

## KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH ALPUKAT MENTEKA BERDASARKAN FITUR WARNA MENGGUNAKAN *SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)*

Amir Hamzah<sup>1</sup>, Erma Susanti<sup>2</sup>, Ria Mega Lestari<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Bisnis, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta

e-mail: \*<sup>1</sup>[amir@akprind.ac.id](mailto:amir@akprind.ac.id), <sup>2</sup>[erma@akprind.ac.id](mailto:erma@akprind.ac.id), <sup>3</sup>[riamegalestari16@gmail.com](mailto:riamegalestari16@gmail.com)

### **Abstract**

*The degree of ripeness of avocados greatly affects the taste and shelf life of the fruit. Proper determination of fruit ripeness will play an important role in improving the storage quality of avocados. In large scale, manual classification of fruit ripeness has many limitations so that digital image processing applications need to be used. Several studies on the classification of the ripeness of avocados based on color features have been widely conducted. However, the number of samples used is still less and the number of features as a basis for classification is still small, namely only using RGB or HSV. The study also used an algorithm that is known to be not optimal, namely k-NN with an accuracy of less than 80%. This research is intended to improve the performance of previous classifications with 3 approaches, namely increasing the number of samples, increasing the number of features and choosing a better algorithm. The classification algorithm is used SVM algorithm which is already widely favored in algorithm comparison. The sample data was taken from the Keagle dataset of 150 data. The data were grouped into two, namely dataset-1 (120 training data and 30 test data) and dataset-2 (90 training data and 60 test data). The features used are 10 features, namely 3 values from RGB, 3 HSV values and 4 statistical values of mean, standard deviation, Variance and Skewness. The results of dataset-1 have an accuracy rate of 86.67%, precision of 90%, and recall of 86%, while dataset-2 has an accuracy rate of 85%, precision of 84%, and recall of 85.0%. The accuracy value of this study proves that the SVM algorithm is better than the k-NN algorithm used in previous studies. Likewise, a greater number of features has been shown to increase the accuracy value.*

**Keyword:** Color, Classification, RGB, SVM, Support Vector Machine

### **PENDAHULUAN**

Indonesia merupakan negara produsen buah alpukat terbesar ke-5 di dunia, dengan produksi sebesar 304.938 ton (Verti et al., 2021). Salah satu masalah dalam proses produksi dan penyimpanan buah alpukat adalah menentukan tingkat kematangan buah, karena jika jumlah buah dalam skala besar penanganan manual akan sangat sulit. Tingkat kematangan buah alpukat sangat mempengaruhi umur simpan buah dan juga sangat menentukan rasa dari buah tersebut. Penentuan kematangan yang tepat suatu buah akan berperan penting dalam meningkatkan nilai. Kematangan buah alpukat juga berpengaruh terhadap kualitas minyak alpukat gizi (M. R. Saputra & Irsyad, 2022). Seiring majunya teknologi, industri buah seharusnya tidak lagi menggunakan proses *sorting* buah secara manual oleh manusia. Proses *sorting* buah yang layak dikonsumsi (segar) dan tidak layak dikonsumsi (busuk) yang mana dapat berjumlah ratusan, ribuan atau puluhan ribu, sangat memerlukan bantuan mesin agar meningkatkan kecepatan kerja (Hanafi et al., 2019). Maka perancangan suatu sistem yang dapat mendeteksi kematangan buah berdasarkan warna kulit buah alpukat menjadi penting.

Salah satu bidang yang sangat penting dalam algoritma *machine learning* untuk pengolahan citra digital adalah algoritma klasifikasi. Ada 5 algoritma klasifikasi *Regression Trees* (CART), *Random Forest*, Naïve Bayes, *Support Vector Machines* (SVM), dan k-Nearest Neighbor (k-NN) yang telah banyak diteliti. Namun dari 5 algoritma tersebut yang paling banyak digunakan adalah algoritma SVM, karena beberapa keunggulan dibandingkan metode yang lain (Sihombing & Yuliati, 2021).

Teknik klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1992 sebagai rangkaian harmonis konsep-konsep unggulan dalam bidang *pattern recognition* (Ritonga & Purwaningsih, 2018). Sebagai salah satu metode *pattern recognition*, usia SVM terbilang masih relatif muda. Walaupun demikian, evaluasi kemampuannya dalam berbagai aplikasinya menampakkan sebagai *state of the art* dalam *pattern recognition*, dan dewasa ini merupakan salah satu tema yang berkembang dengan pesat. SVM adalah algoritme supervised yang berupa klasifikasi dengan cara membagi data menjadi dua kelas menggunakan garis vektor yang disebut *hyperplane*. Pada permasalahan yang kompleks atau permasalahan dengan parameter yang banyak, metode ini sangat baik untuk digunakan (Christian et al., 2019).

Algoritma klasifikasi SVM yang diterapkan pada klasifikasi buah dengan berbagai fitur banyak dilakukan peneliti antara lain untuk klasifikasi buah tomat (Astrianda, 2020), klasifikasi buah jeruk (Arief, 2019), klasifikasi buah nanas (Vernanda et al., 2020), dan klasifikasi buah stroberi (Indrabayu et al., 2019). Sedangkan peneliti yang menggunakan metode klasifikasi k-NN untuk klasifikasi buah alpukat adalah (Hanafi et al., 2019) dan (Saputra et al., 2023). Hasil-hasil penelitian mereka diuraikan secara singkat sebagai berikut.

