

ANALISIS HASIL KLASIFIKASI KUALITAS CABAI RAWIT MENGGUNAKAN METODE *SUPPORT VECTOR MACHINE*

Ade Kurniadi¹, Patmi Kasih², Intan Nur Farida³

Universitas Nusantara PGRI Kediri^{1,2,3}

ade.kurniadi157@gmail.com¹, fatkasih@gmail.com², in.farida@gmail.com³

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi citra cabai rawit berdasarkan kualitasnya. Sebanyak 800 citra cabai rawit dikumpulkan dan dikelompokkan ke dalam empat kelas kualitas, yaitu busuk, kehijauan, kering, dan matang. Proses klasifikasi menggunakan SVM melibatkan tahap preprocessing, segmentasi citra dengan deteksi tepi Canny, dan evaluasi performa model. Implementasi dilakukan melalui pengembangan aplikasi web dengan beberapa lembar kerja, termasuk lembar kerja latih model, proses klasifikasi, hasil klasifikasi, evaluasi, dan ekspor. Pengujian sistem melibatkan pengujian fungsional alpha dan beta. Pengujian fungsional alpha mencakup uji tampilan dan navigasi beranda, proses pelatihan model, proses klasifikasi citra, hasil klasifikasi, evaluasi klasifikasi, dan ekspor hasil klasifikasi. Pengujian fungsional beta dilakukan dengan melibatkan pengguna yang memberikan umpan balik melalui kuesioner. Hasil pengujian menunjukkan bahwa aplikasi berhasil mengklasifikasikan citra cabai rawit dengan akurasi tinggi dan mendapatkan penilaian positif dari pengguna. Hasil perhitungan F1-Score untuk klasifikasi SVM menunjukkan kinerja model yang baik, dengan nilai F1-Score untuk setiap kelas kualitas cabai rawit sebagai berikut: Busuk (0.973), Kehijauan (0.979), Kering (1.0), dan Matang (0.972). Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dalam penerapan SVM untuk klasifikasi citra cabai rawit dengan hasil yang memuaskan, serta menyajikan aplikasi yang dapat diandalkan dalam mendukung analisis kualitas cabai rawit.

Kata Kunci : Cabai Rawit, Citra, Deteksi Tepi Canny, Klasifikasi, *Support Vector Machine*

A. PENDAHULUAN

Cabai rawit (*Capsicum frutescens*) merupakan komoditas pertanian dengan nilai ekonomis tinggi, dikenal karena tingkat kepedasannya yang mencolok. Permintaan pasar yang terus meningkat membuat pengelolaan kualitas cabai rawit menjadi aspek penting dalam memenuhi kebutuhan konsumen. Seiring dengan popularitasnya dalam berbagai masakan dan produk saus, cabai rawit memiliki nilai jual yang menguntungkan dibandingkan dengan sayuran lainnya (Aminudin dan Sari, 2017). Proses penentuan kualitas cabai rawit secara manual dengan metode pengamatan visual memiliki keterbatasan, seperti waktu yang relatif lama dan tingkat akurasi yang tergantung pada kemampuan pengamat. Oleh karena itu, klasifikasi kualitas cabai rawit menggunakan pendekatan teknologi, seperti *Support Vector Machine* (SVM), menjadi solusi yang menarik. SVM, sebagai algoritma pembelajaran mesin, dapat membantu mengidentifikasi pola atau karakteristik tertentu yang membedakan kualitas cabai rawit berdasarkan atribut-atribut tertentu (Arifin dan Helilintar, 2022). Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi permasalahan tersebut dengan melakukan klasifikasi kualitas cabai rawit menggunakan metode SVM. Klasifikasi ini diharapkan dapat mempercepat proses pengelolaan kualitas cabai rawit dan meningkatkan tingkat akurasi dibandingkan dengan metode manual.

