

KLASIFIKASI KEMATANGAN DAUN TEMBAKAU VIRGINIA MENGGUNAKAN PENGOLAH CITRA DIGITAL

Alfian Danu Ismail
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Islam Kediri
Email: danuismail81@gmail.com

Danang Erwanto
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Islam Kediri
danangerwanto@uniska-kediri.ac.id

Iska Yanuartanti
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Islam Kediri
iska.yanuartanti@uniska-kediri.ac.id

ABSTRAK

Tembakau virginia sebelum memasuki proses pada industri harus melewati proses yang sangat penting yaitu sortir kematangan daun tembakau oleh petani. Daun tembakau virginia yang layak diproses pada industri memiliki kematangan yang sesuai dengan gradingnya yaitu daun berwarna kekuningan. Oleh karena itu peneliti membuat penelitian tentang bagaimana cara mempermudah petani untuk memilah daun dengan kematangan yang sesuai. Rumusan masalah yaitu implementasi *color moment*, akurasi SVM, efektivitas SVM. Batasan masalah terfokus pada warna tembakau dan hanya pada jenis tembakau virginia, klasifikasi dilakukan hanya untuk tembakau matang, mentah, tua. Tak kalah penting tujuan dan manfaat penelitian untuk mengetahui kematangan daun tembakau virginia dengan menggunakan metode ekstraksi fitur warna *color moment*, mengetahui akurasi klasifikasi dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*. Peneliti membuat klasifikasi kematangan tembakau dengan menggunakan *software Matlab*. Dengan menggunakan metode ekstraksi fitur warna *color moment* dan klasifikasi dengan menggunakan metode *Support Vector Machine*. *Preprocessing* menggunakan metode *cropping* 200x200 piksel dan dikonversi RGB ke HSV. Hasil HSV diproses dengan metode *color moment* dengan parameter *mean*, *standart deviasi*, *skewness*. Hasil parameter diklasifikasi dengan SVM dengan masing-masing target per-kelas yaitu matang, muda, dan tua. Akurasi SVM pada penelitian di dapatkan sebesar 98%, rata-rata *precision* 98% *recall* 97,6% *f-measure* 97,6. Hasil klasifikasi dengan metode SVM termasuk kategori sangat baik.

Kata kunci: klasifikasi, *color moment*, SVM, tembakau virginia.

ABSTRACT

Virginia tobacco before entering the industrial process must go through a very important process, namely sorting the ripeness of the tobacco leaves by farmers. Virginia tobacco leaves that are suitable for processing in the industry have maturity according to their grading, namely yellow-yellow leaves. Because of that, researchers conducted research on how to make it easier for farmers to sort leaves with appropriate maturity. The formulation of the problem is the implementation of color moment, SVM accuracy, SVM effectiveness. Limitation of the problem focused on the color of the tobacco and only on the type of tobacco Virginia, the classification is done only for ripe, raw, old tobacco. Equally important are the aims and benefits of the research to determine the maturity of Virginia tobacco leaves using the color moment feature extraction method, to determine the classification accuracy using the Support Vector Machine method. Researchers made a classification of tobacco maturity using matlab software. By using the color moment feature extraction method and classification using the Support Vector Machine method. Preprocessing uses a 200x200 pixel cropping method and converts RGB to HSV. The HSV results were processed using the color moment method with the parameters mean, standard deviation, and skewness. Parameter results are classified by SVM with each target per class, namely mature, young, and old. The accuracy of the SVM in the study was 98%, the average precision was 98%, recall was 97.6%, f-measure was 97.6. The results of the classification with the SVM method are in the very good category.

Keywords: classification, color Moment, SVM, virginia tobacco.

1. PENDAHULUAN

Tembakau dijadikan sebagai salah satu komoditas penting dalam sektor perdagangan Indonesia. Output utama yang dihasilkan yaitu daun tembakau dan rokok. Keduanya memiliki nilai jual yang tinggi dan merupakan sumber pendapatan negara yang cukup besar. Keuntungan lainnya dapat membuka lapangan kerja yang cukup besar bagi masyarakat. DMSO (Daun Mutu Satu Olah) merupakan daun yang matang ditunjukkan dengan warna daun yang kuning kehijauan. Kematangan daun tembakau dapat dilihat dari warna dan perhitungan hari untuk masa panen yang sudah ditentukan. Waktu panen tembakau yang sebagian besar jadi patokan adalah dari perubahan warna daun. Saat daun mengalami perubahan warna, klorofil pada daun mengalami penurunan, kebalikan dengan kandungan pati akan tinggi. Proses pemetikan daun dimulai dari daun yang paling bawah menuju daun yang paling atas. Pada pemanenan daun tembakau dalam satu tanaman dapat menghasilkan 2- 4 daun yang memenuhi kriteria kematangan daun. Kategori daun tembakau yang memenuhi syarat kematangannya yaitu dengan menurunnya warna hijau sampai 90% dan tingkat kekakuan daun juga menurun [1].

Kematangan daun tembakau virginia yang layak panen dengan ciri daun tembakau yang bewarna kekuning-kuningan yang terletak di urutan daun bawah yang tidak menempel tanah, jika daun menempel tanah kualitas daun berkurang warna kuning berubah menjadi kecoklatan [1].

