

## PENERAPAN METODE IMAGE PROCESSING BERBASIS HISTOGRAM WARNA UNTUK IDENTIFIKASI DAN PENENTUAN TINGKAT KEMATANGAN BUAH PISANG

Davino Rizqy Dayan <sup>1</sup>, Muhammad Gibran Anggalana <sup>2</sup>, Muh Fahrul Fahrezi <sup>3</sup>,  
Naufalih Muzakki Sujono <sup>4</sup>, Rheynesta Hannover <sup>5</sup>, Endang Purnama Giri <sup>6</sup>, Gema Parasti Mindara <sup>7</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup> Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Sekolah Vokasi, IPB University

<sup>6</sup> Program Studi Ilmu Komputer, Sekolah Sains Data, Matematika, dan Informatika, IPB University

<sup>7</sup> Teknologi Rekayasa Komputer, Sekolah Vokasi, IPB University

Jl. Kumbang No 14, Kota Bogor 16128, Jawa Barat, Indonesia

endang\_pg@apps.ipb.ac.id

### ABSTRAK

Penentuan tingkat kematangan buah pisang merupakan aspek penting dalam proses pascapanen untuk menjaga kualitas sebelum distribusi. Namun, metode manual yang sering digunakan petani masih bersifat subjektif dan kurang akurat. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan pisang menggunakan pengolahan citra digital berbasis histogram warna dan algoritma Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan sebanyak 1.865 citra dari empat kategori kematangan, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang. Tahapan penelitian meliputi segmentasi citra menggunakan Otsu Thresholding, ekstraksi fitur statistik orde pertama (Mean, Skewness, Energy, dan Smoothness) dari ruang warna RGB, HSV, dan Lab\*, serta klasifikasi menggunakan SVM kernel Radial Basis Function (RBF). Hasil pengujian menunjukkan model mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang dengan akurasi sebesar 98%. Kelas matang memperoleh precision 93%, recall 95%, dan F1-score 94%, sedangkan kelas mentah mencapai precision 99%, recall 100%, dan F1-score 99%. Kelas setengah matang memperoleh nilai 99% untuk seluruh metrik, sementara kelas terlalu matang mencapai precision 98%, recall 96%, dan F1-score 97%. Hasil ini menunjukkan metode yang digunakan efektif sebagai solusi otomatis dan objektif dalam identifikasi kematangan buah pisang.

**Kata kunci :** *pengolahan citra digital, histogram warna, tingkat kematangan pisang, ekstraksi fitur statistik, Otsu Thresholding, Support Vector Machine.*

### 1. PENDAHULUAN

Pisang adalah salah satu buah yang paling banyak dikonsumsi secara global dan merupakan sumber vitamin, mineral, dan karbohidrat yang kaya [1].

Dalam proses pascapanen, penentuan tingkat kematangan menjadi salah satu tahapan penting untuk menjaga kualitas buah sebelum didistribusikan ke pasar [2].

Namun, petani biasanya melakukan pengamatan secara langsung yang memiliki kekurangan seperti subjektivitas, membutuhkan waktu lama, dan kurang akurat, sehingga diperlukan sistem yang dapat membantu menentukan tingkat kematangan pisang secara otomatis melalui serangkaian proses pengolahan citra [3].

Penelitian sebelumnya oleh Sebastian, Vivian, dan Atmadjaya [4] telah mengembangkan kombinasi metode HSV, GLCM, PCA, dan SVM untuk klasifikasi kematangan. Dalam bidang teknologi informasi, khususnya pengolahan citra digital (*image processing*), terdapat berbagai metode untuk mengidentifikasi objek berdasarkan ciri visual seperti warna, bentuk, dan tekstur [5].

Penelitian ini berfokus pada penggunaan ekstraksi fitur berbasis histogram [2], yang efektif mengenali pola warna khas dari setiap tingkat kematangan pisang, seperti hijau (mentah), kuning (matang), hingga coklat (terlalu matang) [6] [7].

