

Implementasi Metode Momen Warna dan SVM untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Cabai Rawit

¹Zainul Ridhovi, ²Danang Erwanto, ³Iska Yanuartanti

^{1,2,3} Program Studi Teknik Elektro, Universitas Islam Kediri, Kota Kediri

¹zainulridhovi03@gmail.com, ²danangerwanto@uniska-kediri.ac.id, ³iskayanuartanti@uniska-kediri.ac.id

Abstract - The aim of this study is to identify the ripeness level of cayenne pepper (*Capsicum annuum* L.) by utilizing the Color Moment algorithm and Support Vector Machine (SVM). Cayenne pepper holds significant economic value in the agricultural sector, yet the process of identifying its ripeness still faces challenges in terms of speed and accuracy. The Color Moment algorithm is applied to extract features from pepper images, while SVM is used to classify ripeness levels based on these features. This study expands data utilization and optimizes SVM parameters to improve classification accuracy. Experimental results show that the SVM algorithm successfully identifies the ripeness level of cayenne pepper with an accuracy of 82%. For the "ripe" category, the model achieved a precision of 66.67%, recall of 83.33%, and an F-measure of 74.07%. The "young" category obtained perfect precision, recall, and F-measure, all at 100%. Meanwhile, the "half-ripe" category recorded a precision of 80.00%, recall of 77.42%, and an F-measure of 78.73%. However, some errors occurred during identification due to improper color dominance in certain images. Therefore, this study contributes to the development of a more accurate and efficient cayenne pepper ripeness classification method, providing benefits to the fields of image processing, machine learning, and the agricultural industry.

Keywords — *bird's eye chili, color moments, support vector machine*

Abstrak— Tujuan dari penelitian ini untuk mengidentifikasi tingkat kematangan cabai rawit (*Capsicum annuum* L.) dengan memanfaatkan algoritma *Color Moment* dan *Support Vector Machine* (SVM). Cabai rawit mempunyai nilai ekonomi yang signifikan pada sektor pertanian, akan tetapi proses identifikasi kematangannya masih menghadapi tantangan dalam hal kecepatan dan akurasi. Algoritma *Color Moment* diterapkan pada proses ekstraksi fitur dari citra cabai, sedangkan SVM dimanfaatkan dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan berdasarkan fitur tersebut. Studi ini memperluas pemanfaatan data dan mengoptimalkan parameter SVM guna memperbaiki tingkat akurasi klasifikasi. Hasil eksperimen memperlihatkan bahwa algoritma SVM mampu mengidentifikasi derajat kematangan cabai dengan akurasi 82%. Untuk kategori "matang," model mencapai presisi 66,67%, recall 83,33%, dan F-measure 74,07%. Kategori "muda" memperoleh presisi, recall, dan F-measure sempurna, yaitu 100%. Selanjutnya kategori "setengah" memiliki presisi 80,00%, recall 77,42%, dan F-measure 78,73%. Meski demikian, ada beberapa *error* pada proses identifikasi akibat dominansi warna yang tidak tepat dalam beberapa gambar. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi dalam mengembangkan metode klasifikasi kematangan cabai yang lebih akurat dan efisien, serta memberikan manfaat bagi bidang pengolahan citra, pembelajaran mesin, dan industri pertanian.

Kata Kunci— *cabai rawit; momen warna; support vector machine;*

I. Pendahuluan

Cabai rawit (*Capsicum annuum* L.) adalah salah satu tanaman penting dalam dunia pertanian dan mempunyai nilai ekonomi yang tinggi. Kematangan cabai rawit dapat mempengaruhi kualitas dan harga jualnya. Cabai yang matang cenderung mempunyai harga yang lebih tinggi daripada cabai setengah matang karena preferensi pasar dan kandungan nutrisi. Tetapi cabai setengah matang menawarkan alternatif yang lebih ekonomis dengan masa penyimpanan yang lebih lama serta biaya produksi lebih rendah. Warna cabai seringkali digunakan sebagai indikator utama kematangannya. Namun tidak semua petani mempunyai pengetahuan yang memadai tentang tanda-tanda kematangan cabai yang benar sehingga identifikasi kematangan cabai yang bersifat subjektif dan bergantung pada pengalaman dapat mengakibatkan penentuan kematangan cabai yang inkonsistensi dan tidak akurat. Oleh karena itu, diperlukan penerapan sistem untuk identifikasi kematangan cabai untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pertanian.