Rumusan tujuan penelitian mencakup aspek hasil klasifikasi kualitas cabai rawit dan evaluasi performa SVM dalam proses tersebut. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap perkembangan pengolahan citra digital dalam konteks pertanian, khususnya pada komoditas cabai rawit. Melalui rangkuman kajian pustaka, dapat disimpulkan bahwa klasifikasi kualitas cabai, terutama cabai rawit, telah menjadi fokus penelitian sebelumnya. Beberapa penelitian telah berhasil mengimplementasikan SVM untuk mengklasifikasikan kualitas cabai berdasarkan berbagai fitur, memberikan dasar teoritis yang relevan untuk penelitian ini (Ayuningtyas dkk, 2022). Harapan penelitian ini adalah mampu memberikan pemahaman yang lebih baik terkait klasifikasi kualitas cabai rawit menggunakan metode SVM, serta memberikan manfaat praktis dalam memudahkan proses pengelolaan kualitas cabai rawit secara efisien. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi panduan bagi pengembangan metode klasifikasi yang lebih baik dan akurat untuk komoditas pertanian yang bernilai tinggi seperti cabai rawit.

B. LANDASAN TEORI

1. Cabai Rawit

Tanaman cabai yang mempunyai sifat yang sangat disukai oleh petani karena tidak mengenal musim. Tanaman cabai dapat ditanam pada musim kemarau dan musim penghujan di negara Indonesia. Itulah sebabnya cabai dapat ditemukan kapan pun di pasar tradisional atau di swalayan. Menanam tanaman cabai di musim hujan berisiko tinggi. Penyebabnya adalah tanaman cabai tidak tahan terhadap hujan lebat yang terus menerus. Selain itu, genangan air pada daerah penanaman bisa mengakibatkan kerontokan daun dan terserang penyakit akar. Pukulan air hujan juga bisa menyebabkan bunga dan bakal 3 buah berguguran. Sementara itu, kelembapan udara yang tinggi meningkatkan penyebaran dan perkembangan penyakit tanaman (Damara dkk, 2021).

2. Pengertian Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah suatu pengolahan citra yang bertujuan meningkatkan kualitas citra agar lebih mudah dipahami oleh manusia dan komputer. Dalam proses pengolahan citra digital terdapat 2 proses yaitu input dan output. Hasil dari pengolahan citra digital berupa objek dalam bentuk citra atau gambar. Pengolahan citra digital mempunyai kelebihan seperti tidak merusak objek, pengolahannya cepat dan mudah (Erfina, 2021).

3. Pengertian Segmentasi Citra

Segmentasi adalah suatu teknik dalam pengolahan citra digital yang digunakan untuk membagi atau memisahkan citra menjadi beberapa daerah (region) berdasarkan kesamaan atribut yang dimiliki oleh piksel-pikselnya. Proses segmentasi berperan penting dalam analisis citra digital karena memungkinkan pembagian citra menjadi beberapa bagian atau objek yang berbeda. Seiring dengan perkembangan teknologi, segmentasi telah menjadi komponen integral dalam pengolahan citra digital, dan bukan lagi proses opsional (Erfina, 2021).

4. Metode Deteksi Tepi Canny

Deteksi Tepi Canny Dapat dijelaskan sebagai berikut : *Canny Edge Detector* Deteksi tepi Canny dikembangkan oleh John F. Canny pada tahun 1986 dan menggunakan algoritma multi-tahap untuk mendeteksi berbagai tepi dalam Gambar (Ferdika dan Kuswara, 2017). Metode deteksi tepi Canny menggunakan algoritma filter spasial untuk menemukan perubahan intensitas yang signifikan pada citra. Rumus deteksi tepi Canny dapat diwakili oleh persamaan konvolusi seperti berikut:

$$G_{(x,y)} = \sqrt{(G_x(x,y))^2 + (G_y(x,y))^2} \dots \dots \dots (1)$$

di mana $G_{(x,y)}$ adalah magnitudo gradien, dan $(G_x(x,y))$ serta $(G_y(x,y))$ adalah turunan parsial terhadap koordinat x dan y masing-masing. Penerapan metode deteksi tepi ini penting untuk menonjolkan kontur dan detail pada citra cabai rawit.

