



Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Kristal Berdasarkan Warna Kulit Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Wahyu Ramadanu S¹, Ade Chandra², Nahumi Nugrahaningsih³

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya

¹wahyusaputra@mhs.eng.upr.ac.id, ²adechandra@it.upr.ac.id, ³nahumi@it.upr.ac.id

Abstract

Indonesia, with its abundant natural resources, has many types of fruit plants, including crystal guava, which is beneficial for health. Crystal guava thrives in various regions, including Central Kalimantan. Detecting fruit ripeness is crucial to ensure product quality, where the fruit's color serves as the main indicator. This study utilizes digital image processing to classify the ripeness of crystal guava using the HSV color space model (Hue, Saturation, Value). This method separates color information from brightness and saturation, which is useful in visually assessing fruit ripeness. Classification is performed using the Naive Bayes method, effective for high-dimensional data such as digital images. The aim of the research is to classify the ripeness of crystal guava into two classes: ripe and unripe, and to evaluate the accuracy of the Naive Bayes method. The results show that the Naive Bayes model with the HSV color space achieved an accuracy of 88.10%. While this result is good, there is potential for further improvement through more advanced preprocessing techniques or additional feature usage. This research is expected to facilitate the sorting of crystal guava, enhance efficiency in harvest management, and provide benefits to farmers and the agricultural industry. With a more accurate classification, the identification of fruit ripeness becomes more efficient, saving labor, time, and costs

Keywords: *Crystal Guava Ripeness, Digital Image Processing, HSV Color Space, Naive Bayes, Classification*

Abstrak

Indonesia, dengan kekayaan alamnya, memiliki banyak jenis tanaman buah, termasuk jambu kristal yang bermanfaat untuk kesehatan. Jambu kristal tumbuh subur di berbagai wilayah, termasuk Kalimantan Tengah. Deteksi kematangan buah sangat penting untuk memastikan kualitas produk, di mana warna buah menjadi indikator utama. Penelitian ini memanfaatkan pengolahan citra digital untuk mengklasifikasikan kematangan jambu kristal menggunakan model ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value). Metode ini memisahkan informasi warna dari kecerahan dan saturasi, yang berguna dalam penilaian visual kematangan buah. Klasifikasi dilakukan dengan metode Naive Bayes, yang efektif untuk data berdimensi tinggi seperti citra digital.

Kata kunci: *Kematangan Buah Jambu Kristal, Pengolahan Citra Digital, Ruang Warna HSV, Naive Bayes, Klasifikasi*

1. Pendahuluan

Indonesia adalah negara dengan wilayah yang sangat luas, kaya akan sumber daya alam, serta memiliki keragaman budaya dan adat istiadat. Salah satu kekayaan alamnya terlihat dari berbagai tanaman buah yang tumbuh subur, seperti jambu kristal. Jambu kristal merupakan tanaman buah perdu yang tumbuh baik di iklim tropis, termasuk Indonesia. Asalnya dari Amerika Tengah, tepatnya Brasil, lalu menyebar ke Thailand dan akhirnya ke berbagai wilayah Asia, termasuk Indonesia. Saat ini, jambu kristal banyak dibudidayakan di Kalimantan Tengah dengan tingkat produksi yang tinggi. Agar dapat mengurangi pembusukan, penting

bagi petani untuk memahami tingkat kematangan buah ini, yang salah satunya dapat ditentukan berdasarkan warna

Indonesia adalah negara dengan wilayah yang sangat luas, kaya akan sumber daya alam, serta memiliki keragaman budaya dan adat istiadat. Salah satu kekayaan alamnya terlihat dari berbagai tanaman buah yang tumbuh subur, seperti jambu kristal. Jambu kristal merupakan tanaman buah perdu yang tumbuh baik di iklim tropis, termasuk Indonesia. Asalnya dari Amerika Tengah, tepatnya Brasil, lalu menyebar ke Thailand dan akhirnya ke berbagai wilayah Asia, termasuk Indonesia. Saat ini, jambu kristal banyak dibudidayakan di Kalimantan Tengah dengan tingkat produksi yang



Lisensi

Lisensi Internasional Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0.

tinggi. Agar dapat mengurangi pembusukan, penting bagi petani untuk memahami tingkat kematangan buah ini, yang salah satunya dapat ditentukan berdasarkan warna.