Penelitian Muhammad Sayyidin Hawibowo dan Izzati Muhimmah (2024) tentang identifikasi kematangan Pepaya menggunakan Metode CNN Berbasis Android mencapai akurasi 96,97% [1]. Penelitian Mohammed Zeeshan dkk (2020) pada klasifikasi buah dengan metode SVM mencapai tingkat keberhasilan sekitar 87.06% [2]. Khairullah dan Erwin Dwika Putra. (2021) berhasil menganalisa tingkat kematangan cabai dengan menerapkan operasi morfologi (*Opening* dan *Closing*) serta algoritma *Backpropagation* dengan akurasi 70% [3]. Hasil penelitian Nica Astrianda. (2020) dalam identifikasi tingkat kematangan buah tomat dengan variasi model warna yang menerapkan SVM menunjukkan keberhasilan klasifikasi sebesar 100% [4]. Bagoes Maulana Alfaruq dkk. (2023) juga melakukan penelitian serupa dengan mencapai keberhasilan sekitar 92% [5]. Alfian Danu Ismail dkk. melakukan penelitian (2023) melakukan klasifikasi kematangan Tembakau Virginia dengan menggunakan SVM mencapai keberhasilan sekitar 98% [6]. dari referensi tersebut, pengolah citra digital dapat digunakan untuk identifikasi kematangan, dan SVM juga dapat digunakan untuk klasifikasinya.

Penelitian ini membangun sistem untuk indentifikasi kematangan cabai rawit dengan memperluas cakupan data dan mengoptimalkan parameter momen warna dan SVM. Momen warna digunakan untuk menggambarkan ciri khas warna suatu citra secara ringkas dan efisien. Metode ini membandingkan citra berdasarkan fitur warna pada citra tersebut [7]. SVM

merupakan algoritma *Machine Learning* yang diterapkan untuk proses klasifikasi dan regresi. Dengan penggunaan teknologi ini, diharapkan petani dapat meningkatkan produktivitas dan kualitas cabai yang dihasilkan, serta mengoptimalkan proses produksi secara keseluruhan.

II. Metode Penelitian

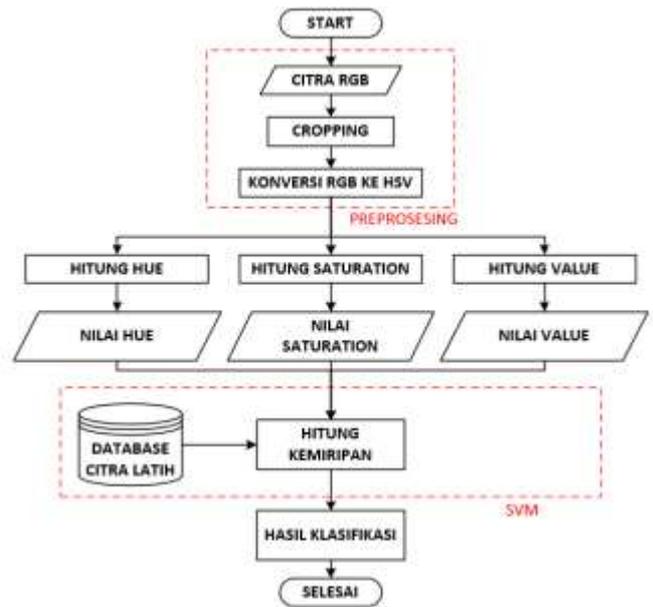
Penelitian ini menerapkan metode *experimental research* atau penelitian eksperimen yang bertujuan untuk mengukur keakuratan klasifikasi dengan metode SVM dan ekstraksi momen warna dalam merancang sistem berbasis pengolahan citra digital untuk identifikasi derajat kematangan cabai rawit. Tingkat kematangan cabai rawit tercermin dalam parameter fisik seperti warna, ukuran, bentuk, dan kekerasan. Perubahan warna dari hijau menjadi merah menjadi indikator penting kematangan cabai rawit. Analisis warna dapat dilakukan melalui metode momen warna dan pembelajaran mesin SVM untuk meningkatkan akurasi identifikasi [8].

Penelitian untuk identifikasi kematangan cabai ini melibatkan beberapa tahapan untuk mencapai hasil akhir yang diinginkan, sebagaimana tergambar dalam Langkah penelitian (Gambar 1). Kegiatan penelitian ini mencakup beberapa tahapan berikut:



Gambar 1. Langkah Penelitian

Penelitian untuk identifikasi kematangan buah cabai ini melibatkan langkah-langkah mulai dari pengambilan sampel hingga hasil akhir klasifikasi. Proses tersebut diperlihatkan oleh *flowchart* sistem seperti Gambar 3.