5. Pengertian Klasifikasi Citra

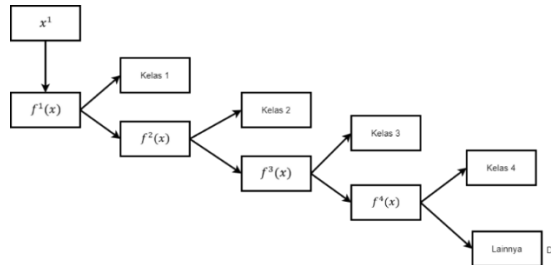
Klasifikasi citra adalah proses mengelompokkan objek atau piksel pada citra ke dalam kategori atau kelas tertentu berdasarkan fitur-fitur tertentu. Fungsi ini vital dalam mengidentifikasi kualitas cabai rawit berdasarkan atribut visualnya. Penggunaan metode klasifikasi, seperti Support Vector Machine (SVM), dapat memberikan hasil yang akurat dan efisien (Ferdika dan Kuswara, 2017).

6. Metode *Support Vector Machine*

SVM untuk mengklasifikasikan data menjadi beberapa kelas terus dilakukan. Ada dua pilihan untuk mengimplementasikan *Multi Class SVM* yaitu dengan menggabungkan beberapa SVM biner atau menggabungkan semua data yang terdiri dari beberapa kelas ke dalam sebuah bentuk permasalahan optimasi (Hutahaean, 2022). Berikut ini adalah dua metode utama klasifikasi *Multi Class SVM* dengan menggunakan pendekatan pertama:

a. Metode “*One-against-all*”

Metode “*One-against-all*” Dengan menggunakan metode ini dibangun sebanyak k buah model *SVM* (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi dilatih dengan menggunakan keseluruhan data untuk mencari solusi permasalahan. Contohnya, terdapat permasalahan klasifikasi dengan 4 buah kelas. Untuk pelatihan digunakan 4 buah *SVM* biner seperti pada Tabel 1 dan penggunaannya dalam mengklasifikasi data baru dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Contoh klasifikasi dengan metode One-against-all

Tabel 1. Contoh SVM biner dengan metode One-against-all

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan kelas 1	$f^1(x) = (w^1)x + b^1$
Kelas 2	Bukan kelas 2	$f^2(x) = (w^2)x + b^2$
Kelas 3	Bukan kelas 3	$f^3(x) = (w^3)x + b^3$
Kelas 4	Bukan kelas 4	$f^4(x) = (w^4)x + b^4$

b. Metode “One Against One”

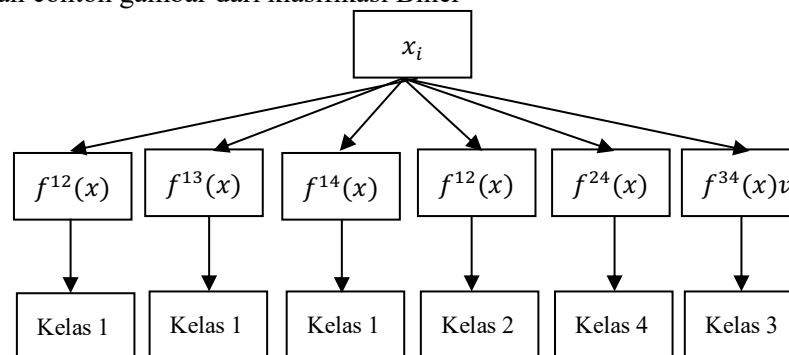
Metode “One Against One” Dengan menggunakan metode ini, dibangun $(k(k-1))/2$ buah model klasifikasi biner (k adalah jumlah kelas). Setiap model klasifikasi dilatih pada data dari dua kelas. Terdapat beberapa metode untuk melakukan pengujian setelah keseluruhan model klasifikasi selesai dibangun. Salah satunya adalah metode voting. Untuk pelatihan digunakan 6 buah SVM biner seperti pada Tabel 2 dan penggunaannya dalam mengklasifikasi data baru dapat dilihat pada Gambar 2.