2. Metode Penelitian

2.1. Buah Jambu Kristal

Jambu kristal adalah jenis kultivar jambu biji yang tersebar dan banyak tumbuh di Indonesia. Secara umum, jambu ini memiliki ciri yang sama dengan jambu biji. Akan tetapi jika lebih diperhatikan, jambu jenis kristal bentuknya lebih bulat dan besar, kulitnya tipis dan terdapat lapisan lilin yang tebal, serta berwarna hijau muda ketika matang.

Meski masih terdapat sedikit biji, terkadang jambu ini dijuluki sebagai jambu tanpa biji. Harga jual jambu kristal di pasaran cukup tinggi, hal tersebut dikarenakan jambu ini memiliki rasa yang enak, manis, segar, renyah dan biji yang jumlahnya lebih sedikit dibanding jenis jambu biji lainnya.

Jumlah biji yang sedikit tersebut tentu menarik minat para penyuka jambu biji karena tidak harus membersihkan biji yang mengganggu ketika dikunyah. Selain itu, rasanya yang segar juga cocok dijadikan rujak atau manisan buah.

2.2. Citra Digital

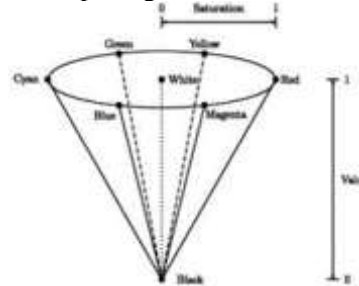
Citra atau gambar dapat didefinisikan sebagai sebuah fungsi dua dimensi $f(x, y)$ berukuran M baris dan N kolom, dimana x dan y adalah suatu koordinat bidang datar, dan amplitudo f di setiap pasangan koordinat (x, y) disebut intensitas atau level keabuan (grey level) dari suatu citra di titik tersebut. Jika x, y , dan f semuanya mempunyai nilai yang berhingga dan nilainya diskrit, maka citranya disebut citra digital. Sebuah citra digital terdiri dari sejumlah elemen yang berhingga, di mana masing-masing mempunyai lokasi dan nilai tertentu. Elemen-elemen ini disebut sebagai picture element/image element/pels/pixels.

2.3. Pengolahan Citra

Pengolahan citra adalah pemrosesan gambar dua dimensi dengan menggunakan komputer. Tujuan pengolahan citra digital adalah, yang pertama, untuk memperbaiki citra yang dilihat dari aspek radiometrik (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra) dan dari aspek geometrik (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik). Kedua, untuk melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung dalam citra. Ketiga, untuk melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data. Adapun pengolahan citra yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut.

2.4. Ruang Warna HSV

HSV (hue, saturation, value) merupakan salah satu sistem warna yang digunakan manusia dalam memilih warna. Sistem ini dinilai lebih dekat daripada sistem RGB dalam mendeskripsikan sensasi warna oleh mata (Vivian dan Rismon, 2018). Model warna HSV mendefinisikan warna dalam terminologi Hue, Saturation dan Value. Hue menyatakan warna sebenarnya, seperti merah, violet, dan kuning. Hue digunakan untuk membedakan warna-warna dan menentukan 10 kemerahan (redness), kehijauan (greenness), dsb, dari cahaya. Hue berasosiasi dengan panjang gelombang cahaya. Saturation menyatakan tingkat kemurnian suatu warna, yaitu mengindikasikan seberapa banyak warna putih diberikan pada warna. Value adalah atribut yang menyatakan banyaknya cahaya yang diterima oleh mata tanpa memperdulikan warna. Perhatikan ruang warna sistem HSV yang dipresentasikan pada gambar 2.1



Gambar 1 Representasi Sistem Warna HSV

2.5. Klasifikasi dengan Metode Naïve Bayes Classifier

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek. Klasifikasi merupakan proses awal dari pengelompokan data. Beberapa teknik klasifikasi yang digunakan adalah Decision tree classifier, Rule-based classifier, Jaringan syaraf tiruan, Support vector machine, dan Naive Bayes Classifier. Setiap teknik menggunakan algoritma pembelajaran masing-masing untuk mengidentifikasi model yang memberikan hubungan yang paling sesuai antara himpunan atribut dan label kelas dari data input (Agus Mulyanto, 2009 dalam Natalius, 2011).