Penelitian oleh (Vernanda et al., 2020) tentang tingkat kematangan buah nanas, menggunakan 299 buah nanas dengan tiga tingkat kematangan yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Metode yang digunakan adalah SVM. Hasil klasifikasi didapat nilai akurasi sebesar 65.59%, precision 65.99%, class recall sebesar 66.25%. Penelitian klasifikasi buah pisang menggunakan kNN dan SVM dilakukan oleh (Yana & Nafi', 2021) dengan menggunakan fitur rata-rata RGB, standar deviasi RGB, skewness RGB, entropy RGB. Hasil klasifikasi SVM nilai akurasi 41,67% sedangkan klasifikasi k-NN, nilai k terbaik adalah 2 mendapatkan akurasi 55,95%. Penelitian yang dilakukan oleh (Astrianda, 2020) melakukan klasifikasi buah tomat menggunakan fitur RGB dan model warna CIElab dan model warna YCBCR. Metode klasifikasi yang digunakan adalah SVM dengan menggunakan 20 data training dan 54 data tesing.

Penelitian juga dilakukan oleh (Arief, 2019) untuk mengklasifikasi buah jeruk menggunakan metode SVM. Sebagai fitur dalam klasifikasi digunakan warna grayscale yang di konversi ke dalam warna LAB kemudian diambil nilai rata-ratanya. Hasil klasifikasi dari percobaan 100 citra jeruk memiliki akurasi 80%. Penelitian yang dilakukan oleh (Indrabayu et al., 2019) menerapkan klasifikasi kematangan buah stroberi secara otomatis yang dibagi menjadi tiga kategori, yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Data yang digunakan terdiri dari 158 gambar stroberi, sedangkan fitur warna yang digunakan adalah RGB dan HSV. Metode yang digunakan adalah algoritma SVM dan hasil akurasi didapatkan akurasi tertinggi sebesar 97%.

Klasifikasi buah alpukat berdasarkan warna kulit tidak semudah klasifikasi buah jeruk atau buah pisang yang ada perbedaan tajam dalam warna mentah dan matang (Azrita et al., 2020). Namun demikian beberapa penelitian klasifikasi buah alpukat berdasarkan warna kulitnya antara lain dilakukan oleh (Hanafi et al., 2019), (Mukhofifah & Nurraharjo, 2019), (Aprilliani et al., 2021), (M. Fajar, 2022), (Ruswandi et al., 2022), (M. R. Saputra & Irsyad, 2022) dan (Saputra et al., 2023). Penelitian (Hanafi et al., 2019) hanya menggunakan sampel 30, yaitu 9 sampel alpukat setengah matang, 10 sampel alpukat matang dan 11 sampel alpukat mentah. Metode yang digunakan adalah metode k-NN dengan fitur adalah 3 nilai RGB. Hasilnya klasifikasi memiliki akurasi 66.67%. Penelitian (Mukhofifah & Nurraharjo, 2019) menggunakan 30 sampel, yaitu 10

alpukat mentah, 10 alpukat masak dan 10 alpukat matang, dengan fitur nilai RGB dan menghasilkan rata-rata akurasi 73.3%. Penelitian (M fajar, 2022) menggunakan 5 fitur statistik nilai RGB, yaitu 5 mean, variance, skewness, kurtosis, dan entropy dengan sampel yang sangat kecil yaitu, 5 buah matang dan 5 buah tidak matang. Akurasi yang diperoleh adalah 78%. Penelitian (J. Saputra et al., 2023) menggunakan 20 sampel buah mentega (7 mentah, 6 setengah matang dan 7 matang). Metode klasifikasi yang digunakan adalah metode k-NN dengan fitur HSV. Akurasi yang diperoleh adalah untuk buah mentah 80%, buah matang 85% dan buah setengah matang 66%., sehingga rata-rata akurasi 77.46%.