Gambar 2. Flowchart Sistem

Untuk pengambilan sampel pada penelitian ini menggunakan kamera *handphone Redmi 9*, peneliti mengambil sampel cabai rawit dengan format PNG. Pengambilan dilakukan dengan *background* putih dari kertas HVS, dan jarak kamera 10cm dari objek cabai rawit. Setiap kategori kematangan diambil 100 foto, dengan pencahayaan matahari pada jam 09.00-12.00 WIB. Dari pengambilan sampel citra ini diperoleh total citra sebanyak 300 citra latih dimana masing-masing kategori ada 100 citra latih. Sedangkan citra uji ada 90 citra dan masing-masing kategori ada 30 citra uji.

Setelah dilakukan pengambilan citra dilakukan *Preprocessing* terhadap citra. Pada langkah ini citra di-*crop* untuk menghilangkan pengaruh *background*. Proses selanjutnya mengubah citra RGB menjadi citra HSV seperti pada Gambar 5 agar dapat diolah pada proses ekstraksi fitur warna menggunakan metode *Color Moment* untuk menghasilkan parameter *mean*, standar deviasi, dan *skewness*.

Hue, *Saturation*, dan *Value* (HSV) digunakan untuk menggambarkan warna dengan nilai murni, kemurnian, dan kecerahan. Persamaan konversi dari RGB ke HSV memberikan nilai *Hue*, *Saturation*, dan *Value* untuk analisis warna [9]. Konversi citra dari format RGB ke HSV dapat dilakukan dengan menggunakan rumus yang telah distandarisasi. Berikut adalah langkah-langkah konversi beserta rumusnya.

A. Normalisasi Nilai RGB

Pada normalisasi nilai RGB dilakukan penubahan nilai RGB dari rentang 0 – 255 ke 0 – 1 dengan membagi masing-masing nilai dengan 255 (Persamaan 1) [10].

$$R' = \frac{R}{255}; G' = \frac{G}{255}; B' = \frac{B}{255} \quad (1)$$

B. Mencari Cari Nilai Maksimum dan Minimum

Pada langkah ini menemukan nilai maksimum dan nilai minimum dari $R', G',$ dan B' dengan menggunakan Persamaan 2 [11].

$$C_{max} = \max(R', G', B') \quad (2)$$

$$C_{min} = \min(R', G', B')$$

Dari nilai maksimum dan nilai minimum $R', G',$ dan $B',$ sehingga dapat diketahui selisihnya (Δ) seperti Persamaan 3 [11].

$$\Delta = C_{max} - C_{min} \quad (3)$$

C. Menghitung Nilai Hue (H)

Hue merupakan jenis warna citra seperti merah, hijau, kuning. Adapun perhitungan *Hue* adalah seperti pada persamaan 4 [11]:

$$H = \begin{cases} 0, & \text{Jika } \Delta = 0 \\ 60 \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \bmod 6 \right), & \text{Jika } C_{max} = R' \\ 60 \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right), & \text{Jika } C_{max} = G' \\ 60 \times \left(\frac{R' - G'}{\Delta} + 4 \right), & \text{Jika } C_{max} = B' \end{cases} \quad (4)$$

D. Menghitung Nilai Saturation (S)

Saturation atau *chroma* merupakan derajat warna putih yang terdapat dalam suatu warna. *Saturation* dihitung menggunakan Persamaan 5 berikut [11]:

$$S = \begin{cases} 0, & \text{jika } C_{max} = 0 \\ \frac{\Delta}{C_{max}}, & \text{jika } C_{max} \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

E. Menghitung Nilai Value (V)

Value merupakan tingkat kecerahan pada suatu warna dimana nilainya adalah nilai maksimum dari RGB, sehingga persamaan *value* seperti pada Persamaan 6 sebagai berikut [11]:

$$V = C_{max} \quad (6)$$

Citra yang telah dikonversi dari format RGB ke HSV digunakan sebagai *input* dalam proses ekstraksi fitur warna dengan menerapkan algoritma momen warna, dengan mengambil nilai

rata-rata (*mean*), standar deviasi, dan *skewness* dari setiap saluran warna (*Hue, Saturation,* dan *Value*).

Momen warna menjadi ukuran untuk mencirikan citra berdasarkan karakteristik warna citra tersebut. Momen-momen ini mengukur seberapa banyak kesamaan warna antara gambar. Tiga momen warna utama didefinisikan sebagai *Mean* (rata-rata), Standar Deviasi, dan *Skewness* (tingkat asimetri). Fungsi kesamaan antara dua distribusi gambar dihitung berdasarkan perbedaan momen-momen tersebut. Tiga momen warna dapat didefinisikan sebagai [12]:

A. Moment 1 (Mean)

Mean adalah nilai tengah dari intensitas piksel didalam kanal warna tertentu pada seluruh citra. *Mean* akan memberikan informasi penting mengenai karakteristik warna rata-rata citra. *Mean* diperoleh dengan menggunakan Persaman 7.

$$E_i = \sum_{j=1}^N \frac{1}{N} p_{ij} \quad (7)$$

B. Moment 2 (Standar Deviasi)

Standar deviasi merupakan ukuran sebaran atau variasi dari intensitas warna dalam suatu wilayah gambar. Standar deviasi yang tinggi memperlihatkan variasi warna yang besar, sementara standar deviasi yang rendah memperlihatkan variasi yang lebih sedikit atau homogenitas warna. Standar deviasi diperoleh dengan menggunakan Persaman 8.