Pemilihan histogram warna didasarkan pada efisiensi komputasinya yang lebih tinggi dibandingkan

metode *Deep Learning* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) yang memerlukan sumber daya perangkat keras besar dan dataset yang sangat masif untuk pelatihan model [6] [8].

Histogram mampu merepresentasikan distribusi intensitas warna kulit secara statistik, yang terbukti menjadi fitur paling diskriminatif dalam menentukan fase pematangan [7] [9].

Selain itu, penggunaan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dipilih karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan klasifikasi non-linear melalui teknik *kernel*, yang sering kali memberikan generalisasi lebih baik dibandingkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang cenderung sensitif terhadap *noise* dan pemilihan parameter jarak [10] [11].

Kombinasi kedua metode ini diharapkan mampu memberikan akurasi yang optimal namun tetap ringan untuk diimplementasikan pada sistem otomatisasi sederhana.

Berdasarkan konteks tersebut, rumusan masalah penelitian ini mencakup bagaimana merancang sistem *image processing* untuk mengekstraksi fitur warna menggunakan histogram, serta bagaimana karakteristik distribusi warna dari histogram tersebut dapat diterapkan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang ke dalam kategori mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang. Selain itu, penelitian ini juga mengkaji seberapa tinggi tingkat akurasi model klasifikasi yang dibangun

menggunakan fitur histogram warna berdasarkan *dataset* yang digunakan. Sejalan dengan hal tersebut, tujuan penelitian adalah menerapkan metode *image processing* berbasis histogram warna untuk proses identifikasi, menghasilkan klasifikasi tingkat kematangan pisang berdasarkan karakteristik distribusi warna, serta mengevaluasi akurasi dan efektivitas metode tersebut dalam menentukan tingkat kematangan buah pisang secara digital.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Pengolahan Citra untuk Identifikasi Objek

Pengolahan citra digital merupakan cabang ilmu *Artificial Intelligence* yang memanfaatkan objek citra dalam bentuk digital untuk menyelesaikan masalah identifikasi layaknya penglihatan manusia [5].

Metode ini memproses gambar dengan memanipulasinya menjadi data citra digital untuk mendapatkan informasi yang presisi, yang kemudian digunakan untuk mengenali objek berdasarkan ciri visual [12].

Dalam konteks pertanian, teknologi ini menjadi solusi untuk meningkatkan akurasi dalam proses penyortiran kualitas buah yang sebelumnya memiliki tingkat kesalahan tinggi akibat faktor manusia [5].

### 2.2. Penentuan Tingkat Kematangan Buah Pisang

Perubahan fisik pada pisang, khususnya warna kulit, merupakan indikator utama tingkat kematangan; dimulai dari dominan hijau untuk pisang mentah, kuning untuk matang, hingga munculnya bercak coklat kehitaman pada fase terlalu matang [6].

Namun, penentuan kematangan secara manual oleh petani memiliki kelemahan karena bersifat subjektif, memakan waktu lama, dan dipengaruhi faktor kelelahan yang menyebabkan ketidakakonsistenan hasil [13].

Oleh karena itu, diperlukan sistem otomatis yang dapat menentukan tingkat kematangan pisang secara objektif melalui serangkaian proses pengolahan citra [3].

### 2.3. Histogram Warna sebagai Metode Ekstraksi Fitur

Untuk mengukur karakteristik visual secara digital, digunakan metode ekstraksi fitur statistik berbasis histogram warna yang mampu merepresentasikan distribusi intensitas warna pada citra [2].

Pendekatan ini mengekstraksi parameter statistik orde pertama dari histogram, yang meliputi *mean* (rata-rata), *skewness* (kemencengan), *energy* (keseragaman), dan *smoothness* (kehalusan) [2].

Fitur-fitur statistik ini digunakan untuk menemukan parameter yang membedakan setiap tingkatan kematangan pisang berdasarkan tekstur visual dan distribusi warna kulitnya [2].

Fitur statistik orde pertama yang diekstraksi dari *histogram* warna mampu merepresentasikan distribusi intensitas warna kulit pisang dan digunakan untuk

membedakan tingkat kematangan buah pisang secara efektif [9].