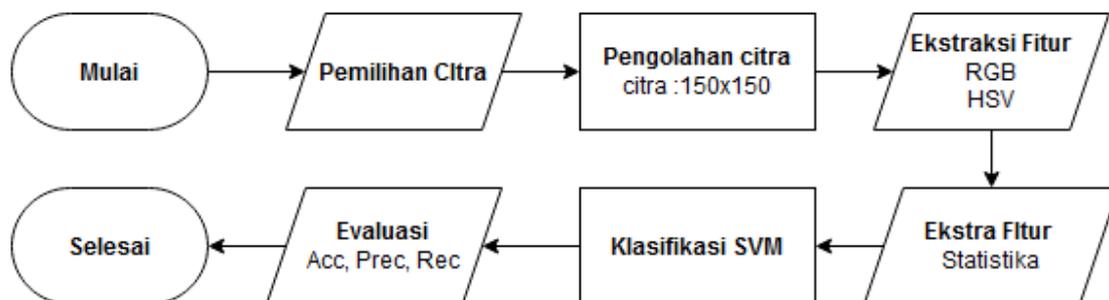
Berbagai penelitian klasifikasi alpukat yang telah dilakukan kebanyakan masih menggunakan sampel yang kecil, bahkan di bawah 50 sampel. Demikian juga dengan fitur pembeda dalam klasifikasi juga kurang banyak, yakni hanya menggunakan 3 fitur, RGB atau HSV, atau maksimal 5 fitur statistik. Selain jumlah fitur, masalah pemilihan algoritma klasifikasi juga mempengaruhi hasil klasifikasi. Beberapa penelitian yang telah dilakukan menggunakan algoritma kNN, sementara sebenarnya ada beberapa pilihan algoritma seperti Decision Tree, Naïve Bayes atau SVM. Beberapa penelitian yang membandingkan berbagai algoritma dengan k-NN antara lain, perbandingan k-NN dengan Naïve Bayes oleh (Kamila & Subastian, 2019) dan (Febriana et al., 2021) yang keduanya memberikan hasil akurasi Naïve Bayes lebih baik dari k-NN. Untuk perbandingan tiga algoritma Decision Tree, k-NN dan Naïve Bayes yang dilakukan (Puspita & Widodo, 2021) dan (Permana et al., 2021) memberikan hasil yang sama yaitu Decision Tree yang terbaik disusul oleh k-NN dan Naïve Bayes. Adapun perbandingan algoritma k-NN dan SVM yang dilakukan oleh (Valentino Jayadi et al., 2023) dan (Sopiatul Ulum et al., 2023) yang menghasilkan akurasi SVM lebih tinggi dibandingkan akurasi k-NN.

Untuk itu dalam rangka memperbaiki kinerja klasifikasi, pada penelitian ini akan digunakan data yang lebih banyak, yaitu 150 data dengan fitur dasar klasifikasi digunakan 10 fitur, yaitu RGB, HSV dan statistik warna yang terdiri dari rata-rata, standar deviasi, variansi dan *skewness* dan digunakan algoritma klasifikasi yang lebih baik, yaitu algoritma SVM.

## **METODE PENELITIAN**

Seperti telah diuraikan pada bagian sebelumnya, pada penelitian ini digunakan algoritma klasifikasi SVM, karena dari beberapa penelitian sebelumnya SVM memiliki keunggulan dalam akurasi klasifikasi jika dibandingkan dengan algoritma k-NN maupun algoritma Naïve Bayes (Valentino Jayadi et al., 2023). Oleh karena itu pada penelitian ini digunakan algoritma SVM. Perbaikan juga dilakukan dengan menambah fitur klasifikasi dan jumlah sampel yang diuji.

Penelitian ini dilakukan dengan menempuh langkah-langkah sebagaimana Gambar 1 berikut ini.

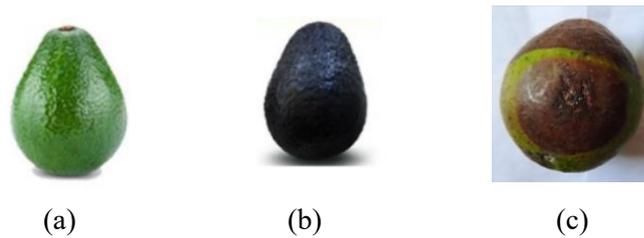


**Gambar 1.** Diagram Alir Penelitian

Penjelasan untuk diagram alir Penelitian adalah sebagai berikut :

### **Tahap Pemilihan Citra**

Objek (dataset) pada penelitian ini adalah citra buah alpukat mentega dalam tingkat kematangan yaitu citra alpukat mentega mentah, matang, dan busuk. Data dari dataset *Kaggle* (<https://www.kaggle.com/datasets/araraltawil/fruit-101-dataset>). Gambar 2 adalah sampelnya.



**Gambar 2.** Citra buah Alpukat mentah (a), matang (b) dan busuk (c)

(Sumber :Saputra et al., 2023)

### Tahap Pengolahan Citra

Pengolahan citra dilakukan dengan melakukan proses Resize citra JPG menjadi citra dengan ukuran 150x150. Pengolahan menjadi citra 150x150 pixel agar semua ukuran citra sama dan variasi nilai fitur hanya bersumber dari jenis buah saja.

### Tahap Ekstrak Fitur Warna (RGB dan HSV)

Pada penelitian sebelumnya untuk fitur klasifikasi alpukat hanya digunakan fitur RGB, yakni 3 fitur saja ((Hanafi et al., 2019) dan (Mukhofifah & Nurraharjo, 2019)) atau digunakan 3 fitur dari HSV (M. R. Saputra & Irsyad, 2022) . Adapun dalam penelitian ini maka nilai R,G,B masih tetap digunakan bersamaan dengan fitur transformasinya, yaitu nilai H,S,V dan nilai statistik yaitu mean, standard deviasi, varian dan skewness.

