

COMPARASI METODE KNN DAN SVM UNTUK MENGIDENTIFIKASI KEMATANGAN BUAH MANGGIS

Piliani La Mao¹, Sahriar Hamzah², Adelina Ibrahim³
pilianilamao04@gmail.com¹, sah@university.edu², adel@ummu.ac.id³
Universitas Muhammadiyah Maluku Utara

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dua metode klasifikasi, yaitu K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM), dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah Manggis berdasarkan citra digital. Proses klasifikasi didasarkan pada karakteristik warna kulit buah, yang merupakan indikator visual utama dalam menentukan tingkat kematangannya. Tahapan penelitian meliputi akuisisi citra, pra-pemrosesan, konversi model warna, serta ekstraksi fitur menggunakan representasi warna RGB dan HSV. Dataset citra kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji untuk menilai kemampuan generalisasi kedua metode. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta perhitungan waktu komputasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang lebih konsisten dan akurat dibandingkan KNN dalam proses klasifikasi tingkat kematangan. Temuan ini menegaskan bahwa pemanfaatan teknik pengolahan citra dan machine learning berpotensi mendukung proses sortasi buah secara otomatis dan efisien. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi referensi untuk pengembangan sistem pendukung keputusan dalam bidang pertanian cerdas yang membutuhkan identifikasi kualitas buah secara cepat dan objektif.

Kata Kunci: KNN, SVM, Kematangan Manggis, Citra, Klasifikasi.

ABSTRAK

This study aims to compare the performance of two classification methods, K-Nearest Neighbor (KNN) and Support Vector Machine (SVM), in identifying the ripeness level of mangosteen based on digital images. The classification process focuses on the color characteristics of the fruit's outer skin, which serve as the primary visual indicator of ripeness. The research stages include image acquisition, preprocessing, color model conversion, and feature extraction using RGB and HSV representations. The dataset is divided into training and testing sets to evaluate the generalization capability of each method. Performance evaluation is conducted using accuracy, precision, recall, F1-score, and computational time. The results indicate that SVM demonstrates more consistent and accurate performance than KNN in classifying ripeness levels. These findings highlight the potential of combining digital image processing and machine learning techniques to support automated and efficient fruit sorting systems. Furthermore, this study can serve as a reference for the development of decision-support tools in smart agriculture, particularly for applications that require fast and objective fruit quality identification.

Keyword: KNN, SVM, Mangosteen Ripeness, Image, Classification.

PENDAHULUAN

Buah manggis (*Garcinia mangostana* L.) dikenal sebagai salah satu buah tropis unggulan Indonesia yang memiliki potensi besar dalam pasar domestik maupun internasional. Selain rasanya yang manis dan khas, manggis juga memiliki nilai ekonomi tinggi karena kandungan antioksidan dan senyawa aktif di dalamnya yang berfungsi sebagai antikanker, antiinflamasi, serta meningkatkan imunitas tubuh (Nurdin et al., 2020). Seiring meningkatnya permintaan pasar, kualitas buah manggis yang dipasarkan menjadi aspek penting yang harus diperhatikan, terutama dalam hal tingkat kematangan buah. Penentuan tingkat kematangan buah manggis selama ini masih banyak dilakukan secara manual dengan mengandalkan pengamatan terhadap ciri-ciri fisik seperti warna kulit, tekstur, dan ukuran buah. Proses ini sangat bergantung pada pengalaman dan intuisi tenaga kerja, sehingga

hasilnya sering kali tidak konsisten. Selain itu, perbedaan penilaian antar individu bisa menyebabkan kesalahan dalam menentukan buah yang benar-benar matang. Ketidaktepatan ini tidak hanya mempengaruhi kualitas hasil panen, tetapi juga dapat mengganggu kelancaran distribusi dan menurunkan kepercayaan konsumen, terutama dalam pengiriman ke luar negeri yang memerlukan standar mutu tinggi dan seragam. Karena itu, dibutuhkan sebuah sistem yang dapat mengenali tingkat kematangan buah manggis secara otomatis, cepat, dan akurat. Dengan adanya sistem ini, proses sortasi bisa berjalan lebih efisien dan kualitas produk yang didistribusikan pun dapat terjaga dengan baik.

Seiring perkembangan teknologi informasi, khususnya dalam bidang pengolahan citra digital dan machine learning, kini telah banyak dikembangkan metode klasifikasi untuk mendeteksi objek berdasarkan fitur-fitur visual. Dua metode populer dalam proses klasifikasi adalah K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM). KNN merupakan algoritma sederhana yang mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan jarak terhadap sejumlah tetangga terdekat dalam ruang fitur. Kelebihan KNN terletak pada kemudahannya dalam implementasi dan kemampuannya dalam menangani data dengan distribusi yang tidak terlalu kompleks (Suryani, Prasetyo, 2022).