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij} - E_i)^2} \quad (8)$$

C. Moment 3 (Skewness)

Skewness dimaknai sebagai skala kecondongan distribusi intensitas warna dalam kanal warna tertentu. *Skewness* positif mempresentasikan bahwa penyebaran cenderung ke kiri, sementara itu *Skewness* negatif mempresentasikan kecondongan ke kanan. *Skewness* diperoleh dengan menggunakan Persaman 9.

$$s_i = \sqrt[3]{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij} - E_i)^3} \quad (9)$$

Pada proses pelatihan sistem klasifikasi menggunakan algoritma SVM, data latih mencakup 300 citra dari ketiga kategori kematangan (tidak matang, setengah matang, dan matang). Uji coba klasifikasi dilakukan dengan 20-30 data uji untuk setiap kategori, dan persentase keberhasilan klasifikasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem.

SVM merupakan algoritma pembelajaran dengan memanfaatkan persamaan linier pada ruang fitur yang mempunyai dimensi tinggi [13]. SVM bertujuan mencari

hyperplane optimal yang memisahkan data pelatihan, dengan tujuan memaksimalkan *margin* pada setiap kategori. Teori dasar SVM melibatkan penemuan hyperplane dengan jarak maksimum dari data pelatihan terdekat. Fungsi kernel, dalam hal ini linear, digunakan untuk menemukan *hyperplane* terbaik [13].

Setelah dilakukan klasifikasi, selanjutnya dilakukan evaluasi sistem klasifikator. Evaluasi dilakukan untuk menguji kinerja algoritma klasifikasi dan menentukan tingkat akurasi pada setiap kategori menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion matrix* merupakan alat evaluator kinerja yang sering dipakai pada beberapa algoritma *machine learning*.

Pada proses pelatihan sistem klasifikasi menggunakan algoritma SVM, data latih mencakup 300 citra dari ketiga kategori kematangan (tidak matang, setengah matang, dan matang). Uji coba klasifikasi dilakukan dengan 20-30 data uji untuk setiap kategori, dan persentase keberhasilan klasifikasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja sistem.

SVM merupakan algoritma *machine learning* yang menerapkan persamaan linier pada ruang fitur yang mempunyai dimensi tinggi [14]. SVM bertujuan mencari *hyperplane* optimal yang memisahkan data pelatihan, dengan tujuan memaksimalkan *margin* pada setiap kategori. Teori dasar SVM melibatkan penemuan *hyperplane* dengan jarak maksimum dari data pelatihan terdekat. Fungsi kernel, dalam hal ini linear, digunakan untuk menemukan *hyperplane* terbaik [13].

Setelah dilakukan klasifikasi, selanjutnya dilakukan evaluasi sistem klasifikator. Evaluasi dilakukan untuk menguji kinerja algoritma klasifikasi dan menentukan tingkat akurasi pada setiap kategori menggunakan *Confusion Matrix*. *Confusion Matrix* adalah teknik evaluasi yang sering dipakai untuk menilai kinerja menggunakan pemodelan *machine learning*. Dalam kasus klasifikasi *biner*, seperti yang diterapkan dalam penelitian ini, terdapat empat istilah utama yang direpresentasikan dalam *Confusion Matrix*. Dalam hal ini, *True Positive* (TP) mengacu pada jumlah observasi yang benar-benar positif dan berhasil diklasifikasikan sebagai positif oleh model. Sebaliknya, *False Negative* (FN) terjadi ketika observasi yang seharusnya positif justru diprediksi sebagai negatif. Sementara itu, *False Positive* (FP) merujuk pada kasus di mana observasi yang sebenarnya negatif salah diklasifikasikan sebagai positif. Terakhir, *True Negative* (TN) adalah jumlah observasi yang memang negatif dan diprediksi dengan benar sebagai negatif oleh model. Keempat elemen ini menjadi dasar dalam mengukur akurasi dan efektivitas model klasifikasi yang umum digunakan berdasarkan *Confusion Matrix* [15].