Citra semula 150x150 diekstrak nilai RGB nya, sehingga diketahui masing-masing komponen (*channel*). Nilai nilai RGB masing-masing citra dicari fitur HSV dengan rumus (Rabbani et al., 2021) :

$$r = \frac{R}{255}, g = \frac{G}{255}, b = \frac{B}{255} \quad (1)$$

$$V = \max(r, g, b) \quad (2)$$

$$S = \begin{cases} 0, & \text{jika } V = 0 \\ \frac{\max}{(max - \min)}, & \text{untuk } V \text{ lainnya} \end{cases} \quad (3)$$

$$H = \begin{cases} S=0, & \text{jika } H=0 \\ 60^\circ \times \left( \frac{G-B}{(max - \min)} \bmod 6 \right), & \text{jika } max=R \\ 60^\circ \left( \frac{B-R}{(max - \min)} + 2 \right), & \text{jika } max=G \\ 60^\circ \left( \frac{R-G}{(min - max)} + 4 \right), & \text{jika } max=B \end{cases} \quad (4)$$

### Tahap Ekstrak Fitur Statistik

Dari nilai statistik RGB dan HSV selanjutnya ditetapkan beberapa nilai statistik sebagai fitur dalam klasifikasi, yaitu nilai *channel Red, Green, dan Blue, Nilai H,S dan V, rata-rata(mean) standar deviasi, Variansi dan Skewness*

### Tahap klasifikasi

Tahap paling penting dalam penelitian ini adalah tahap klasifikasi menggunakan SVM. Proses klasifikasi diimplementasi melalui fungsi library dari python menggunakan aplikasi on line google.coolab. Data yang digunakan dipecah menjadi data training dan data testik dengan komposisi dataset-1 (120 training data and 30 test data) and dataset-2 (90 training data and 60 test data).

### Tahap Evaluasi

Untuk melakukan evaluasi kinerja algoritma klasifikasi disusun matrik yang disebut *confusion matrix*, yang merupakan tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah. Pengukuran evaluasi dengan *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1 (Hanafi et al., 2019).

Tabel 1. *Confusion Matrix*

Data Aktual	Data Prediksi	
	TRUE	FALSE
TRUE	TP	FN
FALSE	FP	TN

#### Keterangan:

- TP = data *positif* yang terklasifikasi secara benar.
- TN = data *negatif* yang terklasifikasi secara benar.
- FP = data *negatif* yang terklasifikasi menjadi *positif*.
- FN = data *positif* yang terklasifikasi menjadi *negatif*.

*Accuracy* menentukan keakuratan algoritma dalam memprediksi *instance*, *Precision(P)* *Classifier correctness/accuracy* diukur dengan *Precision*, dan *Recall (R)* Untuk mengukur pengklasifikasi *completeness* atau *sensitivity*, menggunakan *Recall* (Hanafi et al., 2019).

Rumus yang diturunkan dari *confusion matrix* untuk menghitung *accuracy, precision, dan recall* seperti berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{5}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{6}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{7}$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

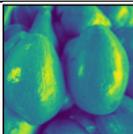
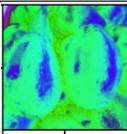
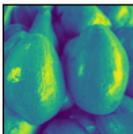
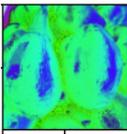
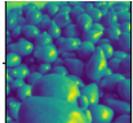
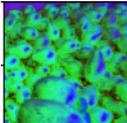
Data yang digunakan yaitu citra atau gambar untuk melakukan proses klasifikasi, maka citra atau gambar pada penelitian ini dikumpulkan melalui laman *Kaggle Datasets* (<https://www.kaggle.com/datasets/araraltawil/fruit-101-dataset>), mempunyai 2 pasang *datasets*. Data citra uji dan citra latih diletakkan pada masing-masing *folder* penyimpanan. Tabel 2 Jumlah data training dan testing dari dataset-1 dan dataset-2.

**Tabel 2** Jumlah data *training* dan *testing* dari *dataset 1* dan *dataset 2*

	Dataset 1		Dataset 2	
	Training	Testing	Training	Testing
Mentah	40	10	30	20
Matang	40	10	30	20
Busuk	40	10	30	20
Jumlah	120	30	90	60

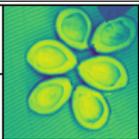
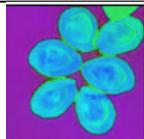
Tahap awal atau *Preprocessing* dalam pengolahan citra identifikasi buah alpukat yang terdiri dari beberapa tahap, yaitu tahap pemotongan citra, konversi dari *RGB* ke *HSV*.dibawah ini Tabel 3 buah alpukat kelas mentah pada dataset 1 yang hanya menampilkan sebanyak 3 buah.

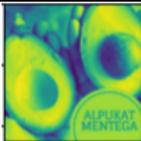
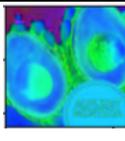
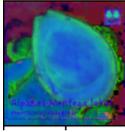
**Tabel 3.** Data Latih Citra Buah Alpukat Mentah

Nama Citra	Citra Asli	Citra RGB	Citra HSV
Mentah1			
Mentah2			
Mentah3			

Tabel 4 di bawah ini menggambarkan buah alpukat kelas matang pada dataset-1 yang hanya menampilkan sebanyak 3 buah.

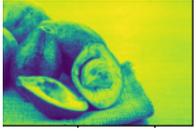
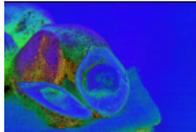
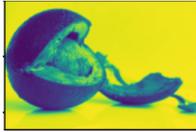
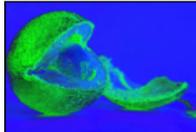
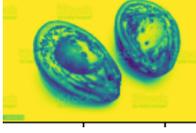
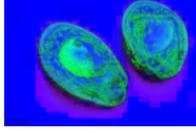
**Tabel 4.** Data Latih Citra Buah Alpukat Matang

Nama Citra	Citra Asli	Citra <i>Saturation</i> dari Konversi RGB ke HSV	Citra Tersegmentasi
Matang1			

Matang2			
Matang3			

Ilustrasi gambar pada Tabel 5 di bawah ini menggambarkan buah alpukat kelas busuk pada dataset-1 yang hanya menampilkan sebanyak 3 buah.