$$f^i(x) = (w^i)x + b^i \dots\dots\dots(2)$$

Tabel 2. Contoh SVM biner dengan metode One-against-one

$y_i = 1$	$y_i = -1$	Hipotesis
Kelas 1	Bukan kelas 2	$f^{12}(x) = (w^{12})x + b^{12}$
Kelas 1	Bukan kelas 3	$f^{13}(x) = (w^{13})x + b^{13}$
Kelas 1	Bukan kelas 4	$f^{14}(x) = (w^{14})x + b^{14}$
Kelas 2	Bukan kelas 3	$f^{23}(x) = (w^{23})x + b^{23}$
Kelas 2	Bukan kelas 4	$f^{24}(x) = (w^{24})x + b^{24}$
Kelas 3	Bukan kelas 4	$f^{34}(x) = (w^{34})x + b^{34}$

Berikut adalah contoh gambar dari klasifikasi Biner



Gambar 2. Contoh klasifikasi metode One-against-one

7. Evaluasi Kinerja Model

F1-score merupakan salah satu metrik yang sering digunakan untuk mengevaluasi hasil segmentasi citra. *F1-score* merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall dari sistem segmentasi yang diuji. Precision mengukur seberapa tepat sistem segmentasi dalam memprediksi objek atau fitur yang sebenarnya ada pada citra. Recall mengukur seberapa baik sistem segmentasi dalam menemukan semua objek atau fitur yang ada pada citra. (Lestari dkk, 2023). Penerapan F1-Score pada penelitian ini memberikan ukuran yang lebih komprehensif terhadap

kinerja model SVM. F1-Score, sebagai metrik evaluasi yang menggabungkan presisi dan recall, memberikan gambaran holistik tentang kinerja model. Rumus F1-Score dinyatakan sebagai:

$$F1_{Score} = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots \dots \dots (3)$$

C. METODE PENELITIAN

Dalam penulisan skripsi ini peneliti menggunakan metodologi untuk memperoleh data tertentu sebagai suatu cara pendekatan ilmiah sehingga skripsi ini layak sebagai karya ilmiah yang dapat dipertanggung-jawabkan kebenarannya :

1. Studi literatur

Tahap ini dilakukan untuk mencari referensi dari beberapa jurnal, artikel, dan website di internet yang membahas tentang klasifikasi kualitas cabai rawit menggunakan metode *SVM*

2. Pengumpulan Data

Dalam tahap ini pengumpulan data dilakukan dengan cara mengambil gambar menggunakan kamera *handphone* dan mengambil objek cabai rawit. Semua cabai rawit yang dapat diidentifikasi ke dalam empat kelompok berdasarkan tingkat kualitasnya: belum matang, setengah matang, matang, dan busuk. Sampel penelitian diambil dengan menggunakan kamera *handphone*, dengan 200 foto per kelas, dan format citra yang diterima adalah JPG, PNG, atau JPEG.

3. *Preprocessing Data*

Pembersihan data untuk mengatasi masalah seperti *outlier*, atau noise dalam data. Misalnya, Anda dapat mengisi nilai yang hilang, menghapus data yang tidak valid, atau menangani *outlier* sesuai dengan kebutuhan. Pada tahap ini, data yang sudah ada tersebut diimplementasikan kedalam program berupa website. Penentuan training dan testing data dengan membagi dataset tersebut 80% data training dan 20% data testing. Dalam pembagian data tersebut dapat dilakukan pengujian sistem apa performa bagus atau tidak dalam melakukan klasifikasi.

4. Permodelan Metode

Menggunakan data pengujian untuk menguji kinerja model *SVM*. untuk mengukur sejauh mana model dapat mengklasifikasikan data dengan benar.