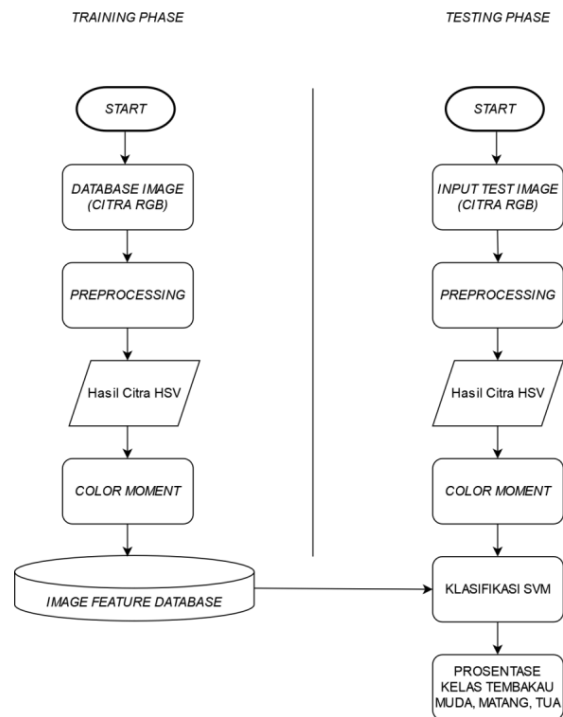
Permasalahan yang dihadapi oleh petani tembakau saat ini yaitu bagaimana cara teknis untuk membedakan tembakau yang belum masak dan tembakau yang sudah masak yang siap diolah. Selain itu petani kesulitan menentukan klasifikasi yang termasuk kategori mutu dan standar DMSO. Banyak petani yang mengalami kerugian dikarenakan banyak kematangan tembakau yang tidak sesuai dengan standarisasi mutu dari pabrik.

Penelitian yang berkaitan dengan kualitas daun tembakau pernah dilakukan berdasarkan nilai RGB dari citra Daun Tembakau kemudian diklasifikasikan dengan metode Algoritma *Backpropagation*. Penelitian ini menghasilkan akurasi yang sebesar 63.33% dengan *learning rate* terbaik pada nilai 0,1 dan iterasi = 1000 iterasi [2]. Dani Syahid melakukan penelitian klasifikasi jenis tanaman hias daun *philodendron* dengan menggunakan ekstraksi fitur warna HSV (*Hue, Saturation, Value*). Proses awal dengan melakukan *resizing* atau mengubah ukuran foto menjadi 100x100 piksel dan selanjutnya dilakukan perhitungan nilai HSV citra *philodendron*. Hasil HSV yang diperoleh diklasifikasi dengan menggunakan *k-nearest neighbour* (KNN) dengan menghitung jarak terdekat dengan $k = 1$ digunakan sebagai penentu klasifikasi daun *philodendron*. Hasil dari klasifikasi penelitian tersebut mendapatkan akurasi sebesar 92% [3].

Berdasarkan masalah tersebut, dibutuhkan solusi yang dapat membantu petani untuk mengklasifikasi mutu daun sesuai DMSO sehingga dapat mengurangi kerugian yang selama ini dialami. Pada penelitian ini dilakukan penelitian untuk mengenali kematangan daun tembakau sesuai DMSO dengan menganalisis citra daun tembakau. Ekstraksi warna pada daun tembakau dengan menggunakan metode *color moment* dengan melakukan *preprocessing* yaitu berupa *cropping* pada tangkapan citra RGB daun tembakau dengan ukuran 200x200 piksel. Dari citra RGB dikonversi menjadi citra HSV merupakan bahan yang digunakan pada parameter *color moment* yaitu *Mean, standard deviation, dan skewness* [4]. Dari hasil parameter yang telah didapatkan diklasifikasikan menurut tingkat kematangannya dengan menggunakan aplikasi *matlab* dengan metode klasifikasi SVM (*Support Vector Machine*) yang dapat memberikan akurasi yang baik [5] untuk menentukan tingkat kematangan daun tembakau. Penelitian dapat memberikan inovasi pada bidang pertanian dalam penentuan kematangan daun tembakau secara *obyektif*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang ini bertujuan untuk merancang sebuah program pengolah citra untuk mengklasifikasi kematangan pada daun tembakau virginia atau *nicotiana tabacum*. Perancangan sistem keseluruhan secara umum pada penelitian ini. Pada tahap *preprocessing* merupakan proses awal dari penelitian ini, yaitu dengan melakukan *cropping* pada tangkapan foto daun tembakau virginia dengan ukuran 200 x 200 piksel dan mengkonversi citra RGB daun tembakau virginia ke citra HSV. Tahapan selanjutnya yaitu ekstraksi warna merupakan metode yang digunakan untuk mengolah ruang warna, disini menggunakan metode *color moment*. Alasan menggunakan metode ini dikarenakan objek yang akan di teliti dominan penelitian ke arah warna, jadi metode ini sangat cocok digunakan untuk identifikasi kematangan daun tembakau virginia. Pada *color moment* ada 3 parameter yang digunakan yaitu *mean, standard deviation, skewness* [6]. HSV akan dihitung sebagai bahan metode *color moment*. Jadi ada 9 parameter yang digunakan untuk klasifikasi kematangan daun tembakau virginia yaitu *hue mean, hue standard deviation, hue skewness, saturation mean, saturation standard deviation, saturation skewness, value mean, value standard deviation, value skewness*. Pada gambar 1 merupakan diagram alir perancangan sistem.