### 2.4. Ruang Warna dalam Analisis Kematangan

Pemilihan ruang warna sangat krusial dalam analisis citra [12].

Selain model RGB (*Red, Green, Blue*), ruang warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) sering digunakan karena kemampuannya memisahkan informasi warna dari intensitas cahaya, yang dianggap lebih mendekati persepsi visual manusia [12].

Komponen *Hue* pada HSV lebih dominan dibandingkan komponen lainnya, sehingga ekstraksi fitur warna menjadi lebih baik dibandingkan ruang warna lain [12].

Penelitian sebelumnya mengembangkan sistem klasifikasi dengan memanfaatkan kombinasi citra RGB dan HSV untuk mendapatkan fitur yang diskriminatif pada kulit buah [13].

Transformasi ruang warna HSI (*Hue, Saturation, Intensity*) juga digunakan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang, di mana komponen *hue* terbukti sensitif terhadap perubahan warna kulit selama proses pematangan dan menghasilkan akurasi yang tinggi [14].

Dari penelitian Ananda dkk. [10], klasifikasi tingkat kematangan buah pisang dilakukan menggunakan fitur warna RGB dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan membandingkan beberapa metode jarak, dan hasilnya menunjukkan bahwa kualitas fitur warna sangat mempengaruhi akurasi klasifikasi.

### 2.5. Support Vector Machine (SVM)

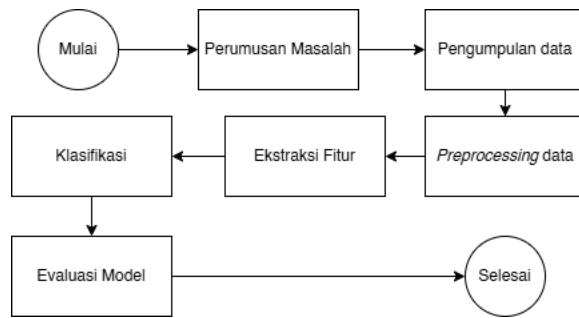
Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) merupakan metode pembelajaran mesin yang bekerja dengan mencari *hyperplane* pemisah yang optimal antar kelas dalam ruang berdimensi tinggi [5].

SVM banyak dipilih dalam penelitian analisis buah karena terbukti memberikan akurasi prediksi yang tinggi dan mampu menangani klasifikasi non-linear menggunakan teknik *kernel trick* [7].

Kinerja model klasifikasi ini dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, yang mencakup perhitungan parameter akurasi, presisi (*precision*), dan *recall* untuk mengukur keberhasilan sistem dalam mengenali setiap kelas kematangan [2].

## 3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini disusun secara sistematis untuk mengembangkan model klasifikasi tingkat kematangan pisang yang objektif dan akurat. Kerangka kerja penelitian mengadopsi tahapan standar dalam *machine learning* dan *image processing*, yang difokuskan pada pemanfaatan fitur statistik histogram warna beserta algoritma *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi utama mulai dari perumusan masalah hingga evaluasi kinerja model.



Gambar 1. Alur penelitian

Berdasarkan gambar alur penelitian di atas, proses diawali dengan Perumusan Masalah untuk menetapkan fokus pada identifikasi visual kematangan buah, dilanjutkan dengan Pengumpulan Data citra pisang. Data tersebut kemudian melalui tahap *Preprocessing Data* (segmentasi *Otsu* dan konversi ruang warna) agar siap untuk tahap Ekstraksi Fitur berbasis statistik histogram. Fitur-fitur warna yang dihasilkan kemudian digunakan untuk melatih model Klasifikasi menggunakan SVM, dan rangkaian penelitian diakhiri dengan Evaluasi Model menggunakan *confusion matrix* sebelum proses dinyatakan Selesai.

### 3.1. Perumusan Masalah

Penelitian ini diawali dengan memahami masalah yang ingin diselesaikan, terutama pada kasus data yang kompleks [4].