5. Evaluasi dan Validasi

Parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui kinerja dan keakurasian metode yang digunakan

6. Analisa Hasil

Diharapkan dalam tahap ini dapat mengetahui hasil dari proses klasifikasi kualitas cabai rawit menggunakan metode *SVM*.

7. Penyusunan laporan

Tahap penyusunan laporan merupakan tahap terakhir yang dilakukan selama proses pengerjaan dari awal penelitian sampai perancangan sistem dan berisi pembahasan dari awal pembuatan rancangan sistem sampai selesai dan disajikan menjadi laporan hasil peneliti yang sesuai.

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Data Input

a. Pengumpulan Gambar Cabai Rawit: Menggunakan kamera *handphone*, ambil gambar cabai rawit dengan berbagai kondisi kualitas seperti kehijauan, setengah matang, matang, dan busuk.

b. Format dan Resolusi: Pastikan semua gambar memiliki format (JPG, PNG, atau JPEG) dan resolusi yang konsisten. Normalisasi intensitas warna untuk mengurangi variasi pencahayaan.

2. Gambaran Proses:

a. *Preprocessing Grayscale Conversion*, Ubah gambar berwarna menjadi citra *grayscale*. Setiap piksel pada gambar berwarna memiliki tiga komponen warna (merah, hijau, biru). Untuk setiap piksel, hitung nilai rata-rata intensitas warna (I_{gray}) dari komponen merah, hijau, dan biru. Gantilah nilai intensitas warna pada piksel tersebut dengan (I_{gray}), sehingga menghasilkan citra *grayscale*.

$$I_{gray} = \frac{1}{3} (I_{red} + I_{green} + I_{blue}) \dots \dots \dots (4)$$

$$I_{gray} = \frac{1}{3} (120 + 75 + 150) = 115$$

Ganti nilai intensitas warna piksel tersebut menjadi $I_{gray} = 115$. Lanjutkan proses ini untuk setiap piksel pada gambar. Hasil akhir semua citra *grayscale*.

b. Deteksi Tepi Canny

Deteksi tepi Canny pada suatu citra. Untuk tujuan contoh ini, akan mengambil nilai piksel dari satu titik dalam citra *grayscale* hasil *Grayscale Conversion*, dan mari sebut piksel tersebut sebagai P . Contoh nilai intensitas piksel P dalam citra *grayscale*:

$$P = 120$$

Dengan menggunakan operator Sabel untuk menghitung gradien G_x dan G_y pada piksel P . Contoh Hitung Gradien, misalkan memiliki kernel Sabel untuk G_x dan G_y sebagai berikut:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Dengan menggunakan kernel ini, dapat menghitung gradien G_x dan G_y pada piksel P .

$$G_x(P) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 I(x+i-1, y+j-1) \cdot G_x(i, j) \dots \dots (5)$$

$$G_y(P) = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 I(x+i-1, y+j-1) \cdot G_y(i, j) \dots \dots (6)$$

$$G_x(P) = (-1 \times 120) + (0 \times 0) + (1 \times 120) = 0$$

$$G_y(P) = (-1 \times 120) + (-2 \times 0) + (-1 \times 120) = -240$$

Disini:

$I(x+i-1, y+j-1)$ adalah nilai intensitas piksel pada lokasi dalam citra grayscale $G_x(i, j)$ dan $G_y(i, j)$ adalah elemen-elemen dari kernel Sabel untuk G_x dan G_y masing-masing. Selanjutnya, dapat menghitung magnitudo gradien $G(P)$ dan arah gradien $\theta(P)$ menggunakan rumus yang telah diberikan sebelumnya.