Precision mengukur kemampuan model mengidentifikasi instansi positif dengan benar dari seluruh instansi yang diprediksi sebagai positif. Semakin tinggi nilai *precision*, semakin kecil kemungkinan model memberikan *False Positive* [16]. *Precision* dihitung menggunakan Persamaan 10.

$$Precision (Presisi) = \frac{TP}{TP + FP} \quad (10)$$

Recall mengukur sejauh mana model mampu mengidentifikasi instansi positif dari seluruh instansi yang sebenarnya positif. Semakin tinggi nilai *Recall*, semakin kecil kemungkinan model memberikan *False Negative* [16]. *Recall* dihitung menggunakan Persamaan 11.

$$Recall (Sensitivitas) = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

F-Measure adalah ukuran gabungan dari *Precision* dan *Recall*, memberikan keseimbangan antara keduanya. Nilai tinggi pada *F1 score* menunjukkan kinerja model yang baik, terutama ketika *precision* dan *Recall* sebanding [16]. *F-Measure* dihitung menggunakan Persamaan 12.

$$F - measure (F1 Score) = 2 \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (12)$$

Akurasi (Persamaan 13) dalam klasifikasi dihitung sebagai persentase ketepatan data yang diklasifikasi dengan benar dari total uji coba [16].

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Hasil\ Uji\ Coba\ yang\ benar}{Total\ Uji\ coba} \times 100\% \quad (13)$$

Dengan tingkat akurasi yang berkisar, model dapat dinilai sebagai sangat baik, baik, cukup baik, kurang, atau buruk, sesuai dengan rentang persentase tertentu.

Tabel *Confusion Matrix* seperti Tabel 1 dirancang untuk menunjukkan jumlah tingkat kebenaran terhadap kematangan cabai rawit, dengan kategori "Tidak Matang," "Setengah Matang," dan "Matang".

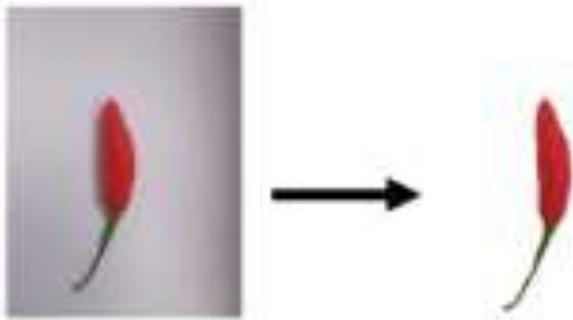
Tabel 1. *Confusion Matrix*

N = 90		Terklasifikasi		
		Tidak Matang	Setengah Matang	Matang
Sampel Pengujian	Tidak Matang	Benar	Salah	Salah
	Setengah Matang	Salah	Benar	Salah
	Matang	Salah	Salah	Benar

III. Hasil dan Pembahasan

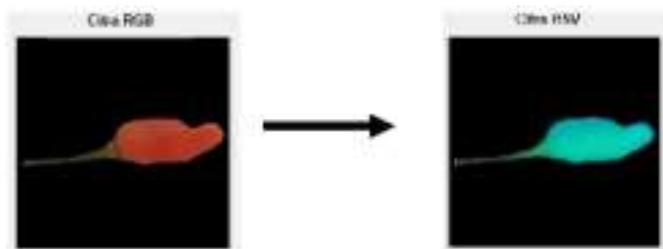
A. *Preprocessing*

Tahap *preprocessing* ini meliputi proses pemotongan citra atau *cropping*, penghapusan latar belakang dan konversi citra RGB ke HSV. Proses ini adalah fase lanjutan setelah *dataset* berhasil dikumpulkan. Tujuan dari proses *cropping* citra ini agar bidang yang diolah tepat untuk tahapan ekstraksi fitur warna. Hasil yang didapatkan dari proses *preprocessing* dengan memanfaatkan *software Adobe PhotoShop* diperlihatkan oleh Gambar 4.



Gambar 3. Hasil Proses *Cropping* dan Penghapusan Latar Belakang

Konversi citra RGB ke HSV adalah tahapan untuk mengambil nilai acuan awal yang selanjutnya dilakukan pemrosesan pada Langkah ekstraksi warna menggunakan *Color Moment*. Gambar 4 berikut merupakan contoh konversi pada RGB ke HSV beserta perhitungan konversi RGB ke HSV secara manual.