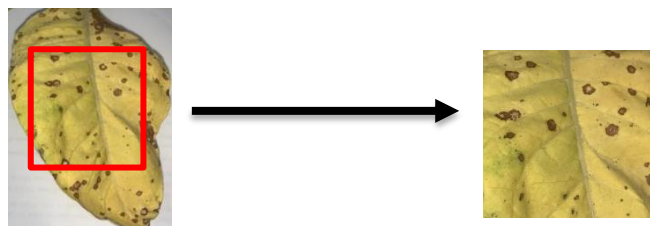
Gambar 1. Diagram Alir Perancangan Sistem

2.1 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* terdiri dari beberapa proses yaitu *cropping* atau dapat diartikan sebagai pemotongan citra daun tembakau virginia dengan ukuran piksel 200 x 200 dan konversi RGB ke HSV.

2.1.1 Cropping (Pemotongan)

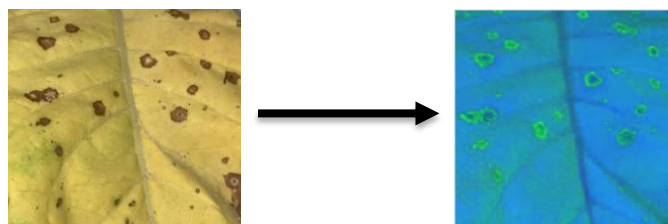
Tahap proses pemotongan citra atau *cropping* pada data latih merupakan tahap lanjutan setelah *dataset* terkumpul. Pemotongan citra bertujuan agar bagian yang diproses tepat untuk proses identifikasi. Hasil dari proses pemotongan / *cropping* dengan menggunakan *software Photoshop* ditunjukkan pada gambar 2.



Gambar 2. Proses Cropping

2.1.2 Konversi RGB ke HSV

Tahap konversi RGB ke HSV merupakan nilai parameter awal yang akan diproses pada tahapan *color moment*. Yaitu dengan menentukan nilai *Hue*, *Saturation* dan *Value*. Gambar 3 merupakan contoh konversi ruang warna citra RGB ke HSV [7].



Gambar 3. Proses HSV

2.2 Color Moment

Color moment adalah ukuran yang dapat digunakan untuk membedakan gambar berdasarkan fitur warnanya. Momen-momen ini memberikan ukuran kesamaan warna antar gambar. Nilai-nilai dari kesamaan kemudian dapat

dibandingkan dengan nilai gambar yang diindeks dalam *database*. *Color moment* dasar terletak pada asumsi bahwa distribusi warna dalam suatu gambar dapat terjadi diinterpretasikan sebagai distribusi probabilitas. Parameter momen warna dapat dilihat pada persamaan dibawah ini :

- *Moment 1 (Mean)*
Mean merupakan nilai rata-rata dari citra.

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

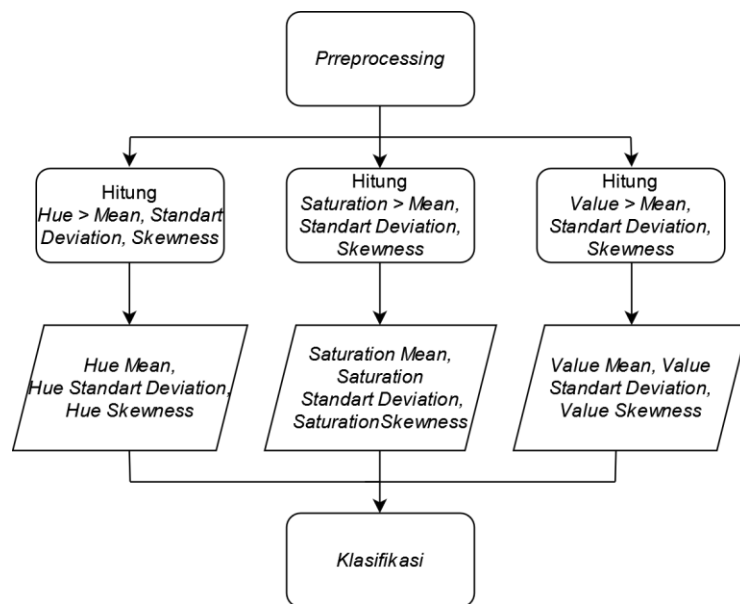
- *Moment 2 (Standar Deviasi)*
 Standar deviasi merupakan akar kuadrat dari varians.

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

- *Moment 3 (Skewness)*
Skewness dapat diartikan sebagai ukuran tingkat asimetri dalam suatu distribusi.

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

Hasil *preprocessing* yaitu berupa nilai variabel HSV dan gambar HSV yang selanjutnya akan diproses variabelnya kemudian dihitung berdasarkan parameter *color moment* yaitu *mean*, *standart deviation*, dan *skewness*. *Mean*, *standart deviation*, dan *skewness* pada masing-masing parameter HSV akan diproses dan dihitung dengan *matlab* berdasarkan parameter. Jadi *hue* dihitung brapa nilai *mean*, *standart deviation*, dan *skewness* begitu juga sebaliknya pada *saturation* dan *value*. Nilai tersebut merupakan hasil dari *color moment* yang selanjutnya akan diproses pada klasifikasi *Support Vector Mechine* (SVM). Proses *color moment* dapat dilihat pada diagram alir pada gambar 4 [2].