$$\text{Gradien Magnitudo} : G_{(P)} = \sqrt{(G_x(P))^2 + (G_y(P))^2} \dots \dots \dots (7)$$

$$G_{(P)} = \sqrt{0^2 + (-240)^2}$$

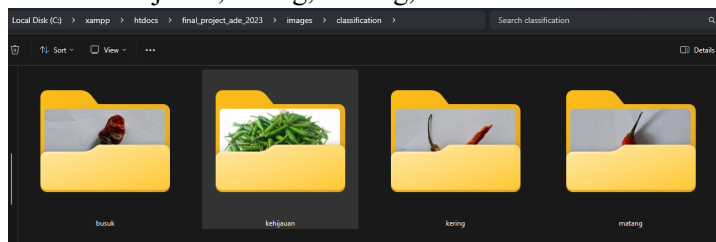
$$\text{Arah Gradien} : \phi_{(P)} = \arctan\left(\frac{G_x(P)}{G_y(P)}\right) \dots \dots \dots (8)$$

$$\phi_{(P)} = \arctan\left(\frac{-240}{0}\right) = -90^\circ$$

Dengan nilai ini, dapat melanjutkan pada tahap-tahap berikutnya dalam proses deteksi tepi Canny seperti non-maximum suppression, ambang batas, dan hysteresis thresholding untuk mendapatkan citra tepi Canny yang lebih akhir. Namun, untuk keperluan contoh ini, hanya fokus pada perhitungan gradien pada satu piksel.

c. Pelabelan Data

Anotasi Label Kualitas: Berikan label kualitas (kehijauan, kering, matang, atau busuk) pada setiap gambar. Dengan menggunakan dataset citra cabai rawit sejumlah 200 gambar untuk masing-masing kualitas: kehijauan, kering, matang, dan busuk.



Gambar 3. Pelabelan Data

Hasil Pelabelan Data, berikut adalah representasi tabel untuk hasil pelabelan data:

Tabel 1. Pelabelan Data

No.	Gambar	Label Kualitas
1	/kehijauan/kehijauan_1.jpg	Kehijauan
2	/kehijauan/kehijauan_2.jpg	Kehijauan
...
200	/kehijauan/kehijauan_200.jpg	Kehijauan
201	/kering/kering_1.jpg	Kering
202	/kering/kering_2.jpg	Kering
...
400	/kering/kering_200.jpg	Kering
401	/matang/matang_1.jpg	Matang
402	/matang/matang_1.jpg	Matang
...
600	/matang/matang_1.jpg	Matang
601	/busuk/busuk_1.jpg	Busuk
602	/busuk/busuk_1.jpg	Busuk
...
800	/busuk/busuk_1.jpg	Busuk

Dengan cara ini, setiap gambar dalam dataset telah diberi label kualitas sesuai dengan tahap kematangannya. Proses ini mempersiapkan dataset untuk pelatihan dan pengujian model SVM.

d. Pembagian Dataset:

Pisahkan dataset menjadi dua bagian: 90% untuk pelatihan model SVM dan 10% untuk pengujian. Berikutnya, akan membagi dataset menjadi dua bagian: 90% untuk pelatihan model SVM dan 10% untuk pengujian. Misalkan memiliki 800 gambar dalam total dataset.

1) Data Latih (Training):

Ambil 90% dari setiap kualitas, sehingga total data latih = $9 \times 200 \times 4 = 720$ gambar. Contoh: Ambil 90% dari gambar kehijauan, kering, matang, dan busuk.

Data Uji (Testing):

2) Ambil 10% dari setiap kualitas, sehingga total data uji = $1 \times 200 \times 4 = 80$ gambar. Contoh: Ambil 10% dari gambar kehijauan, kering, matang, dan busuk.

Proses ini mempersiapkan dataset untuk pelatihan dan pengujian model SVM. Dengan cara ini, dapat memastikan bahwa model diuji pada data yang tidak pernah dilihat selama pelatihan, sehingga dapat memberikan evaluasi yang lebih objektif terhadap kinerja model.

e. Pelatihan Model SVM:

1) Pilih Kernel SVM: Tentukan kernel SVM yang sesuai berdasarkan karakteristik data (linear atau RBF). Telah ditentukan menggunakan RBF. "kernel_parameters": { "C": 1, "kernel": "rbf" },