Gambar 4. Hasil Proses *Konversi Citra RGB ke HSV*

Pada tahap perhitungan RGB ke HSV (Gambar 4) dengan menggunakan persamaan 1 – 6 didapat nilai RGB secara keseluruhan piksel yaitu.

$$\begin{aligned} R &= 191,789 \quad \text{max} = 191,789 \\ G &= 168,883 \quad \text{min} = 83,835 \\ B &= 83,835 \end{aligned}$$

Dengan menerapkan persamaan 6 maka diperoleh nilai value (V) = 0,1305. Karena $C_{max} \neq 0$, maka nilai saturasi sesuai dengan persamaan 5 dihitung sebagai berikut:

$$S = \frac{191,789 - 83,835}{191,789} = 0,563$$

Karena $C_{max} = R$, maka nilai *Hue* yang didapatkan berdasarkan persamaan 5 sebesar $H = 0,1305$. Hasil pada cabai matang didapatkan nilai *Hue* = 0,1284, *Saturation* = 0,67403, *Value* = 0,84124. Hasil *Hue* berpengaruh kepada warna apa yang diproses. Pada cabai matang nilai *Hue* cenderung ke warna merah, dan hasil saturasi atau kepekatan warna lebih tinggi yaitu menunjukkan lebih pudar warnanya. Hasil *Value* menunjukkan kecerahan gambar, pada kematangan nilai *Value* cenderung besar dikarenakan tangkapan foto cabai matang lebih terang cahayanya. Hasil dari proses RGB ke HSV dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Konversi RGB ke HSV

Kriteria	Hasil HSV
Cabai Matang	<i>Hue</i> = 0,053669
	<i>Saturation</i> = 0,057913
	<i>Value</i> = 0,049944
Cabai Muda	<i>Hue</i> = 0,012877
	<i>Saturation</i> = 0,051756
	<i>Value</i> = 0,036465
Cabai setengah matang	<i>Hue</i> = 0,053776
	<i>Saturation</i> = 0,0693
	<i>Value</i> = 0,06171

Dari Tabel 2 dapat diketahui bahwa cabai muda mempunyai nilai *Hue* terendah (0,012877), menunjukkan warna hijau yang dominan, sedangkan cabai setengah matang dan matang memiliki *Hue* yang hampir sama (sekitar 0,0537), sehingga sulit dibedakan hanya berdasarkan warna. Namun, *Saturation* dan *Value* cabai setengah matang lebih tinggi, menunjukkan warna yang lebih cerah dibandingkan cabai matang.

B. Ekstraksi *Color Moment*

Proses ekstraksi warna menggunakan metode *Color Moment* melibatkan tiga fitur utama, antara lain *mean*, *standard deviation*, dan *skewness*. Masing-masing fitur ini dihitung berdasarkan tiga parameter warna, yakni *Hue*, *Saturation*, dan *Value* (HSV). Perhitungan dilakukan untuk setiap parameter secara terpisah. Sebagai contoh, pada parameter *Hue*, dihitung nilai *Hue Mean*, *Hue Standard Deviation*, dan *Hue Skewness*. Hal yang sama juga diterapkan pada parameter *Saturation* dan *Value*.

Persamaan (5) dalam pembahasan sebelumnya menjelaskan bahwa *mean* merupakan nilai rata-rata dari intensitas *Hue*, *Saturation*, dan *Value* pada setiap piksel dalam citra. Sementara itu, *standard deviation* menggambarkan sebaran atau variasi intensitas warna dalam suatu area gambar, sedangkan *skewness* menunjukkan kecenderungan distribusi intensitas warna dalam kanal warna tertentu. Nilai-nilai hasil ekstraksi ini kemudian digunakan sebagai fitur untuk proses klasifikasi menggunakan metode SVM. Rincian lebih lanjut mengenai *Color Moment* dapat dilihat melalui Tabel 3.

Tabel 3. Hasil *Color Moment*

Jenis Cabai	Cabai Matang	Cabai Setengah Matang	Cabai Muda
<i>MeanH</i>	0.33543	0.03361	0.08048
<i>MeanS</i>	0.36195	0.43312	0.32348
<i>MeanV</i>	0.31215	0.38569	0.22791
<i>StdH</i>	0.8949	0.1271	0.20351
<i>StdS</i>	0.9117	1.0541	0.82152
<i>StdV</i>	0.79306	0.94007	0.57761
<i>SkewnessH</i>	-0.17961	3.96	-0.30172
<i>SkewnessS</i>	-0.31934	-0.37449	-0.29835
<i>SkewnessV</i>	-0.29513	-0.37186	-0.30415

Hasil ekstraksi *Color Moment* tersebut akan diklasifikasi dengan menggunakan Support Vector Machine sebagai sampel nilai data latih.

C. Klasifikasi Support Vector Machine

Klasifikasi dari cabai muda, matang, setengah matang pada penelitian ini menerapkan metode SVM dengan pendekatan *One-Against-All*. Pendekatan dilakukan berdasarkan banyaknya jumlah kategori, dalam hal ini dijumpai 3 proses identifikasi (Muda, Matang, dan Setengah matang). Ketika data uji dimasukkan, metode SVM akan membandingkannya dengan seluruh kategori dalam data latih hingga data uji tersebut dapat diklasifikasikan ke dalam kategori yang paling sesuai.

Klasifikasi ini menentukan kategori cabai muda, matang, dan setengah matang.