Dalam langkah awal ini, dirumuskan untuk menjawab bagaimana mengklasifikasi menggunakan ekstraksi fitur berbasis histogram warna. Secara spesifik, penelitian ini memberikan representasi fitur paling diskriminatif serta seberapa tinggi akurasi yang dicapai oleh model *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan pisang ke empat kategori yaitu mentah, setengah mentah, matang, dan terlalu matang seperti yang sudah dilakukan oleh Sebastian et. al [4].

### 3.2. Pengumpulan Data

Tahap awal adalah pengumpulan data. Penelitian ini menggunakan *dataset* sekunder yang bersifat publik, yaitu "*Banana Ripeness Image*" yang dipublikasikan oleh Pangestu (2023) [15].

*Dataset* ini terdiri dari 1.865 citra pisang (Cavendish dan Ambon) dengan resolusi seragam 224 x 224 piksel [15].

Sesuai dengan rumusan masalah, penelitian ini akan berfokus pada empat kelas: Mentah (491 citra), Setengah Matang (606 citra), Matang (294 citra), dan Terlalu Matang (474 citra) [15].

Penelitian ini akan mengikuti skema pembagian data yang telah ditetapkan oleh pembuat *dataset*, yaitu 80% data latih dan 20% data uji [15].

### 3.3. Preprocessing Data

Tujuan dari tahap pra-pemrosesan adalah untuk mempersiapkan citra agar siap diekstraksi fiturnya.

Tahapan ini meliputi segmentasi citra dan konversi ruang warna. Segmentasi citra adalah proses yang bertujuan untuk memisahkan objek (buah pisang) dari latar belakangnya (*background*) [3] [12].

Hal ini sangat penting agar piksel latar belakang tidak ikut terhitung dalam analisis histogram warna objek. Segmentasi dilakukan menggunakan metode *Otsu Thresholding*. Karena *dataset* sudah memiliki resolusi seragam [15], langkah *resizing* (penyesuaian ukuran) [6] [8] tidak diperlukan.

Terakhir, dilakukan Konversi Ruang Warna, di mana citra RGB dapat diubah ke format grayscale (skala keabuan) [2] atau ke ruang warna HSV [12] [13] untuk dianalisis.

### 3.4. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur adalah proses untuk mengambil informasi penting dan terukur dari citra yang akan digunakan sebagai parameter input untuk klasifikasi. Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah ekstraksi fitur statistik berbasis histogram, seperti yang diusulkan oleh Kosasih dkk. [2].

Histogram adalah representasi grafis dari distribusi intensitas piksel. Penelitian ini akan mengekstraksi nilai-nilai statistik (fitur statistik orde pertama) yang merangkum bentuk histogram dari setiap kanal warna [2].

Fitur-fitur tersebut meliputi *Mean* (rata-rata kecerahan), *Skewness* (mengukur asimetri distribusi), *Energy* (mengukur keseragaman), dan *Smoothness* (mengukur kehalusan) [2].

Fitur-fitur ini akan dihitung untuk setiap kanal (R, G, B, H, S, V, dll.) dan digabungkan menjadi "vektor fitur" yang mewakili tiap gambar.

### 3.5. Klasifikasi

Vektor fitur yang didapat dari data latih kemudian digunakan untuk melatih model *machine learning* (klasifikasi). Model ini akan belajar memprediksi kelas (mentah, setengah matang, matang, terlalu matang) dari data uji. Berdasarkan studi literatur, algoritma klasifikasi yang dipilih untuk penelitian ini adalah *Support Vector Machine* (SVM). Metode SVM dipilih karena merupakan algoritma klasifikasi yang populer dan terbukti digunakan dalam studi terkait untuk klasifikasi buah dan analisis fitur statistik [2] [5].

### 3.6. Evaluasi Model

Tahap akhir merupakan Evaluasi Model untuk mengukur performa model yang telah dilatih. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data uji (20% data). Metode evaluasi utama yang digunakan adalah *Confusion Matrix* [6] [11], yaitu sebuah tabel yang memvisualisasikan kinerja klasifikasi.