2.6. Gaussian Naïve Bayes

Gaussian Naive Bayes merupakan sebuah teknik klasifikasi yang digunakan dalam machine learning dengan menggunakan metode probability dan Distribusi Gaussian atau Distribusi Normal. Gaussian Distribution mengasumsikan bahwa setiap feature pada data memiliki pengaruh yang independent dalam memprediksi target. Kombinasi prediksi dari seluruh parameter adalah prediksi akhir dengan probability dari target variable yang diklasifikasikan ke dalam dua kelas.

Klasifikasi akhirnya adalah hasil probability yang lebih tinggi dari grup target.

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X) \cdot P(X)}{P(Y)}$$

X,Y = Kejadian

P(X|Y) = Probability untuk X ketika Y benar

P(Y|X) = Probability untuk Y ketika X benar

P(X), P(Y) = Probability independent untuk X

Rumus dari Gaussian Naive Bayes ditampilkan oleh gambar diatas. Berikut akan saya jelaskan contoh perhitungan dengan menggunakan gaussian naïve bayes untuk klasifikasi deposit atau tidak deposit. Namun sebelumnya akan saya jelaskan dahulu rumus untuk distribusi normal.

2.7. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah teknik yang dipakai dalam menilai hasil kerja dari model yang diuji terutama dalam kasus klasifikasi pada *machine learning*. *Confusion matrix* memiliki empat kombinasi yang berbeda berdasarkan nilai prediksi dan nilai aktual. *Confusion Matrix* tersusun atas empat sel yang diberi label TP, FP, FN dan TN (Van Fadhila et al., 2023).

Keterangan :

- TP = *True Positive*, yaitu banyaknya data positif yang diklasifikasikan dengan benar oleh sistem untuk kelas i
- TN = *True Negative*, banyaknya data negatif yang diklasifikasikan oleh sistem dengan benar untuk kelas i
- FP = *False Positive*, yaitu banyaknya data kelas ke-i yang diprediksi positif salah diklasifikasikan oleh sistem
- FN = *False Negative*, yaitu banyaknya data kelas ke-i yang diprediksi negatif salah diklasifikasikan oleh sistem

2.8. Classification Report

Nilai akurasi, *recall*, dan *precision* adalah tiga nilai yang digunakan untuk mengevaluasi kapasitas atau kinerja model klasifikasi yang dibangun (Anjani and Yamasari, 2023). Berikut ini adalah definisi dari nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*:

a. Accuracy

Accuracy menunjukkan seberapa baik klasifikasi benar terprediksi tingkat stres atau dengan tingkat stres pada data *actual*. Berikut ini adalah rumus untuk mendapatkan nilai *accuracy*, dilihat pada Persamaan (3) (Van Fadhila et al., 2023):

b. Precision

Precision menunjukkan rasio prediksi menyatakan dengan benar seseorang terprediksi kedalam *kategori* tingkat stres yang telah dibuat dibandingkan dengan

keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Berikut ini adalah rumus untuk mendapatkan nilai *precision*, dilihat pada Persamaan (4) (Van Fadhila et al., 2023):

c. Recall

Recall (Sensitivitas) menunjukkan rasio memprediksi dengan benar seseorang terprediksi kedalam kategori tingkat stres dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Berikut ini adalah rumus untuk mendapatkan nilai *recall*, dilihat pada Persamaan (5) (Van Fadhila et al., 2023):

d. F1-Score

Hasil kombinasi perhitungan nilai *Precision* dan *Recall* akan dijadikan sebagai nilai pengukuran (*F1-score*). Berikut ini adalah rumus untuk mendapatkan nilai *f1-score*, dilihat pada Persamaan.

2.9. Google Collab

Google Collaboratory atau Google Colab adalah platform berbasis cloud untuk menulis, menjalankan, dan berbagi kode Python melalui web browser.

Platform ini dirancang bagi analyst, developer, peneliti, dan pendidik yang bekerja di bidang data science dan machine learning dengan menyediakan environment komputasi yang fleksibel dan mudah diakses tanpa biaya.

Google Colab juga menawarkan kemampuan untuk menjalankan Jupyter Notebook (web app open-source untuk kombinasi kode, teks terformat, dan visualisasi data) langsung dari web browser tanpa perlu konfigurasi apa pun.