Tabel 4. Hasil Konversi RGB ke HSV

	Jumlah sampel	Presentase
Matang <i>success</i>	20	66.67%
Matang <i>error</i>	10	33.33%
Muda <i>success</i>	30	100.00%
Muda <i>error</i>	0	0.00%
Setengah <i>success</i>	24	80.00%
Setengah <i>error</i>	6	20.00%
Total <i>success</i>	74	82.22%
Total <i>error</i>	16	17.78%
Total jumlah	90	100.00%

Hasil pengujian sistem menggunakan klasifikasi SVM menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah. Pengujian dilakukan dengan 300 data latih yang terbagi ke dalam tiga kategori (masing-masing 100 data per kategori) serta 90 data uji yang juga terbagi dalam tiga kategori (masing-masing 30 data per kategori). Contoh hasil pengujian klasifikasi SVM dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

Tabel 5. Tabel *Confusion Matrix* Untuk Evaluasi Kinerja Klasifikator

N = 90		Terklasifikasi		
		Tidak Matang (A)	Setengah Matang (B)	Matang (C)
Sampel Pengujian	Tidak Matang (A)	20	3	7
	Setengah Matang (B)	0	30	0
	Matang (C)	4	2	24

D. Evaluasi Kinerja Klasifikator

Pada tahap evaluasi kinerja klasifikator ini menghasilkan akurasi atau prosentase keberhasilan yang dihasilkan dari klasifikasi *Support Vector Machine*. Evaluasi kinerja sistem klasifikator dengan metode *Confusion Matrix* digunakan sebagai pencocokan hasil data uji dan latih. Hasil yang didapatkan dari pengujian sistem ini berupa berapa kasus yang

terklasifikasi dengan benar atau terklasifikasi salah. Pada Tabel 5 berikut ini dapat diketahui hasil dari evaluasi sistem klasifikator.

Dari tabel *Confusion Matrix* dapat dilihat bahwa total prediksi benar sebesar 74 dari 90 total prediksi sebesar 90 kasus. Sehingga akurasi didapatkan nilai sebesar 0,82 atau 82% yaitu termasuk kategori baik. Parameter evaluasi lainnya yang dipakai yaitu performa matriks yang berupa *Precision*, *Recall* dan *F-Measure/F1-score*. Dibawah ini sampel perhitungan mada cabai matang untuk hasil *Precision*, *Recall*, dan *F-Measure*.

Hasil perhitungan *Precision*, *Recall*, dan *F-Measure* untuk setiap kelas disajikan dalam Tabel 6 sebagai berikut:

Tabel 5. Hasil perhitungan *Precision*, *Recall* dan *F-Measure*

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-measure</i>
Matang	66.67%	83.33%	74.07%
Muda	100.00%	100.00%	100.00%
Setengah matang	80.00%	77.42%	78.73%
Rata - Rata	82.23%	86,92%	84,27%

Berdasarkan hasil evaluasi yang disajikan oleh Tabel 6 presisi rata-rata yang dihitung dengan metode *Macro-Averaged Precision* diperoleh nilai sebesar 82,22%. Hal ini menunjukkan bahwa Sebagian besar prediksi positif adalah benar. Sedangkan nilai *Recall* rata-rata yang dihitung dengan metode *Macro-Averaged Precision* diperoleh nilai sebesar 86,92% menunjukkan bahwa klasifikator memiliki kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi kasus positif, sehingga klasifikator ini efektif dalam mengidentifikasi *instance* positif. Untuk nilai *F-measure* rata-rata yang dihitung dengan metode *Macro-Averaged Precision* diperoleh nilai sebesar 84,27%. Hal ini menunjukkan bahwa klasifikator seimbang dan efisien dalam menangani *False Positif* dan *False Negatif* sehingga klasifikator efektif dalam mengidentifikasi kasus positif dan memiliki tingkat kesalahan yang relatif rendah.

IV. Kesimpulan

Kesimpulan yang diperoleh pada penelitian untuk mengidentifikasi kematangan cabai dengan menggunakan *Color Moment* dan SVM sebagai berikut

1. Model klasifikasi menggunakan metode SVM berhasil mengidentifikasi tingkat kematangan cabai dengan akurasi 82%, yang termasuk dalam kategori baik.
2. Dengan nilai *Precision* yang diperoleh sebesar 82,23%, dan nilai *Recall* sebesar 86,92% menunjukkan bahwa model klasifikasi ini memiliki kinerja yang kuat dan dapat diandalkan dalam mengidentifikasi kematangan buah cabai.
3. Dengan nilai *F-Measure* sebesar 84,27% menunjukkan bahwa model klasifikator ini mempunyai keseimbangan yang baik antara presisi dan *Recall* sehingga sistem ini dapat dikatakan efisien dalam mengidentifikasi kematangan buah cabai.