**Tabel 5.** Data Latih Citra Buah Alpukat Busuk

Nama Citra	Citra Asli	Citra <i>Saturation</i> dari Konversi RGB ke HSV	Citra Tersegmentasi
Busuk1			
Busuk2			
Busuk3			

### Hasil Proses Ekstraksi Ciri Statistik Warna

Perhitungan ciri *statistic* warna menggunakan ciri warna *RGB* (*Red*, *Green*, dan *Blue*) yang terdapat pada citra latih maupun citra uji. Nilai pada setiap channel *red*, *green*, dan *blue* akan dicari nilai rata-rata (*mean*), standar deviasi dan *skewness* yang akan menjadi pembeda antar tiap kelas dari ciri statistik warna yang dimiliki citra masing-masing. Fitur ciri warna ini dipilih karena pada buah alpukat terlihat tingkat kematangan berdasarkan ciri warnanya. Dengan demikian setiap objek buah alpukat dalam sebagai vektor input akan diwakili oleh 10 fitur dan satu label kategori. Oleh karena itu yang menjadi masukan sistem dalam klasifikasi adalah data latih sebanyak 120 untuk dataset-1 dan 90 untuk dataset-2, dan data training sebanyak 30 (dataset-1) dan 60 (dataset-2). Contoh nilai-nilai data untuk setiap objek buah adalah seperti pada Tabel 6, 7 dan 8. Tabel 6 hanya menampilkan data statistik ciri warna pada data latih kelas mentah pada gambar Mentah1 untuk dataset-1.

**Tabel 6.** Daftar nilai statistik ciri warna buah alpukat Mentah

Nama File	Parameter	Statistik Warna
Mentah(1)	<i>Red</i>	103.63847

<i>Green</i>	133.16905
<i>Blue</i>	35.994725
<i>H</i>	42.1411
<i>S</i>	201.5825
<i>V</i>	134.54165
Rata-Rata ( <i>Mean</i> )	113.249675
Standar Deviasi	55.40143578820296
Variansi	3069.319087394375
<i>Skewness</i>	0.095873260136357

Tabel 7 hanya menampilkan ciri statik warna pada data latih buah Alpukat yang mempunyai kelas Matang pada gambar Matang1 untuk dataset-1 .

**Tabel 7.** Daftar Nilai Statistik Ciri Warna Buah Alpukat matang.

<b>Nama File</b>	<b>Parameter</b>	<b>Statistik Warna</b>
Matang(1)	<i>Red</i>	177.9687
	<i>Green</i>	171.5910
	<i>Blue</i>	116.1391
	<i>H</i>	87.1992
	<i>S</i>	108.2058
	<i>V</i>	185.5052
	Rata-Rata ( <i>Mean</i> )	167.1714
	<i>Standar Deviasi</i>	41.4440909096143
	<i>Variansi</i>	1717.61267132437
	<i>Skewness</i>	0.41347042712439

Tabel 8 hanya menampilkan daftar ciri statistik warna pada data latih buah alpukat busuk pada gambar Busuk1 untuk dataset 1 .

**Tabel 8.** Daftar Nilai Statistik Ciri Warna Buah Alpukat Busuk

<b>Nama File</b>	<b>Parameter</b>	<b>Statistik Warna</b>
Busuk(1)	<i>Red</i>	176.82202
	<i>Green</i>	174.05694
	<i>Blue</i>	150.75623
	<i>H</i>	36.325031
	<i>S</i>	55.832662
	<i>V</i>	182.10325
	Rata-Rata ( <i>Mean</i> )	172.22683
	<i>Standar Deviasi</i>	70.0708960902
	<i>Variansi</i>	4909.93047888
	<i>Skewness</i>	-0.38678003885

### Hasil Identifikasi Akurasi, Presisi, dan Recall

Pada dataset-1 Penelitian ini menggunakan 30 citra uji dengan masing-masing 10 citra uji tiap kelas yaitu mentah, mateng, dan busuk. sedangkan Dataset-2 menggunakan 60 citra uji tiap kelas yaitu mentah, matang, busuk. Pengambilan citra uji dilakukan dengan cara citra latih yaitu dengan *Kaggle Datasets* (<https://www.kaggle.com/datasets/araraltawil/fruit-101-dataset>). Tabel 9 menunjukkan *Confusion Matrix* pada Citra Uji Dataset-1 dan Tabel 10 menunjukkan *Confusion Matrix* pada Citra Uji Dataset-2.