2) Latih Model SVM: Gunakan dataset pelatihan untuk melatih model SVM. Hitung parameter optimal w^* dan b^* dengan meminimalkan fungsi objektif SVM. Sebagai, kita dapat memiliki hasil berikut:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \dots \dots \dots (9)$$

Setelah pelatihan, dapatkan parameter optimal, dari citra masukkan:

$$w^* = [[-13.00, -15.10, 7.15, -6.92, 0.77, 4.43, -0.71 \dots 0.0, 18]]$$

$$b^* = [-0.492, -0.272, -0.069, 0.452, 0.574, 0.128]$$

3) Evaluasi dengan Dataset Pengujian: Gunakan dataset pengujian untuk mengevaluasi performa model SVM.

4) Tuning Parameter: Jika diperlukan, *tuning* parameter SVM untuk meningkatkan akurasi. Nilai terbaik parameter SVM berada di "best_tuning_parameters": { "C": 1, "kernel": "linier" },

5) Klasifikasi:

Preprocessing Data Baru: Lakukan preprocessing yang sama pada data baru seperti pada dataset pelatihan.

Tabel 2. Data Test Baru

No.	Gambar	Link Gambar	True Label
1	Busuk_1	/busuk/busuk_1.jpg	Busuk
2	Busuk_2	/busuk/busuk_2.jpg	Busuk
...
3	Kehijauan_1	/kehijauan/kehijauan_1.jpg	Kehijauan
...
4	Kering_1	/kering/kering_1.jpg	Kering
5	Kering_2	/kering/kering_2.jpg	Kering
6	Kering_3	/kering/kering_3.jpg	Kering
7	Kering_4	/kering/kering_4.jpg	Kering
8	Kering_5	/kering/kering_5.jpg	Kering
9	Kering_6	/kering/kering_6.jpg	Kering
...
147	Matang_1	/matang/matang_1.jpg	Matang
148	Matang_2	/matang/matang_2.jpg	Matang
149	Matang_3	/matang/matang_3.jpg	Matang
150	Matang_4	/matang/matang_4.jpg	Matang

Deteksi Tepi Canny: Implementasikan deteksi tepi Canny pada data baru. Klasifikasi SVM: Gunakan model SVM yang telah dilatih untuk mengklasifikasikan kualitas cabai berdasarkan fitur yang diekstraksi.

3. Data Output:

Tampilkan hasil klasifikasi untuk setiap gambar cabai rawit berdasarkan kualitasnya. Kategorikan hasil ke dalam belum matang, setengah matang, matang, atau busuk. Skor Klasifikasi dengan F1-Score: Berikan skor klasifikasi, termasuk F1-score, untuk menunjukkan sejauh mana model yakin dengan hasil klasifikasi tertentu.

$$F1_0 = 2 \frac{2 \times \frac{37}{38} \times 1}{\frac{37}{38} + 1} = 0.973$$

Sebagai hasilnya, F1-score untuk masing-masing kelas adalah:

Tabel 5. Hasil F1-Score Klasifikasi SVM

No	Kelas	F1-Score
1	Busuk	0.973
2	Kehijauan	0.979
3	Kering	1.0
4	Matang	0.972

E. Kesimpulan dan Saran

Dalam penelitian ini, hasil evaluasi model Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi citra cabai rawit menunjukkan performa yang sangat baik dengan menggunakan metrik F1-score. Setiap kelas kualitas citra cabai rawit, yaitu Busuk, Kehijauan, Kering, dan Matang, menghasilkan F1-score yang memuaskan. Untuk kelas Busuk, F1-score mencapai 0.973, sedangkan untuk kelas Kehijauan, mencapai 0.979. Kelas Kering menunjukkan performa puncak dengan F1-score maksimum (1.0), sementara kelas Matang memiliki F1-score sebesar 0.972. Hasil ini memberikan gambaran bahwa model SVM berhasil memberikan prediksi yang akurat dan seimbang untuk setiap kelas kualitas, dengan keunggulan khusus pada kelas Kering. Kinerja yang konsisten pada seluruh kelas memberikan keyakinan bahwa model ini dapat diaplikasikan secara praktis dalam mendukung pengambilan keputusan di bidang pertanian, terutama dalam pemilihan dan pengolahan cabai rawit.