Salah satu fitur utama dari Google Colab adalah kemampuannya untuk berkolaborasi secara real-time. Mirip dengan berbagi dokumen di Google Docs, user dapat berbagi notebook mereka dengan orang lain. Selain itu, karena notebook disimpan di Google Drive, file ini diakses dari perangkat mana pun dan kapan pun, mirip dengan dokumen lain di ekosistem Google.

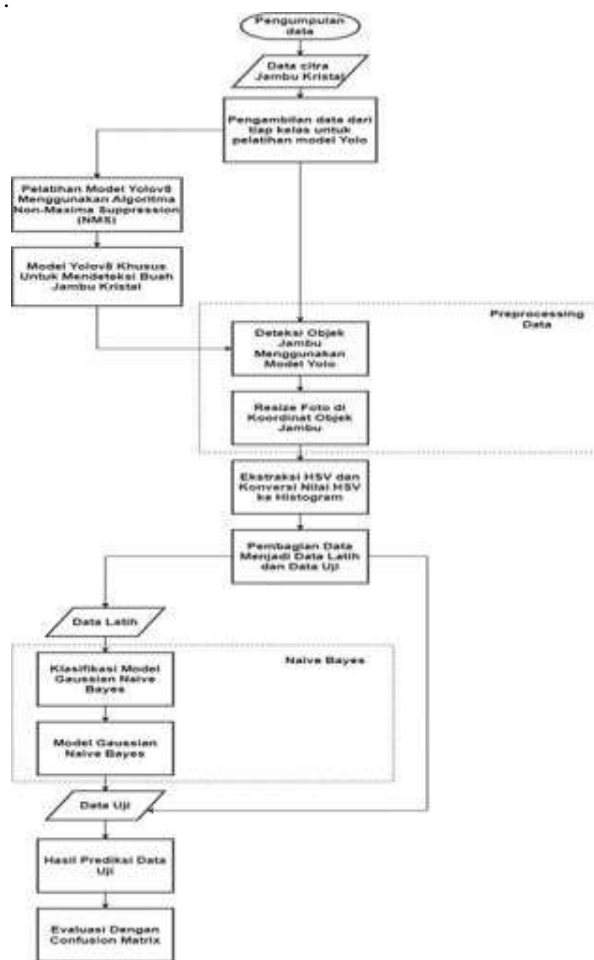
2.10. YOLOv8

YOLOv8 adalah model YOLO terbaru yang dapat digunakan untuk tugas deteksi objek, klasifikasi gambar, dan segmentasi instans. YOLOv8 dikembangkan oleh Ultralytics, yang juga menciptakan model YOLOv5 yang berpengaruh dan menjadi penentu industri. YOLOv8 mencakup berbagai perubahan dan peningkatan pengalaman arsitektur dan pengembangan dibandingkan dengan YOLOv5.

YOLOv8 masih dalam tahap pengembangan aktif saat tulisan ini ditulis, karena Ultralytics tengah mengerjakan fitur-fitur baru dan menanggapi masukan dari komunitas. Memang, saat Ultralytics merilis sebuah model, ia menikmati dukungan jangka panjang: organisasi tersebut bekerja sama dengan komunitas untuk menjadikan model tersebut sebaik mungkin.

3. Metode Penelitian

Berikut ini adalah tahapan dari penelitian, terlihat pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah citra jambu kristal yang terdiri dari data tidak layak jual dan data layak jual. Jumlah citra jambu kristal yang diperoleh berjumlah 207 citra jambu kristal 165 data latih dan 42 data uji .

3.2. Pelatihan Model Yolo

YOLOv8 (You Only Look Once Version 8) adalah algoritma deteksi objek terbaru yang dirilis pada Mei 2023. Sebagai versi paling mutakhir dari keluarga algoritma YOLO yang dikenal karena kecepatan dan akurasi, YOLOv8 menghadirkan berbagai fitur dan peningkatan baru yang membuatnya lebih efisien dan akurat dibandingkan versi sebelumnya.

Dalam penelitian ini, 50 foto jambu dikumpulkan dan dianotasi menggunakan CVAT (Computer Vision Annotation Tool). Proses pelabelan melibatkan penandaan setiap jambu dalam gambar dengan bounding box dan memberikan label "Jambu." Setelah proses anotasi selesai, data tersebut diekspor dalam format yang kompatibel dengan YOLOv8.