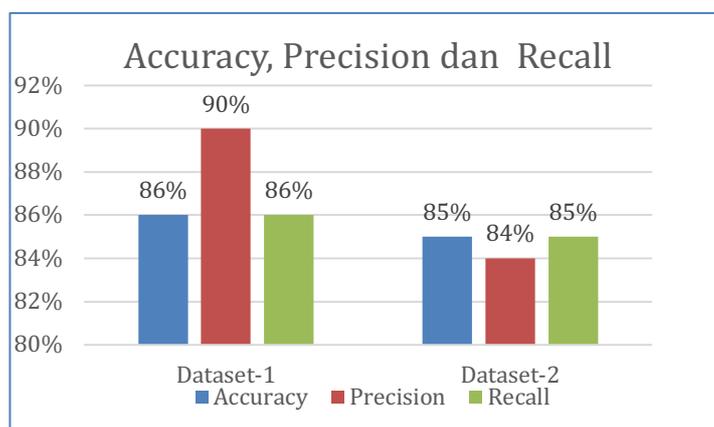
**Tabel 9** *Confusion Matrix* pada Citra Uji Dataset-1

Actual	Predicted		
	Mentah	Matang	Busuk
Mentah	8	2	0
Matang	0	10	0
Busuk	0	2	8

**Tabel 10** Nilai *Confusion Matrix* pada Citra Uji Dataset-2

Actual	Predicted		
	Mentah	Matang	Busuk
Mentah	17	2	1
Matang	0	18	2
Busuk	3	1	16

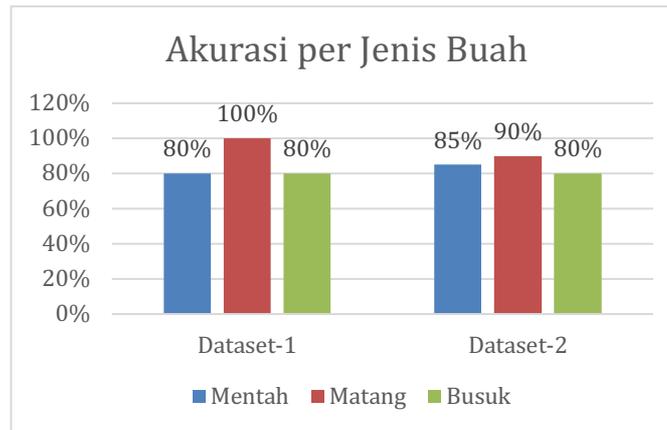
Hasil pengujian dataset-1 dan dataset-2 disajikan dalam Gambar 5, yang menunjukkan nilai parameter akurasi, presisi, dan *recall*. Terlihat bahwa ketiga parameter (akurasi, presisi dan recall) pada dataset-1 (80:20) cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan nilai parameter pada dataset-2 (60:40). Hal ini bisa dijelaskan bahwa penggunaan data training yang lebih banyak menghasilkan kinerja klasifikasi yang lebih baik dari data set dengan training yang lebih sedikit.



**Gambar 5.** Grafik Perbandingan kinerja Dataset-1 dan Dataset-2.

Analisis dilakukan pada perbandingan akurasi pada ketiga jenis buah pada kedua dataset. Gambar 6 menampilkan perbandingan akurasi pada buah mentah, matang dan busuk pada kedua dataset yang dicoba. Hasil menunjukkan akurasi pada buah matang cenderung lebih baik dibandingkan

dengan buah mentah dan busuk, baik pada dataset-1 (100%) maupun pada dataset-2 (90%). Akurasi yang didapatkan ini lebih tinggi dari penelitian sebelumnya oleh, yang menggunakan metode kNN yang hanya menghasilkan akurasi tertinggi 85%. Kemungkinan besar karena sampel penelitian sebelumnya hanya 20 sampel.



**Gambar 6.** Grafik Akurasi per Jenis Buah pada kedua Dataset

Adapun rata-rata akurasi dari 3 objek (mentah, matang dan busuk) dari kedua dataset adalah seperti pada Tabel 11 berikut.

**Tabel 11** Rata-rata akurasi klasifikasi

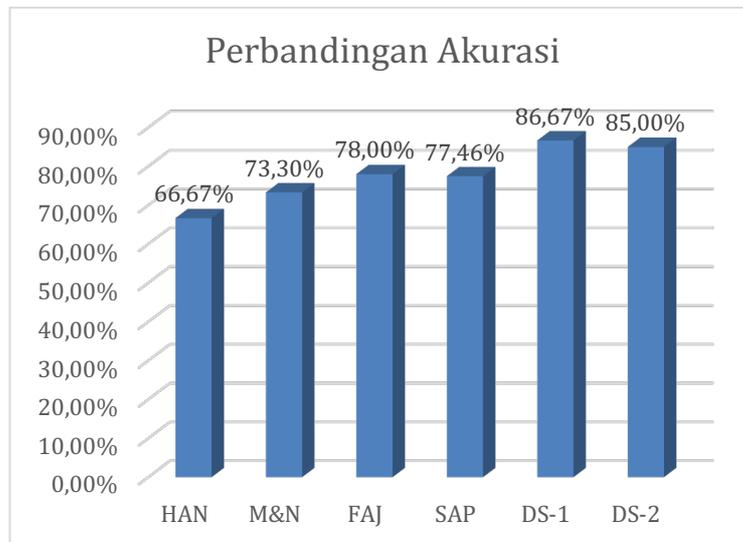
Data-set	Rata-rata akurasi
(DS-1) Data-set 1	86,67%
(DS-2) Data-set 2	85,00%

### Perbandingan Kinerja Akurasi dengan Penelitian sebelumnya

Untuk membandingkan kinerja klasifikasi SVM dengan 10 fitur dalam penelitian ini dengan kinerja klasifikasi penelitian sebelumnya, diambil penelitian yang memiliki objek klasifikasi yang sama, yakni alpukat dengan 3 klas warna. Ringkasan berikut ini adalah 4 penelitian sebelumnya dengan objek yang sama, tetapi berbeda dalam jumlah sampel objek, jumlah fitur dan metode klasifikasi. Kode HAN, M&N, FAJ dan SAP adalah sesuai dengan nama peneliti untuk memudahkan perbandingan dengan penelitian ini.