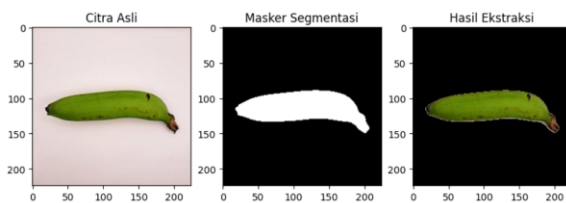
Dari *confusion matrix* tersebut, akan dihitung metrik-metrik standar performa [6] seperti: Akurasi (persentase total tebakan yang benar), Presisi (seberapa akurat tebakan positif model), dan *Recall*

(seberapa banyak kelas positif yang berhasil ditemukan model).

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1. Implementasi Sistem dan Alur Klasifikasi

Sistem klasifikasi tingkat kematangan pisang ini diimplementasikan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan memanfaatkan pustaka utama OpenCV untuk manipulasi citra dan Scikit-Learn untuk pengembangan model pembelajaran mesin. Proses dimulai dengan memuat dataset “Banana Ripeness Image” [15] yang terdiri dari ribuan citra dengan variasi pencahayaan dan sudut pengambilan gambar.



Gambar 2. Tahapan ekstraksi citra pisang

Tahap pra-pemrosesan merupakan fase krusial dalam alur penelitian ini untuk memastikan bahwa fitur yang diekstraksi benar-benar murni berasal dari objek pisang tanpa interferensi dari latar belakang. Proses ini diawali dengan konversi citra asli dari ruang warna RGB ke dalam bentuk *grayscale* guna menyederhanakan informasi piksel untuk keperluan segmentasi. Sebagaimana divisualisasikan pada Gambar 2, penentuan objek utama dilakukan menggunakan algoritma *Otsu Thresholding* yang bekerja secara otomatis mencari nilai ambang batas (*threshold*) optimal. Hasil binerisasi pada bagian masker segmentasi (tengah) memisahkan buah pisang sebagai *foreground* dari latar belakang. Untuk menyempurnakan struktur masker dari *noise* atau lubang kecil akibat pantulan cahaya, diterapkan operasi morfologi *opening* dan *closing*. Tahap ini diakhiri dengan operasi *bitwise-AND* yang menghasilkan citra hasil segmentasi (kanan), di mana objek pisang telah terisolasi sepenuhnya dan siap untuk dianalisis lebih lanjut pada tahap ekstraksi histogram warna.

Setelah objek berhasil disegmentasi, dilakukan ekstraksi fitur statistik berbasis histogram untuk mengidentifikasi karakteristik visual. Fitur diekstraksi dari tiga ruang warna, yaitu RGB, HSV, dan  $L^*a^*b^*$ , untuk mendapatkan representasi yang komprehensif.

Dari setiap kanal warna tersebut, dihitung parameter statistik meliputi *Mean*, *Skewness*, *Energy*, dan *Smoothness* [2], menghasilkan vektor fitur berdimensi tinggi yang menjadi input bagi model klasifikasi. Pola fitur ini menunjukkan perbedaan yang distingtif antar kelas; misalnya, pisang kategori “Terlalu Matang” memiliki nilai *Energy* (keseragaman) yang lebih rendah akibat adanya bercak coklat yang membuat tekstur warna tidak homogen.

Tahap akhir adalah proses klasifikasi yang dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Pemilihan kernel *Radial Basis Function* (RBF) didasarkan pada kemampuannya untuk menangani hubungan non-linear antar fitur dengan memetakan data ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi, sehingga batas keputusan (*decision boundary*) antara kelas kematangan yang memiliki kemiripan visual dapat dipisahkan secara lebih akurat.

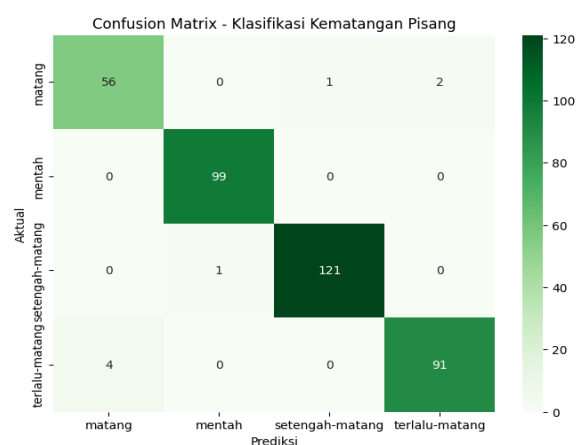
##### 4.2. Hasil Klasifikasi dan Analisis *Confusion Matrix*