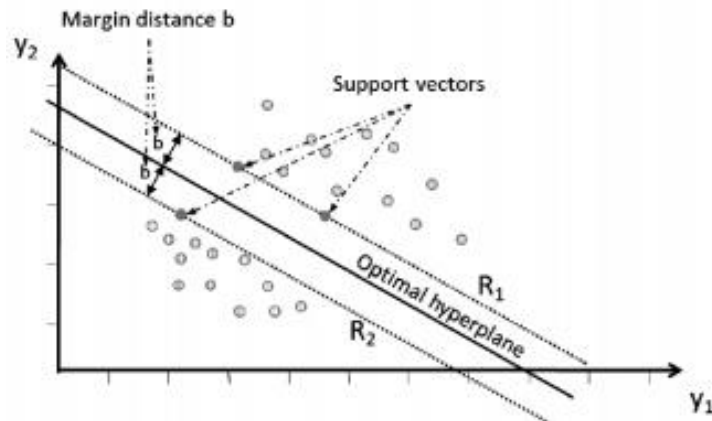
Gambar 4. Diagram Alir *Color Moment*

2.3 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) yaitu metode yang dapat digunakan sebagai mesin *learning* sebagai klasifikasi suatu objek. Metode *Support Vector Machine* juga termasuk kategori klasifikasi yang linier biner diskriminatif dapat diartikan jua non probalistik. Metode SVM ialah metode yang sederhana digunakan dan

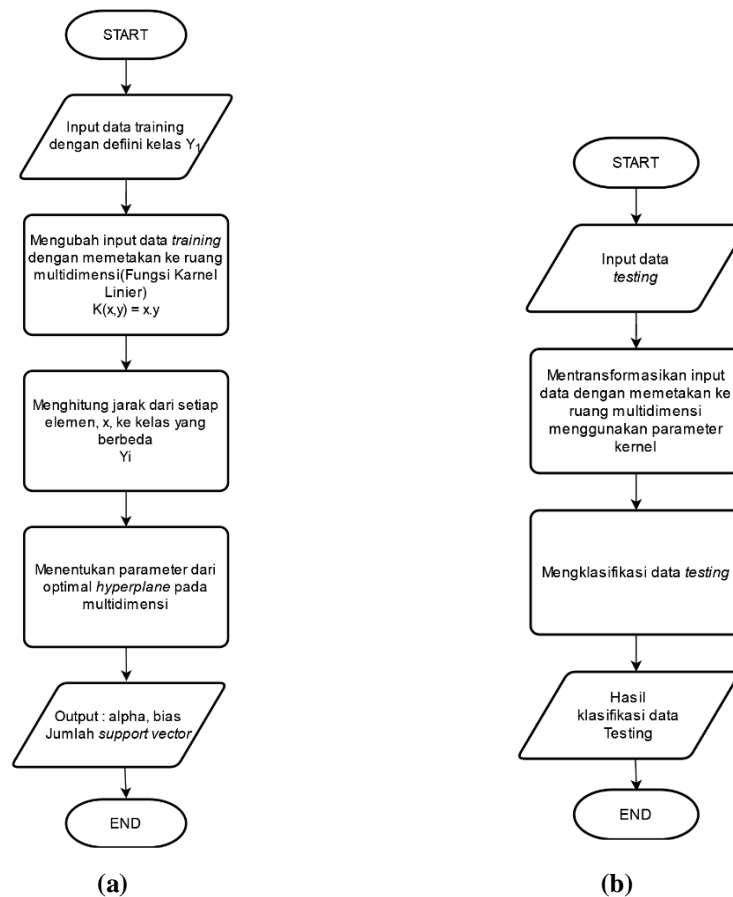
sebagai metode pembelajaran pada mesin lainnya. Komputasi pada metode ini relatif lebih sedikit keuntungannya akurasi dihasilkan sangat baik [8].

Prinsip dasar SVM adalah dengan cara menentukan *hyperplane* pada ruang dimensi N yang bisa digunakan untuk memisahkan dua kelas. N adalah dapat diartikan jumlah fitur. Data yang dipisahkan secara linier mendapatkan dua *hyperplane* paralel yang dapat memisahkan dua kelas data. Pada *hyperplane* R1 dan R2 yang dapat dilihat pada gambar 5 berupa garis putus-putus. Titik data diantara dua *hyperplane* disebut sebagai *support vector*, dimana titik tersebut berpengaruh pada orientasi *hyperplane*. *Hyperplane* yang berada pada dua *hyperplane* disebut juga *hyperplane* dengan margin maksimum. Optimal *Hyperplane* dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Optimal Hyperplane [7]

Dalam implementasi sistem klasifikasi dibagi menjadi dua tahap yaitu dengan proses *training* dan proses *testing*. Proses *training* dan *testing* dapat dilihat pada Gambar 6. SVM akan melatih data tembakau matang, muda, dan tua dengan masing-masing jumlah 100 per kelas. Untuk uji yaitu sama harus seimbang dengan latih. Hasil SVM berupa klasifikasi tembakau matang, muda, dan tua [9].