1. **HAN** : Sampel 30 buah , 3 fitur nilai **RGB**, algoritma kNN (Hanafi et al., 2019)
2. **M&N** : Sampel 30 buah, 3 fitur nilai **RGB**, algoritma kNN (Mukhofifah & Nurraharjo, 2019)
3. **FAJ** : Sampel 20 buah, fitur 5 statistik **RGB**, algoritma (M fajar, 2022)
4. **SAP** : Sampel 20 buah, 3 fitur **HSV**, algoritma k-NN (J. Saputra et al., 2023)

Perbandingan penelitian ini (DS-1 dan DS-2) dengan empat penelitian sebelumnya seperti pada Gambar 7 berikut ini.



**Gambar 7.** Perbandingan Kinerja algoritma klasifikasi

Jika diperhatikan dalam perbandingan Gambar 7, terlihat bahwa penggunaan fitur RGB (HAN =66.67% dan M&N=73.30%) memiliki akurasi yang paling rendah, disusul fitur HSV (SAP=77.46%). Akan tetapi jika fitur RGB digunakan 5 fitur statistik akan terjadi kenaikan akurasi (FAJ=78.00%). Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan 10 fitur RGB dan HSV serta algoritma SVM menghasilkan akurasi yang paling lebih tinggi.

## KESIMPULAN

Beberapa kesimpulan yang dapat dihasilkan dari penelitian ini dapat disampaikan sebagai berikut.

1. Penggunaan jumlah fitur yang lebih banyak, yaitu fitur gabungan RGB dan HSV serta fitur statistik dari RGB terbukti memberikan kinerja yang lebih baik dari jumlah fitur yang lebih sedikit, yakni hanya melibatkan RGB saja atau HSV saja.
2. Hasil penelitian klasifikasi buah alpukat mentega menggunakan metode SVM dapat meningkatkan akurasi (lebih dari 80%) dibandingkan penelitian sebelumnya yang menggunakan metode kNN (kurang dari 80%).
3. Penggunaan sampel dataset yang lebih banyak terbukti menghasilkan kinerja klasifikasi yang lebih baik.
4. Pada dataset-1 (80:20) menghasilkan kinerja klasifikasi yang lebih baik, yaitu akurasi 86%, presisi 90% dan recall 86% dibandingkan dengan dataset-2 yang menghasilkan akurasi 85%, presisi 84% dan recall 85%.
5. Hasil akurasi pada ketiga jenis buah menunjukkan akurasi untuk buah matang lebih tinggi dari akurasi buah mentah atau busuk, yaitu sebesar 100% untuk dataset-1 dan 90% untuk dataset-2.

## SARAN

Perlu diadakan penelitian lebih jauh dengan membandingkan berbagai algoritma klasifikasi yang dikenal dalam *machine learning*, yaitu NBC, Random Forest dan Regression Tree. Juga perlu menambahkan jumlah variasi pengujian dalam data set dan jumlah dataset yang dilibatkan dalam sampel penelitian.