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan skema pengujian dimana 20% data dipisahkan sebagai data uji yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan. Performa model terhadap data uji ini dievaluasi melalui *Confusion Matrix* untuk melihat persebaran tingkat akurasi prediksi pada seluruh kategori kematangan. Rincian performa model berdasarkan *matrix Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* disajikan dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil evaluasi klasifikasi SVM

| Kelas           | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> | <i>F1-Score</i> |
|-----------------|------------------|---------------|-----------------|
| Mentah          | 0.99             | 0.95          | 0.94            |
| Setengah Matang | 0.99             | 0.99          | 0.99            |
| Matang          | 0.93             | 0.95          | 0.94            |
| Terlalu Matang  | 0.98             | 0.96          | 0.97            |
| Akurasi Total   | -                | -             | 97.87%          |

Berdasarkan tabel di atas, model berhasil mencapai tingkat akurasi total sebesar 97.87%. Visualisasi *Confusion Matrix* pada Gambar 3 memperlihatkan bahwa SVM mampu memisahkan keempat kelas dengan baik, di mana kesalahan prediksi minor umumnya hanya terjadi pada kelas yang memiliki kemiripan visual tinggi, seperti antara kategori Setengah Matang dan Matang.



Gambar 3. *Confusion matrix* hasil klasifikasi tingkat kematangan pisang

*Confusion matrix* di atas menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan pisang berdasarkan empat kategori: matang, mentah, setengah matang, dan terlalu matang. Secara umum,

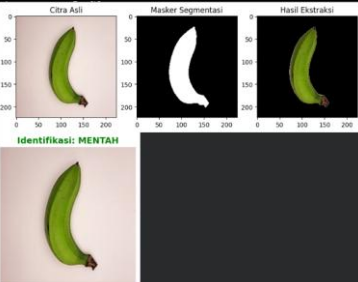
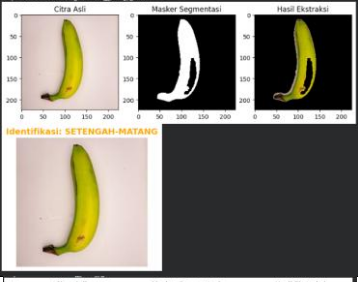
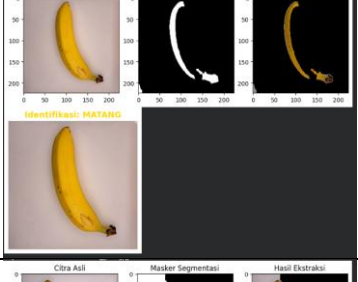
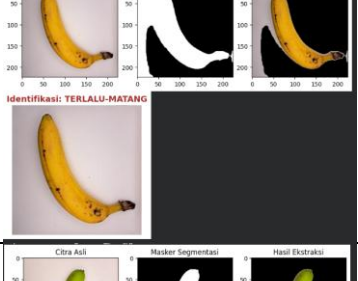
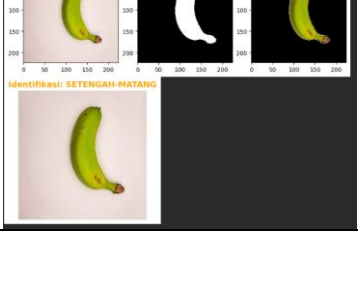
model menunjukkan akurasi tinggi karena sebagian besar data berada pada diagonal utama, yang berarti prediksi sesuai dengan nilai aktual. Kelas mentah, setengah matang, dan terlalu matang terprediksi dengan sangat baik, masing-masing dengan nilai benar 99, 121, dan 91 tanpa banyak kesalahan. Namun, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas matang, dimana beberapa citra matang diprediksi sebagai terlalu matang dan sebaliknya. Kesalahan ini menunjukkan bahwa beberapa citra memiliki kemiripan visual antar kelas tertentu. Meskipun demikian, jumlah kesalahan yang relatif kecil

menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dalam mengenali tingkat kematangan pisang.