Langkah berikutnya adalah menyiapkan dataset untuk pelatihan model YOLOv8. Dataset ini diatur dalam struktur folder yang mencakup gambar dan label, yang

kemudian dibagi menjadi set pelatihan dan validasi. Sebuah file konfigurasi dataset juga dibuat untuk mendefinisikan jalur ke folder gambar dan label serta jumlah kelas yang akan dikenali oleh model, yaitu "Jambu."

3.3. Preprocessing Data Jambu Kristal

Proses preprocessing foto jambu melibatkan beberapa langkah rinci untuk memastikan bahwa gambar yang digunakan dalam pelatihan atau analisis memiliki kualitas dan konsistensi yang optimal. Berikut adalah penjelasan rinci tentang proses tersebut:

1. Deteksi Objek dengan Model YOLO
2. Penyaringan Deteksi Berdasarkan Kelas dan Skor Kepercayaan
3. Pemotongan dan Resizing Gambar:

Dengan langkah-langkah ini, gambar "jambu" yang diproses menjadi seragam dalam ukuran dan fokus pada objek yang relevan, siap untuk digunakan dalam analisis lebih lanjut atau sebagai input untuk model pelatihan.

3.4. Ekstraksi Ciri HSV dan Konversi nilai HSV ke Histogram

Proses ekstraksi ciri dalam konteks pengolahan citra adalah langkah untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan memilih informasi yang relevan atau fitur-fitur penting dari gambar atau citra. Tujuan utama dari ekstraksi ciri adalah untuk menyederhanakan representasi data citra yang kompleks menjadi representasi yang lebih kompak dan bermakna, yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut atau untuk tugas-tugas seperti klasifikasi, deteksi objek, pengenalan pola, dan lain sebagainya. Pada bagian ini terdapat preprocessing untuk mengekstrak ciri HSV sebagai berikut

1. Ekstraksi Fitur Warna
2. Menghitung Nilai Histogram
3. Penyimpanan

3.5. Tahapan Klasifikasi dan Model

Proses klasifikasi dengan Naive Bayes yang menggunakan fitur-fitur dari ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) mengintegrasikan langkah-langkah ekstraksi ciri HSV ke dalam prosesnya. Langkah awal adalah mengonversi setiap citra dalam dataset ke ruang warna HSV. Setelah konversi, fitur-fitur dari setiap saluran HSV diekstraksi. Setelah fitur-fitur HSV diekstraksi, model Naive Bayes dibentuk dengan langkah-langkah seperti Perhitungan Probabilitas Prior, Perhitungan Probabilitas Likelihood, Perhitungan Probabilitas Posterior. Setelah model Naive Bayes terbentuk, langkah terakhir adalah mengklasifikasikan data uji yang belum dilihat sebelumnya yaitu Ekstraksi Fitur Data Uji, Perhitungan Probabilitas Posterior Penentuan Kelas. Setelah klasifikasi selesai, model

dievaluasi menggunakan metrik-metrik seperti akurasi untuk menilai performanya.

3.6. Hasil dan Evaluasi

Tahapan ini merupakan tahapan untuk menganalisis dan mengevaluasi model yang diperoleh dari masing model yang digunakan. Proses perhitungan akurasi hasil klasifikasi menggunakan rumus Confusion matrix. Confusion matrix merupakan sebuah tabel yang terdiri atas banyaknya baris data uji yang diprediksi benar dan tidak benar oleh model klasifikasi. Tabel confusion matrix diperlukan untuk menentukan kinerja suatu model klasifikasi.

4. Hasil dan Pembahasan

Tampilan utama dari aplikasi bisa dilihat pada gambar.



Gambar 2. Menu Klasifikasi Jambu

Tampilan hasil klasifikasi foto pada web



Gambar 3. Hasil Foto Pada Web

4.1. Pelatihan Menggunakan YOLOv8

model YOLOv8 dilatih menggunakan dataset yang telah disusun. Proses pelatihan mencakup penentuan model YOLOv8 yang akan digunakan, jumlah epoch, dan ukuran gambar yang sesuai. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi secara otomatis menggunakan dataset validasi untuk menilai kinerjanya dalam mendeteksi objek "Jambu."