4. Momen warna (*Color Moments*) merupakan metode yang cukup efektif dalam mengekstrak informasi warna dari gambar dan sering digunakan dalam klasifikasi kematangan buah, namun tidak cukup optimal untuk membedakan kematangan cabai karena tidak mempertimbangkan tekstur dan bentuk.
5. Penelitian mendatang disarankan untuk melakukan analisis lebih mendalam dengan cakupan data uji yang lebih komprehensif, meningkatkan efektivitas metode klasifikasi, serta mempertimbangkan pemanfaatan fitur tambahan guna meningkatkan akurasi hasil klasifikasi.

V. Daftar Pustaka

- [1] M. S. Hawibowo dan I. Muhimmmah, "Aplikasi Pendeteksi Tingkat Kematangan Pepaya menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Berbasis Android," *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, vol. 10, no. 1, hlm. 162–170, 2024.
- [2] M. Zeeshan, A. Prabhu, A. C, dan N. S. Rani, "Fruit Classification System Using Multiclass Support Vector Machine Classifier," dalam *2020 International Conference on Electronics and Sustainable Communication Systems (ICESC)*, IEEE, Jul 2020, hlm. 289–294. doi: 10.1109/ICESC48915.2020.9155817.
- [3] K. Khairullah dan E. D. Putra, "Identifikasi Kematangan Cabai Menggunakan Operasi Morfologi (Opening dan Closing) dan Metode Backpropagation," *SISTEMASI*, vol. 10, no. 1, 2021, doi: 10.32520/stmsi.v10i1.1094.
- [4] N. Astrianda, "Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine," *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, vol. 1, no. 2, 2020, doi: 10.38038/vocatech.v1i2.27.
- [5] B. Maulana Alfaruq, D. Erwanto, dan I. Yanuartanti, "Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Metode Support Vector Machine," *Generation Journal*, vol. 7, no. 3, 2023, doi: 10.29407/gj.v7i3.21092.
- [6] A. D. Ismail, D. Erwanto, dan I. Yanuartanti, "KLASIFIKASI KEMATANGAN DAUN TEMBAKAU VIRGINIA MENGGUNAKAN PENGOLAH CITRA DIGITAL," *Jurnal Elektro Kontrol (ELKON)*, vol. 3, no. 1, 2023, doi: 10.24176/elkon.v3i1.10131.
- [7] M. Erfan, D. Erwanto, dan P. N. Rahayu, "Ekstraksi Fitur Warna dan Tekstur Pada Kulit Katak Menggunakan Metode Momen Warna dan CCM," *Setrum: Sistem Kendali-Tenaga-elektronika-telekomunikasi-komputer*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [8] R. Suhendra, I. Juliwardi, dan S. Sanusi, "Identifikasi dan Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, 2022, doi: 10.35308/v1i1.5520.
- [9] P. Hidayatullah, "Pengolahan Citra Digital : Teori dan Aplikasi Nyata," *Bandung: Informatika*, 2017.
- [10] R. C. ; W. R. E. Gonzalez, *Digital_Image_Processing*, 3 ed. New Jersey: Prentice Hall, 2008.
- [11] J. C. Russ, J. R. Matey, A. J. Mallinckrodt, dan S. McKay, "The Image Processing Handbook," *Computers in Physics*, vol. 8, no. 2, 1994, doi: 10.1063/1.4823282.
- [12] K. Kevin, J. Hendryli, dan D. E. Herwindiati, "KLASIFIKASI KAIN TENUN BERDASARKAN TEKSTUR & WARNA DENGAN METODE K-NN," *Computatio: Journal of Computer Science and Information Systems*, vol. 3, no. 2, 2019, doi: 10.24912/computatio.v3i2.6028.
- [13] A. M. , K. R., "Color moment and Support vector machine for Chili Maturity Identification," *Procedia Comput Sci*, vol. 124, hlm. 492–499, 2017.
- [14] D. Irawan, E. B. Perkasa, Y. Yurindra, D. Wahyuningsih, dan E. Helmud, "Perbandingan Klassifikasi SMS Berbasis Support Vector Machine, Naive Bayes Classifier, Random Forest dan Bagging Classifier," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 10, no. 3, 2021, doi: 10.32736/sisfokom.v10i3.1302.
- [15] T. Hastie, R. Tibshirani, G. James, dan D. Witten, "An introduction to statistical learning (2nd ed.)," *Springer texts*, vol. 102, 2021.
- [16] C. Robert, "Machine Learning, a Probabilistic Perspective," *CHANCE*, vol. 27, no. 2, 2014, doi: 10.1080/09332480.2014.914768.