Gambar 6.a. Diagram Alir Training SVM, b. Diagram Alir Testing SVM

2.4 SVM Multiclass

SVM pada dasarnya didesain untuk mengklasifikasi dua kelas (Biner). Namun, pada penelitian terbaru SVM telah dikembangkan untuk mengklasifikasi 3 kelas bahkan lebih. Dengan dua pilihan pada implementasi SVM *multiclass* yaitu dengan penggabungan SVM biner atau dengan cara menggabungkan data keseluruhan dari setiap kelas kedalam permasalahan optimasi. Namun, masalah optimasi lebih rumit terjadi pada pendekatan yang kedua. Penelitian ini melakukan pendekatan SVM *multiclass* yaitu dengan menggunakan metode klasifikasi “one-against-all”. Metode ini dengan membangun k dengan menggunakan model SVM biner. Dengan k yang dapat diartikan sebagai banyak kelas yang digunakan. Model klasifikasi ke- i akan dilatih dengan menggunakan data keseluruhan yang berfungsi untuk mencari data yang sama atau mirip. SVM memandang satu kelas pada klasifikasi dua kelas antara satu kelas dengan kelas lainnya. Pada kelas sampel data dapat menggunakan metode ini. Jadi, ketika sampel data tidak dimasukkan ke dalam kelompok yang berisi sekumpulan kelas, tetapi sampel akan dimasukkan pada kelas yang lebih spesifik, maka kelas yang diproses tersebut merupakan kelas dari sampel data yang dicari [10].

2.5 Metode Evaluasi

Setelah uji coba dilakukan, maka akan ada tahap berikutnya adalah melakukan evaluasi terhadap sistem yang telah dibuat. Evaluasi merupakan proses pengujian kinerja algoritma klasifikasi yang digunakan untuk menampilkan tingkat akurasi pada setiap kategorinya. Evaluasi ini menggunakan *confusion matrix* yang dapat menentukan hasil nilai akurasi. Tabel 1 merupakan rancangan tabel *confusion matrix* yang akan digunakan untuk menentukan jumlah tingkat kebenaran dari kematangan daun tembakau. Parameter hasil evaluasi klasifikasi dibagi menjadi 4 yaitu:

- Akurasi
- Precision
- Recall
- F-Measure

Hasil akurasi merupakan nilai prosentase keberhasilan dari pengujian keseluruhan data uji yang benar dan *error*. Hasil *error* akan digunakan untuk memunculkan suatu saran oleh peneliti. Hasil *precision*, *recall*, dan *f-measure* berdiri independen yaitu setiap kelas dari tembakau matang, muda, dan tua memiliki nilai sendiri-sendiri [11].

Tabel 1. Confusion Matrix

		Hasil Klasifikasi	
		Positive	Negatif
Data asli	Positive	(TP) True positive	(FP) False positive
	Negatif	(FN) False negative	(TN) True negative

Keterangan:

- TP (*True Positive*) : hasil prediksi data positif yang benar
- FP (*False Positive*) : hasil prediksi data positif yang salah
- FN (*False Negative*) : hasil prediksi data negatif yang salah
- TN (*True Negative*) : hasil prediksi data negatif yang benar

Akurasi klasifikasi merupakan persentase keakuratan dari *record* data yang diklasifikasi secara benar hasil dari proses pengujian klasifikasi. Rumus akurasi dapat dilihat pada persamaan (4) dibawah ini.

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ Hasil\ uji\ Coba\ Yang\ Benar}{Total\ Uji\ Coba} \times 100\% \quad (4)$$

$$Prec = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100\% \quad (5)$$

$$Rec = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100\% \quad (6)$$

$$F - measure = \frac{2 \times Rec \times Precc}{(Rec + Prec)} \times 100\% \quad (7)$$

Precision (Prec) (Persamaan 5) yaitu hasil dari rasio prediksi *True Positive* terhadap hasil keseluruhan data yang diprediksi *Positive*, *Recall (Rec)* (Persamaan 6) merupakan hasil dari keberhasilan model dalam mencari kembali sebuah informasi. *F-measure* (Persamaan 7) merupakan perbandingan dari hasil rata-rata *Precision* dan *Recall* yang telah dibobotkan. Pada Perhitungan *Precision (Prec)*, *Recall (Rec)* dan *F-measure* pada *multiclass Confusion Matrix* dapat dilakukan dengan cara sendiri-sendiri atau independen [12].



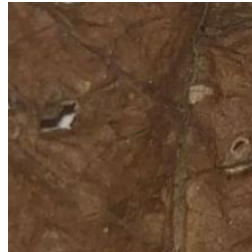
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini memiliki batasan masalah yang bertujuan untuk memperjelas implementasi sistem yang telah dibuat. Batasan implementasi yang dimaksud yaitu implementasi pengolah citra kematangan daun tembakau virginia hanya menggunakan metode *color moment* dikarenakan parameter kematangan secara awam dapat terlihat dari warnanya. Klasifikasi dengan menggunakan klasifikasi SVM (*Support Vector Mechine*) dengan menggunakan aplikasi *Matlab*.