## DAFTAR PUSTAKA

- Aprilliani, F., Atmiasih, D., & Ristono, A. (2021). Evaluasi Tingkat Kematangan Buah Alpukat (*Persea americana* Mill.) dengan Teknologi Pengolahan Citra. *Jurnal Penelitian Pascapanen Pertanian*, 18(1).
- Arief, M. (2019a). Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Desain Komunikasi Visual*, 4(1).
- Arief, M. (2019b). Klasifikasi Kematangan Buah Jeruk Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode SVM. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Desain Komunikasi Visual*, 4(1), 9–16.
- Astrianda, N. (2020a). Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 1(2), 45–52. <https://doi.org/10.38038/vocatech.v1i2.27>
- Astrianda, N. (2020b). Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Variasi Model Warna Menggunakan Support Vector Machine. *VOCATECH: Vocational Education and Technology Journal*, 1(2), 45–52. <https://doi.org/10.38038/vocatech.v1i2.27>
- Azrita, M. W., Ahmad, U., & Darmawati, E. (2020). Rancangan Kemasan dengan Indikator Warna untuk Deteksi Tingkat Kematangan Buah Alpukat. *Jurnal Keteknik Pertanian*, 7(2). <https://doi.org/10.19028/jtep.07.2.155-162>
- Christian, B. F., Lestari, U., & Andayati, D. (2019). Sistem Aplikasi Identifikasi Kematangan Buah Jeruk Nipis Berdasarkan Fitur Warna dan Menggunakan Support Vector Machine. *Jurnal Script*, 7(2), 248–256.
- Febriana, F., Riva, L. S., Salomo, R., Piero, S., Ikramsyah, M. A., & Santoni, M. M. (2021). Perbandingan Klasifikasi Naive-Bayes dan KNN untuk Mengidentifikasi Jenis Buah Apel dengan Ekstraksi Ciri LBP dan HSV. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, September.
- Hanafi, M. H., Fadillah, N., & Insan, A. (2019). Optimasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Alpukat Berdasarkan Warna. *IT JOURNAL RESEARCH AND DEVELOPMENT*, 4(1), 10–18. [https://doi.org/10.25299/itjrd.2019.vol4\(1\).2477](https://doi.org/10.25299/itjrd.2019.vol4(1).2477)
- Indrabayu, Arifin, N., & Areni, I. S. (2019). Klasifikasi Kematangan Stroberi Berbasis Segmentasi Warna dengan Metode HSV. *Jurnal Penelitian Enjiniring*, 23(2), 113–116. <https://doi.org/10.25042/jpe.112019.03>
- Kamila, V. Z., & Subastian, E. (2019). KNN vs Naive Bayes Untuk Deteksi Dini Putus Kuliah Pada Profil Akademik Mahasiswa. *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 3(2). <https://doi.org/10.30872/jurtti.v3i2.3097>
- M fajar, M. F. I. M. F. (2022). Aplikasi Pengolahan Citra Untuk Identifikasi Kematangan Alpukat Berdasarkan Tekstur Kulit Buah Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik. *JUKOMIKA (Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika)*, 5(1). <https://doi.org/10.54650/jukomika.v5i1.436>
- Mukhofifah, M., & Nurraharjo, E. (2019). Sistem Deteksi Kematangan Buah Alpukat Menggunakan Metode Pengolahan Citra. *Jurnal Dinamika Informatika*, 11(1). <https://doi.org/10.35315/informatika.v11i1.8144>
- Permana, A. P., Ainiyah, K., & Holle, K. F. H. (2021). Analisis Perbandingan Algoritma Decision Tree, kNN, dan Naive Bayes untuk Prediksi Kesuksesan Start-up. *JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga)*, 6(3). <https://doi.org/10.14421/jiska.2021.6.3.178-188>

- Puspita, R., & Widodo, A. (2021). Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS. *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, 5(4). <https://doi.org/10.32493/informatika.v5i4.7622>
- Rabbani, H. A., Rahman, M. A., & Rahayudi, B. (2021). Perbandingan Ruang Warna RGB dan HSV dalam Klasifikasi Kematangan Biji Kopi. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(6), 2243–2248. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Ritonga, A. S., & Purwaningsih, E. S. (2018). Penerapan Metode Support Vector Machine (SVM) dalam Klasifikasi Kualitas Pengelasan SMAW (Shielded Metal Arc Welding). In *Jurnal Ilmiah Educat* (Vol. 5, Issue 1).
- Ruswandi, M., Mulyana, D. I., & Awaludin, A. (2022). Optimasi Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Menggunakan KNN dan Fitur Statistik. *Smart Comp :Jurnalnya Orang Pintar Komputer*, 11(2).
- Saputra, J., Sa, Y., Yoga Pudya Ardhana, V., & Afriansyah, M. (2023). Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Kulit Buah. *RESOLUSI: Rekayasa Teknik Informatika Dan Informasi*, 3(5), 347–354. <https://djournals.com/resolusi>
- Saputra, M. R., & Irsyad, H. (2022). Klasifikasi Tingkat Kemanisan Alpukat Berdasarkan Fitur Hue Saturation Value (HSV) dengan Menggunakan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Algoritme*, 2(2), 113–119.
- Sihombing, P. R., & Yuliati, I. F. (2021). Penerapan Metode Machine Learning dalam Klasifikasi Risiko Kejadian Berat Badan Lahir Rendah di Indonesia. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, 20(2), 417–426. <https://doi.org/10.30812/matrik.v20i2.1174>
- Sopiatul Ulum, Alifa, R. F., Rizkika, P., & Rozikin, C. (2023). Perbandingan Performa Algoritma KNN dan SVM dalam Klasifikasi Kelayakan Air Minum. *Generation Journal*, 7(2). <https://doi.org/10.29407/gj.v7i2.20270>
- Valentino Jayadi, B., Handhayani, T., & Dolok Lauro, M. (2023). Perbandingan Knn Dan Svm Untuk Klasifikasi Kualitas Udara Di Jakarta. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi*, 11(2). <https://doi.org/10.24912/jiksi.v11i2.26006>
- Vernanda, D., Nugraha Purnawan, N., Herdiawan Apandi, T., Negeri Subang, P., Brigjen Katamso No, J., & Korespondensi, E. (2020). Data Analisis Klasifikasi Tingkat Kemanisan Nanas Menggunakan Svm Data Analysis For Classification Of Pineapple Ripeness Using Support Vector Machine. *Jurnal Ilmiah Ilmu Dan Teknologi Rekayasa* |, 3(2), 32–41. <https://doi.org/10.31962/jiitr.vvii.52>
- Verti, E. A., Mustikarini, E. D., & Lestari, T. (2021). Diversity of Avocado Germplasm (*Persea americana*) in Bangka Island Base On Morphological Character. *Seminar Nasional Penelitian Dan Pengabdian Masyarakat, Fak Teknik Univ Bangka Belitung*, 33–38.
- Yana, Y. E., & Nafi', N. (2021). Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN. *Journal of Computer, Information System, & Technology Management*, 4(1), 28–36.