Gambar 4. Proses Anotasi Foto Jambu

4.2. Ekstraksi Ciri HSV dan Konversi nilai HSV ke Histogram

Tujuan utama dari ekstraksi ciri adalah untuk menyederhanakan representasi data citra yang kompleks menjadi representasi yang lebih kompak dan bermakna, yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut atau untuk tugas-tugas seperti klasifikasi, deteksi objek, pengenalan pola, dan lain sebagainya. Pada bagian ini terdapat pre-processing untuk mengekstrak ciri HSV dan berikut adalah hasil konversi nilai HSV ke Histogram.

No	Label	Arg. H	Arg. S	Arg. V	Histogram
1	Layak Jual	41.98027	104.7810	110.7248	0.00098875, 8.13e-06, 1.875e-05, 0.00011275, 0.00081275,
2	Layak Jual	47.15887	80.07996	178.2318	0.0, 0.00011875, 0.00019425, 0.0, 0.00013775, 2.3e-05, 0.0, 0.0013,
3	Layak Jual	38.53827	105.5844	148.8997	0.0, 3.3e-05, 0.00059375, 0.00056375, 0.0078875, 0.004225, 0.00020625,
4	Layak Jual	38.53828	111.1384	148.8127	0.0001375, 0.000075, 0.0004, 0.000875, 0.0007,
5	Layak Jual	43.37397	74.42311	164.2313	0.0, 0.0, 1.25e-05, 0.00148625, 0.0163125, 0.009175, 0.00088175,
6	Layak Jual	29.09450	121.8507	167.8309	0.0, 0.0, 0.00018125, 0.000475, 0.000475, 0.00075425, 0.00113125,
7	Layak Jual	48.2088	78.6886	178.8309	0.0, 0.0, 0.0, 3.375e-05, 0.00094675, 0.00094675, 0.0007075, 0.00184675,
8	Layak Jual	43.37397	74.42311	164.2313	0.0, 0.0, 1.25e-05, 0.00148625, 0.0163125, 0.009175, 0.00088175,
9	Layak Jual	43.28437	84.81706	162.8944	0.0, 0.0, 8.125e-05, 0.00181875, 0.0064125, 0.0048425, 0.00138625,
10	Layak Jual	80.87743	39.54313	167.0884	0.00011875, 0.0004, 0.00094675, 0.00098825, 0.0003825, 0.0008875,
11	Layak Jual	43.37397	81.13758	168.7209	0.0, 0.0, 0.0, 5e-05, 0.00113125, 0.00091125, 0.00375, 0.0045,
12	Layak Jual	44.77428	100.8104	157.5018	0.0, 0.0, 0.0, 3.125e-05, 1.875e-05, 0.0010375, 0.00061125,
13	Layak Jual	40.40385	117.84	157.7888	0.0, 3.125e-05, 2.3e-05, 0.00011275, 0.0011, 0.0009125,
14	Layak Jual	41.26801	111.1380	168.8100	0.0, 0.0, 0.0002175, 3.30101125, 0.0018125, 0.002125, 0.00070625,
15	Layak Jual	37.71829	118.4400	162.8907	0.0, 0.0, 1.25e-05, 0.00068125, 0.0012, 0.0015625, 0.00054375,
16	Layak Jual	39.13857	120.5431	178.8308	0.0, 5.625e-05, 0.00039375, 0.0006175, 0.0016625, 0.0020125,
17	Layak Jual	37.80999	107.4848	174.8784	0.0, 0.0, 0.0, 8.125e-06, 0.00015625, 0.00015625, 0.0006,
18	Layak Jual	35.88113	88.73807	181.1206	0.0, 0.0, 0.0, 9.8e-05, 0.00071, 0.0008875, 0.00159875,
19	Layak Jual	35.88113	88.73807	181.1206	0.0, 0.0, 0.0, 9.8e-05, 0.00071, 0.0008875, 0.00159875,

Gambar 4. Data Histogram Warna Dan Label Dari Gambar Yang Terdeteksi

4.3. Pembagian Data Uji dan Data Latih

Pembagian ini dilakukan dengan proporsi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji, dimana pembagian data tersebut menghasilkan 165 Data latih dan 42 Data uji berikut contoh datanya.

