and Naïve Bayes Algorithms on Date Fruit Type Classification based on Hue Saturation V," vol. 14, pp. 470–481, 2025.
- [8] R. A. Saputra, D. Puspitasari, and T. Baidawi, "Deteksi Kematangan Buah Melon dengan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Ekstraksi Fitur GLCM," *J. Infortech*, vol. 4, no. 2, pp. 200–206, 2022.
- [9] D. I. Mulyana and D. R. Wibowo, "Implementasi Tingkat Kematangan Buah Monk Dengan Menggunakan Ekstraksi Gray-Level Co-Occurrence Matrix (Glcmm) Dan Support Vector Machine (SVM)," *JINTEKS (Jurnal Inform. Teknol. dan Sains)*, vol. 5, no. 3, pp. 334–339, 2023.
- [10] A. J. Saputra and W. Andriyani, "Fruit Image Classification Using Naïve Bayes Algorithm with Histogram of Oriented Gradients (HOG) Feature Extraction," *J. Artif. Intell. Softw. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 2115–227, 2025.
- [11] D. Muallifah, H. Rivaldi, J. Al Amin, and Sunanto, "Klasifikasi Buah

- Jeruk Lemon Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Metode SVM dan Naive Bayes,” *J. Softw. Eng. Inf. Syst.*, vol. Vol. 5, no. No. 2, p. Hal. 114-121, 2025, [Online]. Available: <https://ejurnal.umri.ac.id/index.php/SEIS/article/view/9952/3867>
- [12] R. A. Zakiah, S. Wahjuni, and W. B. Suwarno, “Pemilihan Algoritma Machine Learning untuk Perangkat dengan Komputasi Terbatas pada Deteksi Kematangan Buah Melon Berjala,” *Ilmu Komput. dan Agri-informatika*, vol. 10, no. 2, 2023.
- [13] O. Veza, S. Agustini, and J. Harnaranda, *Pengenalan Dasar Pengolahan Citra*. Cendikia Mulia Mandiri, 2025. [Online]. Available: http://google.co.id/books/edition/PENGENALAN_DASAR_PENGOLAHAN_CITRA/7lhaEQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [14] R. Jordy and D. Ariatmanto, “Perbandingan Metode Ekstraksi Fitur LBP, GLCM, dan Canny dalam Klasifikasi Penyakit Daun Padi dengan KNN,” *J. Bangkit Indones.*, vol. 14, no. 2, pp. 44–51, 2025, doi: 10.52771/bangkitindonesia.v14i2.452.
- [15] A. I. Ozturk and O. Yildirim, “A comparative analysis of HOG and LBP feature extraction techniques in AdaBoost for image recognition,” *Int. J. Innov. Res. Sci. Stud.*, vol. 8, no. 2, pp. 696–703, 2025, doi: 10.53894/ijirss.v8i2.5290.
- [16] Kusnawi and A. H. Pratama, *Belajar Mudah Dan Singkat Machine Learning Panduan Praktis dengan Studi Kasus, Kode Program, dan Dataset*. Penerbit Andi, 2024. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/BELAJAR_MUDAH_DAN_SINGKAT_MACHINE_LEARNI/pFMOEQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [17] F. Sabry, *Naive Bayes Classifier: Fundamentals and Applications*. in Artificial Intelligence. One Billion Knowledgeable, 2023. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=DPTGEAAAQBAJ>
- [18] Adriyendi, *Artificial Intelligence Dengan Model Diskriminatif Dan Model Generatif (Pendekatan Saintifik Populer pada Riset Kolaboratif)*. Penerbit Widina, 2025. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/ARTIFICIAL_INTELLIGENCE_DENGAN_MODEL_DIS/ILFbEQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [19] M. Sanjaya, *Fisika Komputasi Berbasis Machine Learning dengan Pemrograman Python - Penerbit Bolabot*. Bolabot, 2024. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Fisika_Komputasi_Berbasis_Machine_LearnI/-gI-EQAAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [20] T. V. Saradhi, “A Study on Hyperparameter Tuning in Support Vector Machines and its Impact on Model Accuracy,” *Glob. J. Eng. Innov. Interdiscip. Res.*, vol. Vol 5, no. Issue 1, 2025, [Online]. Available: <https://www.scienceexcel.com/articles/F40GgxWMc9bgbUjTrQ8MzR RVQghjGIOxboI8Rmwa.pdf>
- [21] N. B. Binna, T. Rohana, H. Y. Novita, and S. Faisal, “Klasifikasi Jenis Buah Tomat Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbordan Support Vector Machine,” *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. Vol. 7, no. No. 2, p. Hal. 800-807, 2025, [Online]. Available: <https://www.jurnal.uts.ac.id/JINTEKS/article/view/5743/2617>
- [22] Y. Nurdin, K. Saddami, and Nasaruddin, *Pengenalan Praktis Supervised Machine Learning: Dengan Jupyter Notebook*. USK Press, 2025. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Pengenalan_Praktis_Supervised_Machine_Le/LIxREQAQBAJ?hl=id&gbpv=0
- [23] D. Saputra, A. A. F. 'Alauddin, and M. Azizan, “Comparative Analysis of Gaussian Naïve Bayes and Categorical Naïve Bayes Algorithms with Laplace Smoothing in COVID-19 Detection,” *J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 5, no. 1, pp. 69–78, 2025, doi: 10.54082/jiki.286.