#### 4.3. Pengujian Validasi pada Sampel Citra Test

Sebagai tahap akhir untuk memastikan fungsionalitas sistem secara praktis, dilakukan pengujian mandiri terhadap 5 sampel citra yang diambil secara acak dari data uji. Pengujian ini mensimulasikan penggunaan sistem di dunia nyata, di mana pengguna mengunggah gambar tunggal dan sistem harus memberikan hasil secara instan.

Tabel 2. Hasil pengujian klasifikasi pada 5 sampel citra

| No | Sampel Citra                                                                        | Label Aktual    | Hasil Prediksi  | Status |
|----|-------------------------------------------------------------------------------------|-----------------|-----------------|--------|
| 1  |    | Mentah          | Mentah          | Valid  |
| 2  |   | Setengah Matang | Setengah Matang | Valid  |
| 3  |  | Matang          | Matang          | Valid  |
| 4  |  | Terlalu Matang  | Terlalu Matang  | Valid  |
| 5  |  | Setengah Matang | Setengah Matang | Valid  |

Hasil pengujian pada Tabel 2 menunjukkan tingkat keberhasilan 100% pada sampel yang diuji secara acak. Sistem tidak hanya mampu memberikan label prediksi yang tepat, tetapi juga berhasil melakukan segmentasi yang bersih melalui metode *Otsu Thresholding*, sehingga fitur warna yang diekstraksi benar-benar merepresentasikan kondisi visual kulit buah tanpa gangguan latar belakang.

Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi metode segmentasi Otsu, ekstraksi fitur histogram warna pada ruang RGB, HSV, dan Lab\*, serta klasifikasi SVM sangat efektif dalam menyelesaikan permasalahan identifikasi kematangan pisang. Pendekatan segmentasi adaptif ini terbukti tangguh (*robust*) terhadap variasi pencahayaan, sementara kombinasi fitur statistik orde pertama mampu menangkap detail perubahan fisiologis pada kulit pisang dengan presisi [3] [12]. Tingkat akurasi yang tinggi dari pengujian ini menegaskan bahwa sistem yang dibangun memiliki potensi besar untuk diimplementasikan sebagai alat bantu sortasi digital yang objektif, ringan, dan efisien guna menggantikan penilaian subjektif manusia dalam proses pascapanen [2] [5].