No	X	Label
1	0.0 2.5e-05 0.00021875 0.00050625 0.	Layak Jual
2	0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0	Tidak Layak Jual
3	1.25e-05 0.000575 0.00040625 0.0008	Tidak Layak Jual
4	0.0 0.0002 0.00014375 0.00190625 0.	Layak Jual
5	6.25e-06 0.00080625 0.00430625 0.00	Tidak Layak Jual
6	0.0 0.0 0.0 0.0006125 0.00089375 0.0	Tidak Layak Jual
7	0.0 0.0 0.0 7.5e-05 0.00054375 0.0010	Layak Jual
8	0.0 0.0 0.0 3.75e-05 0.00039375 0.002	Tidak Layak Jual
9	0.0 6.25e-06 4.375e-05 0.00203125 0.	Layak Jual
10	0.0 3.125e-05 2.5e-05 0.00013125 0.0	Layak Jual
11	0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0	Tidak Layak Jual
12	0.0 0.0 8.75e-05 0.00015 3.125e-05 0.	Layak Jual
13	0.0 0.00195625 0.0052625 0.0047062	Tidak Layak Jual
14	0.0 0.00045 0.001225 0.002775 0.010	Tidak Layak Jual
15	0.0 0.0 1.875e-05 0.00016875 0.0009	Tidak Layak Jual
16	0.0 6.25e-06 0.00035 0.006175 0.0031	Tidak Layak Jual
17	0.0 0.0 0.0 0.0 0.00023125 6.875e-	Layak Jual
18	0.0 0.0 0.0 0.0 6.25e-06 2.5e-05 2.5e-	Layak Jual
19	0.0 0.00051875 0.0011625 0.0154437	Tidak Layak Jual
20	0.0 0.0 0.0 0.0 0.0071 0.0188375 0.01	Layak Jual
21	0.0 0.0 0.0 0.0 1.875e-05 1.25e-05 6.2	Layak Jual

Gambar 5. Data Latih Dan Data Uji

4.4. Pelatihan Model

Pada tahap ini, model Naive Bayes dilatih menggunakan data train yang telah disiapkan sebelumnya. Proses pelatihan ini melibatkan penggunaan nilai histogram sebagai fitur dan label gambar sebagai target. Model akan mempelajari hubungan antara fitur dan label untuk dapat melakukan prediksi pada data baru.

4.5. Evaluasi

Evaluasi dilakukan dengan menggunakan data test untuk mengukur seberapa baik model dalam mengklasifikasikan gambar ke dalam kategori 'Layak Jual' dan 'Tidak Layak Jual'. Berbagai metrik evaluasi confusion matrix seperti akurasi, presisi, dan recall akan digunakan untuk menilai performa model, dan hasil evaluasi ini akan memberikan wawasan mengenai kekuatan dan kelemahan model yang dikembangkan

Tabel 1. Hasil Pengukuran Performa

Confusion Matrix	
Prediksi	
Layak Jual	Tidak Layak Jual
9	8
3	1
88.10%	
0.90	
0.86	
0.88	

4. Kesimpulan

Kesimpulan

Penggunaan metode Naive Bayes untuk klasifikasi kematangan buah jambu kristal berdasarkan ruang warna HSV telah terbukti cukup efektif. Naive Bayes dipilih karena sederhana dan efisien untuk data berdimensi tinggi seperti pada citra digital. Pemilihan ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value) merupakan pilihan yang tepat untuk tugas ini. HSV memungkinkan kita untuk memisahkan informasi warna dari informasi kecerahan dan saturasi, yang penting untuk menentukan kematangan buah secara visual.

Data yang di gunakan untuk penelitian ini adalah 165 untuk data latih dan 42 data uji dan mencapai akurasi sebesar 88.10%, model Naive Bayes HSV ini dapat dianggap cukup baik untuk tujuan klasifikasi ini. Meskipun belum sempurna, tingkat akurasi ini menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi kematangan buah jambu kristal dengan tingkat keberhasilan yang tinggi. Meskipun akurasi 88.10 % adalah pencapaian yang baik, masih ada ruang untuk perbaikan. Analisis lebih lanjut dapat dilakukan untuk memahami klasifikasi yang salah dan faktor apa yang

dapat meningkatkan performa model, seperti penggunaan fitur tambahan atau teknik preprocessing yang lebih canggih. Klasifikasi kematangan buah jambu kristal berdasarkan HSV dengan Naive Bayes dapat memiliki aplikasi praktis dalam industri pertanian dan pengolahan makanan. Dengan model yang lebih akurat, dapat membantu meningkatkan efisiensi dalam pengelolaan panen dan kualitas produk.