3.1 Hasil Color Moment

Pada ekstraksi warna dengan *color moment* memiliki 3 fitur, yaitu *mean*, *standard deviation*, dan *value*. Nilai *hue*, *saturation*, dan *value* yang telah didapat masing-masing akan dihitung berdasarkan parameter tersebut. Jadi misalkan *hue*, *Hue* akan dihitung berapa nilai *hue mean*, *hue standard deviation*, *hue value*, dan seterusnya akan berlaku pada *Saturation* dan *Value*. Pada halaman sebelumnya yaitu nilai *moment* 1 berupa nilai *mean* yaitu nilai rata-rata dari *hue*, *saturation*, dan *value* pada masing-masing piksel. Pada momen 2 yaitu HSV dihitung berapa nilai *standard deviation* dan pada *moment* 3 HSV akan dihitung berapa nilai *skewnessnya*. Parameter tersebut digunakan untuk klasifikasi SVM. Tabel *color moment* di jabarkan pada Tabel 2.

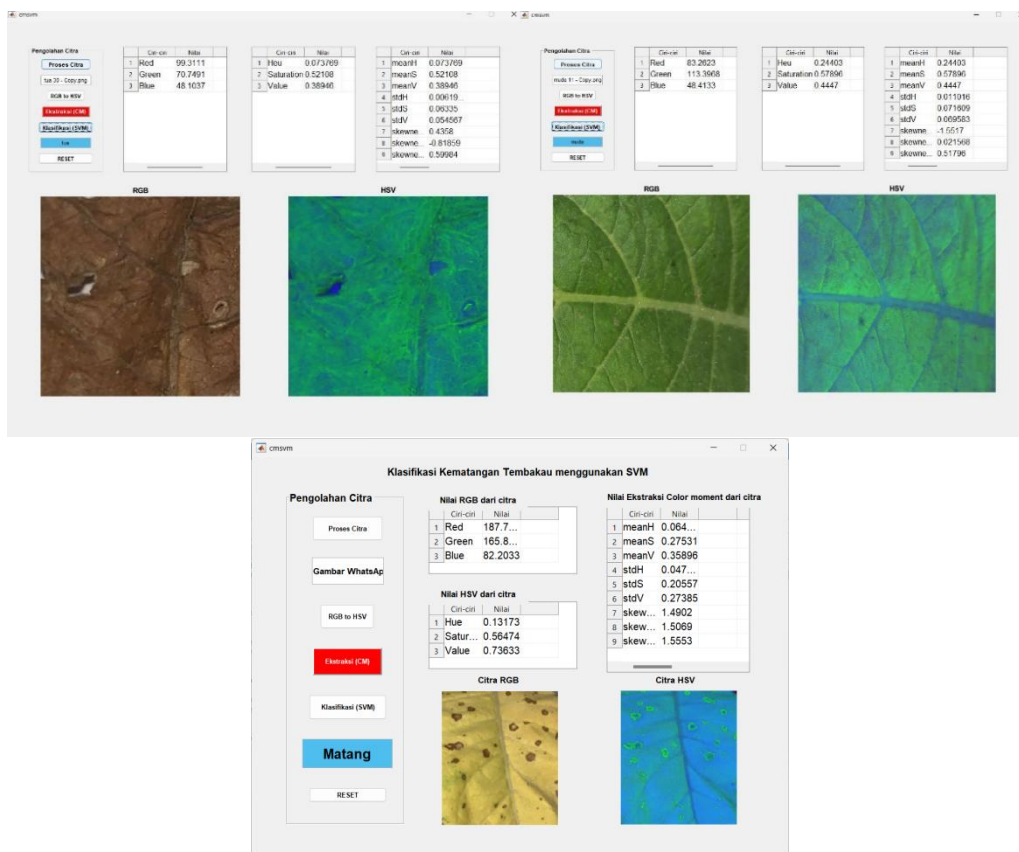
Tabel 2 Hasil Color Moment Hasil GUI

Citra	Hasil Color Moment																														
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>Ciri-ciri</th> <th>Nilai</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>meanH</td><td>0.13057</td></tr> <tr><td>2</td><td>meanS</td><td>0.56574</td></tr> <tr><td>3</td><td>meanV</td><td>0.75212</td></tr> <tr><td>4</td><td>stdH</td><td>0.011509</td></tr> <tr><td>5</td><td>stdS</td><td>0.054518</td></tr> <tr><td>6</td><td>stdV</td><td>0.11415</td></tr> <tr><td>7</td><td>skewne...</td><td>-1.5667</td></tr> <tr><td>8</td><td>skewne...</td><td>-1.0451</td></tr> <tr><td>9</td><td>skewne...</td><td>-1.1436</td></tr> </tbody> </table>		Ciri-ciri	Nilai	1	meanH	0.13057	2	meanS	0.56574	3	meanV	0.75212	4	stdH	0.011509	5	stdS	0.054518	6	stdV	0.11415	7	skewne...	-1.5667	8	skewne...	-1.0451	9	skewne...	-1.1436
	Ciri-ciri	Nilai																													
1	meanH	0.13057																													
2	meanS	0.56574																													
3	meanV	0.75212																													
4	stdH	0.011509																													
5	stdS	0.054518																													
6	stdV	0.11415																													
7	skewne...	-1.5667																													
8	skewne...	-1.0451																													
9	skewne...	-1.1436																													
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>Ciri-ciri</th> <th>Nilai</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>meanH</td><td>0.24403</td></tr> <tr><td>2</td><td>meanS</td><td>0.57896</td></tr> <tr><td>3</td><td>meanV</td><td>0.4447</td></tr> <tr><td>4</td><td>stdH</td><td>0.011016</td></tr> <tr><td>5</td><td>stdS</td><td>0.071609</td></tr> <tr><td>6</td><td>stdV</td><td>0.069583</td></tr> <tr><td>7</td><td>skewne...</td><td>-1.5517</td></tr> <tr><td>8</td><td>skewne...</td><td>0.021568</td></tr> <tr><td>9</td><td>skewne...</td><td>0.51796</td></tr> </tbody> </table>		Ciri-ciri	Nilai	1	meanH	0.24403	2	meanS	0.57896	3	meanV	0.4447	4	stdH	0.011016	5	stdS	0.071609	6	stdV	0.069583	7	skewne...	-1.5517	8	skewne...	0.021568	9	skewne...	0.51796
	Ciri-ciri	Nilai																													
1	meanH	0.24403																													
2	meanS	0.57896																													
3	meanV	0.4447																													
4	stdH	0.011016																													
5	stdS	0.071609																													
6	stdV	0.069583																													
7	skewne...	-1.5517																													
8	skewne...	0.021568																													