## 5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *image processing* berbasis histogram warna yang dikombinasikan dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) terbukti efektif dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang secara otomatis. Proses pra-pemrosesan citra menggunakan *Otsu Thresholding* serta operasi morfologi berhasil menghasilkan segmentasi objek yang optimal sehingga fitur yang diekstraksi lebih akurat dan representatif. Ekstraksi fitur statistik orde pertama dari ruang warna RGB, HSV, dan  $L^*a^*b^*$  mampu mengenali pola visual ciri warna pada setiap tahapan kematangan, seperti pergeseran warna hijau, kuning, hingga cokelat. Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa model SVM dengan kernel RBF dapat mengklasifikasikan empat kategori tingkat kematangan dengan sangat baik, menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 97.87%. Hasil evaluasi yang didapat untuk kelas mentah dengan nilai *precision* 99%, *recall* 95% dan *f1-score* 94%. Kemudian kelas setengah matang memiliki nilai yang sama yaitu *precision* 99%, *recall* 99% dan *f1-score* 99%. Kelas matang memiliki nilai evaluasi *precision* 93%, *recall* 95% dan *f1-score* 94%. Terakhir untuk nilai evaluasi kelas terlalu matang yaitu *precision* 98%, *recall* 96% dan *f1-score* 97%. Dengan demikian, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini dinilai layak diterapkan sebagai sistem pendukung keputusan dalam proses penyortiran pascapanen buah pisang secara otomatis, cepat, dan lebih objektif dibandingkan penilaian manual.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] [1] N. D. Vu, N. T. T. N. Hang, K. D. Q. Mi, N. H. T. Anh, and B. A. Pham, "Exploring the nutritional composition, physicochemical properties, and biological characteristics of mature banana varieties (Musaceae)," *Food Chem. X*, vol. 28, p. 102594, May 2025, doi: 10.1016/j.fochx.2025.102594.
- [2] [2] R. Kosasih, Sudaryanto, and A. Fahrurrozi, "Classification of six banana ripeness levels based on statistical features on machine learning approach," *Int. J. Adv. Appl. Sci.*, vol. 12, no. 4, p. 317, Dec. 2023, doi: 10.11591/ijaas.v12.i4.pp317-326.
- [3] A. H. Kahfi, M. Hasan, and R. L. Hasanah, "Classification of Banana Ripeness Based on Color and Texture Characteristics," *J. Comput. Netw. Archit. High Perform. Comput.*, vol. 5, no. 1, pp. 10–17, Jan. 2023, doi: 10.47709/cnahpc.v5i1.1985.
- [4] A. Sebastian, Vivian, and J. Atmadjaya, "KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN PISANG DENGAN METODE HSV, GLCM, PCA, SVM," *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*
- [5] Y. Amrozi, D. Yulianti, A. Susilo, N. Novianto, and R. Ramadhan, "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan Metode SVM," *J. Sisfokom Sist. Inf. Dan Komput.*, vol. 11, no. 3, pp. 394–399, Dec. 2022, doi: 10.32736/sisfokom.v11i3.1502.
- [6] A. I. Hanifah and A. Hermawan, "Klasifikasi Kematangan Pisang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Komputika J. Sist. Komput.*, vol. 12, no. 2, pp. 49–56, Sept. 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i2.9999.
- [7] L. Ma et al., "Prediction of banana maturity based on the sweetness and color values of different segments during ripening," *Curr. Res. Food Sci.*, vol. 5, pp. 1808–1817, 2022, doi: 10.1016/j.crfs.2022.08.024.
- [8] A. W. Hastungkoro, A. D. P. Wicaksono, and Y. D. Rosita, "Klasifikasi Kualitas dan Kematangan Pisang Cavendish Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. SAINTEKOM*, vol. 14, no. 2, pp. 185–194, Sept. 2024, doi: 10.33020/saintekom.v14i2.686.
- [9] R. Kosasih, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Pisang Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur dan Algoritme KNN," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 4, pp. 383–388, Nov. 2021, doi: 10.22146/jnteti.v10i4.462.
- [10] R. P. Ananda, F. Liantoni, and N. P. T. Prakisy, "Identifikasi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Variasi Jarak Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *JISKA J. Inform. Sunan Kalijaga*, vol. 9, no. 3, pp. 159–169, Sept. 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.3.159-169.
- [11] T. Samantha, "Pengembangan Model Pembelajaran Mesin Prediksi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Citra Digital," *KALBISIANA*

- J. Mhs. Inst. Teknol. Dan Bisnis Kalbis*, vol. 8, no. 1, 2022.
- [12] L. Kamelia, M. R. Effendi, and N. H. Adila, "Ripeness Level Classification of Banana Fruit Based on Hue Saturate Value (HSV) Color Space Using K-Nearest Neighbor Algorithm," *Int. J. Adv. Trends Comput. Sci. Eng.*, vol. 10, no. 2, pp. 941–947, Apr. 2021, doi: 10.30534/ijatcse/2021/651022021.
- [13] S. P. Adenugraha, V. Arinal, and D. I. Mulyana, "Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 6, no. 1, p. 9, Jan. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i1.3287.
- [14] A. I. Thoriq, M. H. Zuhri, Purwanto, Pujiono, and H. A. Santoso, "Classification of Banana Maturity Levels Based on Skin Image with HSI Color Space Transformation Features Using the K-NN Method," *J. Dev. Res.*, vol. 6, no. 1, pp. 11–15, May 2022, doi: 10.28926/jdr.v6i1.200.
- [15] A. Pangestu, "Banana Ripeness Image." Telkom University Dataverse, 2023. doi: 10.34820/FK2/GJBZ0X.