DAFTAR PUSTAKA

Aminudin, N., & Sari, I. A. P. (2017). Sistem Pendukung Keputusan (DSS) Penerima Bantuan Program Keluarga Harapan (PKH) Pada Desa Bangun Rejo Kec. Punduh Pidada Pesawaran

- Dengan Menggunakan Metode Analytical Hierarchy Process (AHP). *Jurnal TAM (Technology Acceptance Model)*, Vol. 5, 66-72. (Online)
- Arifin, S., & Helilintar, R. (2022). Sistem Pendukung Keputusan Penentuan Restock Barang Dengan Metode Naive Bayes. In *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, Vol. 6, No. 2, pp. 259-264. (Online)
- Ayuningtyas, N., Nining, R., & Basysyar, F. M. (2022). Penerapan Data Mining pada Penjualan Produk MS Glow Menggunakan Metode Naive Bayes untuk Strategi Pemasaran. *Jurnal Accounting Information System (AIMS)*, 5(2), 157-166. (Online)
- Damara, M. D. S., Farida, I. N., & Sahertian, J. (2021). Sistem Prediksi Minat Penjualan Jaket di Grosir Murah Kediri Menggunakan Metode Naive Bayes. In *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, Vol. 5, No. 1, pp. 309-314. (Online)
- Erfina, A. (2021). *Buku Ajar Data Mining*. Nusa Putra Press.
- Ferdika, M., & Kuswara, H. (2017). Sistem Informasi Penjualan Berbasis Web Pada PT Era Makmur Cahaya Damai Bekasi. *Information System For Educators And Professionals: Journal of Information System*, 1(2), 175-188. (Online)
- Hutahaean, M. (2022). Penerapan Data Mining untuk Memprediksi Penjualan Obat di Klinik Harapan Kita Batam. Doctoral dissertation, Prodi Teknik Informatika. (Online)
- Lestari, A., Sucipto, A. A., Priandika, A. T., Apririansyah, A., & Suwarno, Y. (2023). Implementasi Safety Stock Pada Sistem Pengelolaan Stok Pada Toko Si Oemar Bakery Berbasis Web. *TELEFORTECH: Journal of Telematics and Information Technology*, 3(1), 5-11.
- Mubarrizi, N. M. (2023). Sistem Informasi Pengelolaan Persediaan Bahan Produksi Dan Pembayaran Tagihan Menggunakan Metode Periodic Review Pada Ben's Bakery Berbasis Web. *Jurnal SITECH: Sistem Informasi dan Teknologi*, 6(1), 33-44.
- Pratama, F. D., Zufria, I., & Triase, T. (2022). Implementasi Data Mining Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Penerima Program Indonesia Pintar. *Rabit: Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, 7(1), 77-84. (Online)
- Romli, I., Pusnawati, E., & Siswandi, A. (2019). Penentuan tingkat penjualan mobil di Indonesia dengan menggunakan Algoritma Naive Bayes. *e-Prosiding SNasTekS*, 1(1), 367-380. (Online)
- Sanubari, T., Prianto, C., & Riza, N. (2020). Odol (one desa one product unggulan online) penerapan metode Naive Bayes pada pengembangan aplikasi e-commerce menggunakan Codeigniter (Vol. 1). Kreatif. (Online)
- Setyawan, M. Y. H., & Pratiwi, D. A. (2020). Membuat sistem informasi gadai online menggunakan codeigniter serta kelola proses pemberitahuannya. *Kreatif Industri Nusantara*. (Online)
- Wijaya, H. D., & Dwiasnati, S. (2020). Implementasi Data Mining dengan Algoritma Naïve Bayes pada Penjualan Obat. *Jurnal Informatika*, 7(1), 1-7. (Online)