9	skewne...	0.51796																													
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>Ciri-ciri</th> <th>Nilai</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>meanH</td><td>0.073769</td></tr> <tr><td>2</td><td>meanS</td><td>0.52108</td></tr> <tr><td>3</td><td>meanV</td><td>0.38946</td></tr> <tr><td>4</td><td>stdH</td><td>0.00619...</td></tr> <tr><td>5</td><td>stdS</td><td>0.06335</td></tr> <tr><td>6</td><td>stdV</td><td>0.054567</td></tr> <tr><td>7</td><td>skewne...</td><td>0.4358</td></tr> <tr><td>8</td><td>skewne...</td><td>-0.81859</td></tr> <tr><td>9</td><td>skewne...</td><td>0.59984</td></tr> </tbody> </table>		Ciri-ciri	Nilai	1	meanH	0.073769	2	meanS	0.52108	3	meanV	0.38946	4	stdH	0.00619...	5	stdS	0.06335	6	stdV	0.054567	7	skewne...	0.4358	8	skewne...	-0.81859	9	skewne...	0.59984
	Ciri-ciri	Nilai																													
1	meanH	0.073769																													
2	meanS	0.52108																													
3	meanV	0.38946																													
4	stdH	0.00619...																													
5	stdS	0.06335																													
6	stdV	0.054567																													
7	skewne...	0.4358																													
8	skewne...	-0.81859																													
9	skewne...	0.59984																													

3.2 Hasil Klasifikasi SVM

Klasifikasi dari daun tembakau muda, matang, tua untuk penelitian ini menggunakan metode *Support Vector Machine*. Metode *Support Vector Mechine* ini dengan menggunakan metode *One-Against-All*. Jadi klasifikasi dengan metode *One-Against-All* digunakan pada acuan jumlah kelas, yakni dengan tujuan klasifikasi pada kelas (Muda, Matang, dan Tua). Pada keadaan penginputan data uji, metode SVM akan mengklasifikasi citra uji untuk merujuk pada kelas yang lebih spesifik berdasarkan parameter nilai yang digunakan pada data latih.

Pada GUI menampilkan beberapa nilai yaitu nilai citra yang diuji, nilai HSV dan citra HSV dari konversi citra RGB yang diinputkan, hasil perhitungan *color moment*, dan hasil klasifikasi apakah tembakau itu matang, muda, dan tua. Dengan tampilan ini detail terlihat hasil tiap klasifikasi daun tembakau. Hasil klasifikasi yang ditampilkan pada GUI *matlab* dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Klasifikasi SVM

3.3 Hasil Evaluasi Kinerja Klasifikasi Support Vector Machine

Hasil evaluasi kinerja klasifikasi merupakan prosentase keberhasilan atau akurasi dari klasifikasi *Support Vector Machine*. Hasil yang diperoleh pada pengujian sistem adalah nilai ekstraksi *color moment*. Pada tabel 8 dibawah ini dapat dilihat dari hasil pengujian sistem.

Tabel 8. Data Hasil Pengujian *Confusion Matrix*

TERKLASIFIKASI				
Kelas Tembakau		Matang	Muda	Tua
	Matang	95	0	5
	Muda	1	99	0
	Muda	0	0	100

Pengujian sistem menggunakan metode *Confusion matrix* sebagai pencocokan hasil uji dan latihan. Pada target matang dan data uji matang didapatkan klasifikasi sejumlah 95 dengan *Error* pada hasil muda. Pada target uji tua didapatkan klasifikasi sejumlah 100 yaitu tidak adanya *Error*. Target uji muda didapatkan nilai klasifikasi sejumlah 99 dengan *Error* pada matang sejumlah 1. Dari hasil perhitungan prosentase akurasi didapatkan nilai sebesar **98%** yaitu termasuk kategori sangat baik. Parameter lain digunakan yaitu *performance matrix* yang berupa *precision*, *recall* dan *F-measure*. Hasil dapat dilihat pada Tabel 9.