Saran

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada penelitian tersebut, maka untuk penelitian selanjutnya peneliti memberikan saran yang mungkin bisa dijadikan dasar untuk pengembangan penelitian ini yaitu Memperbanyak dataset buah jambu kristal agar hasil yang diperoleh lebih akurat.

Daftar Rujukan

- [1] Pah, N. E., Mauko, A. Y., & Mola, S. A. (2021). EKSTRAKSI CIRI WARNA HSV DAN CIRI BENTUK MOMENT INVARIANT. J-ICON, 1- 12.
- [2] Arifin, N., Insani, C. N., & Rasyid, M. R. (2023). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat . Jurnal SAINTIKOM (Jurnal Sains Manajemen Informatika dan Komputer), 1-8.
- [3] Ayuningsih, K., Sari, Y. A., & Adikara, P. P. (2019). Klasifikasi Citra Makanan Menggunakan HSV Color Moment dan Local . Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer, 1-9.
- [4] Ciputra, A., Setiadi, D. I., Rachmawanto, E. H., & Susanto, A. (2018). KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH APEL MANALAGI. Jurnal SIMETRIS, Vol. 9 No. 1 April 2018, 1-8.
- [5] Ellif, Sitorus, S. H., & Hidayati, R. (2021). KLASIFIKASI KEMATANGAN PEPAYA MENGGUNAKAN RUANG WARNA Coding :Jurnal Komputer dan Aplikasi, 1-10.
- [6] Hakim, Z., Rahayu, S., & Irawati, K. (2022). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Kepok . AJCSR [Academic Journal of Computer Science Research] , 1-4.
- [7] Harun, R. (2021). Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu . Jurnal Nasional cosPhi, Vol. 5 No. 1 Tahun 2021, 1-6.
- [8] Humaira, N. I., Herman, M., Nurhikma, & Kaswar, A. B. (2021). KLASIFIKASI TINGKAT KUALITAS DAN KEMATANGAN BUAH TOMAT. JESSI Volume 02 Nomor 1 May 2021,1-7.
- [9] Jaya, T. S. (2021). KLASIFIKASI NANAS LAYAK JUAL DENGAN . Jurnal Sistem Informasi (E-Journal), VOL.13, NO.1, April 2021, 1-9.
- [10] Kaswar , A. B., Risal, A. A., Fatiah, & Nurjannah. (2020). KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH MARKISA. JESSI Volume 01 Nomor 1 May 2020, 1-8.
- [11] Munawir, Fitria, L., & Hermansyah, M. (2020). Implementasi Face Recognition pada Absensi Kehadiran Mahasiswa Menggunakan Metode Haar Cascade . JURNAL NASIONAL INFORMATIKA DAN TEKNOLOGI JARINGAN- VOL. 4 NO.2 (2020) , 1-7.
- [12] Octaviani, A., Prasvita, D. S., Zulkarnain, K. R., & Hinggit, S. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan pada Buah Rambutan Berdasarkan Fitur . SENAMIKA, 1-7.
- [13] Octaviani, A., Prasvita, D. S., Zulkarnain, K. R., & Hinggit, S. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan pada Buah Rambutan Berdasarkan Fitur . Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA), 1-7.
- [14] Roring, C. B., Mulyana, D. I., Lubis, Y. T., & Zamzami, A. R. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jambu Bol Berdasarkan . Volume 6 Nomor 1 Tahun 2022, 1-11.
- [15] Wibowo, A., Hermanto, D. M., Lestari, K. I., & Wijoyo, H. (2021). Deteksi Kematangan Buah Jambu Kristal Berdasarkan Fitur. Journal of Informatic and Computer Science Engineering, 1- 14.

- [16] Yohannes, Rivan, M. E., Devella, S., & Meiriyama. (2024). Teknik Informatika dan Sistem Informasi, 1-11.
Ekstraksi Fitur Warna Dengan Histogram HSV Untuk . Jurnal