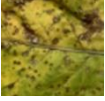



Tabel 9. Hasil Evaluasi Klasifikasi

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F-measure</i>
Matang	95%	98%	96%
Muda	99%	95%	97%
Tua	100%	100%	100%

Hasil evaluasi klasifikasi pada Tabel 9 yaitu menjelaskan pada *precision* matang, muda, dan tua didapatkan nilai prosentase yang sangat baik, yaitu dengan prosentase matang 95%, muda 99% Tua 100% dengan nilai rata-rata 98%, nilai tersebut dapat menjadi patokan klasifikasi presisi atau menunjukkan nilai rasio

prediksi *True Positive* pada data diprediksi Positive. Pada nilai *Recall* didapatkan nilai rata-rata 97,6% dan *F-Measure* 97,6 %. Pada tabel 3.4 menjelaskan tentang *error* pengujian dan analisisnya.

Tabel 3.10 *Error* Pengujian

File Uji	Target	Hasil	Keterangan
 Matang10.png	Matang	Muda	<i>Error</i> (Dikarenakan warna kurang kuning dan cenderung gelap)
 Matang6.png	Matang	Muda	<i>Error</i> (Dikarenakan dominan warna ke hijau dan sedikit kehitaman jadi klasifikasi kurang akurat)
 Matang9.png	Matang	Muda	<i>Error</i> (Dikarenakan warna kurang kuning dan cenderung gelap)
 Matang8.png	Matang	Muda	<i>Error</i> (Dikarenakan warna pada daun bercampuran antara kuning hijau coklat , tidak dominan warna kuning)
 Muda19.png	Muda	Matang	<i>Error</i> (Dikarenakan ada cropping yang tidak maksimal masih ada background hitam klasifikasi jadi tidak sesuai target)

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan pengujian yang telah dilakukan peneliti dapat menarik kesimpulan yaitu :

1. Hasil klasifikasi terhadap citra daun tembakau virginia dengan kelas matang, muda, dan tua dengan menggunakan metode SVM (*Support Vector Machine*) dengan ekstraksi fitur warna menggunakan *Color Moment* didapatkan akurasi yang sangat baik yaitu sebesar 98% dengan rata-rata *precision* 98%, rata-rata *recall* 97,6%, rata-rata *F-measure* 97,6%.
2. Ekstraksi fitur warna dengan menggunakan metode *color moment* sangat baik digunakan untuk objek tembakau, dikarenakan warna yang dominan berperan penting dalam implementasinya.
3. Penggunaan klasifikasi SVM sangat efektif sekali untuk penelitian ini, dengan menggunakan 3 kelas atau dengan menggunakan *multiSVM* hasil sangat baik, *error* yang cenderung sangat kecil sebesar 2%

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Guna, "Kriteria Kematangan Daun Tembakau," Kediri, Jan 2023.
- [2] N. Kurnia Ningrum dan E. Sasmita, *EKSTRAKSI WARNA BERDASARKAN RGB UNTUK MENENTUKAN TINGKAT KEMATANGAN DAUN TEMBAKAU*, vol. 207. 2015.
- [3] D. Syahid, J. Jumadi, dan D. Nursantika, "Sistem Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Daun Philodendron Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Berdasarkan Nilai Hue, Saturation, Value (HSV)," *Jurnal Online Informatika*, vol. 1, no. 1, 2016, doi: 10.15575/join.v1i1.6.
- [4] H. Syahputra, F. Arnia, dan K. Munadi, "Karakterisasi Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Warna Kulit Kopi Menggunakan Histogram dan Momen Warna," *JURNAL NASIONAL TEKNIK ELEKTRO*, vol. 8, no. 1, 2019, doi: 10.25077/jnte.v8n1.615.2019.
- [5] V. Jakkula, "Tutorial on Support Vector Machine (SVM)," *School of EECS, Washington State University*, 2011.
- [6] Justiawan *dkk.*, "Comparative analysis of color matching system for teeth recognition using color moment," *Medical Devices: Evidence and Research*, vol. 12, 2019, doi: 10.2147/MDER.S224280.
- [7] L. Bo dan T. Whangbo, "A SIFT-Color moments descriptor for object recognition," dalam *2014 International Conference on IT Convergence and Security, ICITCS 2014*, 2014. doi: 10.1109/ICITCS.2014.7021716.
- [8] P. U. Rakhmawati, Y. M. Pranoto, dan E. Setyati, "Klasifikasi Penyakit Daun Kentang Berdasarkan Fitur Tekstur dan Fitur Warna Menggunakan Support Vector Machine," *Seminar Nasional Teknologi dan Rekayasa (SENTRA)*, 2018.

- [9] K. A. Wibisono dan A. F. Ibadillah, "Implementasi Metode Feature Extraction pada Klasifikasi Kualitas Daun Tembakau Madura," *Rekayasa*, vol. 10, no. 2, 2017, doi: 10.21107/rekayasa.v10i2.3607.
- [10] P. N. Andono, E. H. Rachmawanto, N. S. Herman, dan K. Kondo, "Orchid types classification using supervised learning algorithm based on feature and color extraction," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 5, 2021, doi: 10.11591/eei.v10i5.3118.
- [11] P. Hidayatullah, "Pengolahan Citra Digital : Teori dan Aplikasi Nyata," *Bandung: Informatika*, 2017.
- [12] A. Kurniasari, D. Erwanto, dan P. N. Rahayu, "Ekstraksi Fitur Tekstur dan Warna pada Kulit Katak Menggunakan GLCM dan Momen Warna," *Jurnal ELTIKOM*, vol. 6, no. 1, 2022, doi: 10.31961/eltikom.v6i1.287.