Sementara itu, algoritma SVM bekerja dengan mencari hyperplane terbaik yang dapat memisahkan data dari dua kelas atau lebih dengan margin maksimum. SVM dikenal efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dan memiliki performa klasifikasi yang tinggi dalam berbagai aplikasi citra digital (Rahmawati, Santosa, 2019). Kombinasi antara metode pengolahan citra dan algoritma klasifikasi ini memungkinkan terciptanya sistem yang efisien untuk mengidentifikasi kematangan buah manggis secara objektif dan akurat, sehingga sangat mendukung penerapan teknologi pertanian presisi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Pembahasan Sistem

Bab ini menyajikan hasil implementasi dan pengujian sistem identifikasi kematangan buah manggis menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM). Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah manggis berdasarkan fitur warna HSV yang diekstraksi dari citra digital.

Tahapan pengujian mencakup proses pengolahan awal citra, pre-processing, segmentasi, ekstraksi fitur, pelatihan model, serta pengujian klasifikasi. Hasil yang diperoleh kemudian dianalisis menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score, guna mengetahui performa masing-masing metode secara objektif.

2. Rancangan Interface

Rancangan antarmuka (interface) pada sistem Identifikasi Kematangan Buah Manggis Menggunakan Metode KNN dan SVM dibuat dengan tujuan untuk memudahkan pengguna dalam melakukan proses pengolahan citra hingga klasifikasi tingkat kematangan buah manggis. Desain antarmuka dirancang secara sederhana, informatif, dan interaktif sehingga alur penggunaan sistem dapat dipahami dengan mudah.

Secara umum, antarmuka aplikasi dibagi menjadi beberapa bagian utama, yaitu panel menu, area tampilan proses citra, area hasil klasifikasi, dan informasi fitur warna.

1) Judul Aplikasi

Pada bagian atas tampilan terdapat judul “Identifikasi Kematangan Buah Manggis – KNN vs SVM”. Judul ini berfungsi sebagai identitas aplikasi sekaligus memberikan informasi kepada pengguna bahwa sistem membandingkan dua metode klasifikasi, yaitu K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM).

2) Panel Menu (Sidebar)

Panel menu terletak di sisi kiri antarmuka dan berfungsi sebagai pusat kontrol utama sistem. Panel ini terdiri dari beberapa tombol, yaitu:

- a. Model KNN
Digunakan untuk memilih metode klasifikasi KNN sebagai algoritma yang akan digunakan dalam proses identifikasi kematangan buah manggis.
- b. Model SVM
Digunakan untuk memilih metode klasifikasi SVM sebagai alternatif pembanding terhadap metode KNN.
- c. Pilih Gambar
Berfungsi untuk memasukkan citra buah manggis yang akan diproses dan dianalisis oleh sistem.
- d. Pra-Proses
Digunakan untuk melakukan tahap pra-pemrosesan citra, seperti resizing, konversi warna, dan pengurangan noise agar citra siap untuk tahap selanjutnya.
- e. Ekstraksi
Tombol ini berfungsi untuk mengekstraksi fitur citra, khususnya fitur warna HSV (Hue, Saturation, Value) yang digunakan sebagai parameter dalam proses klasifikasi.
- f. Prediksi
Digunakan untuk menjalankan proses klasifikasi kematangan buah manggis berdasarkan metode yang telah dipilih (KNN atau SVM).
- g. Keluar
Berfungsi untuk menutup aplikasi.

3) Alur Penggunaan Interface

Alur penggunaan antarmuka sistem dimulai dari:

- a. Memilih metode klasifikasi (KNN atau SVM).
- b. Memilih citra buah manggis.
- c. Melakukan pra-pemrosesan citra.
- d. Melakukan segmentasi dan ekstraksi fitur warna.
- e. Menjalankan proses prediksi.
- f. Menampilkan hasil klasifikasi kematangan buah manggis.

3. Tampilan Proses Sistem

Tampilan proses sistem merupakan bagian yang menjelaskan bagaimana aplikasi yang dibangun digunakan untuk mengolah citra buah manggis hingga menghasilkan informasi berupa tingkat kematangan. Sistem pada penelitian ini diimplementasikan dalam bentuk antarmuka grafis (Graphical User Interface/GUI) yang dirancang untuk mempermudah interaksi antara pengguna dengan sistem secara sistematis dan terstruktur.

Perancangan tampilan sistem tidak hanya berfokus pada aspek estetika, tetapi juga pada aspek fungsionalitas dan kemudahan penggunaan (usability). Hal ini penting agar pengguna dapat menjalankan seluruh tahapan pengolahan citra tanpa memerlukan pemahaman teknis yang mendalam. Selain itu, tampilan sistem juga berfungsi sebagai media visualisasi yang memungkinkan pengguna untuk mengamati perubahan citra pada setiap tahap proses, sehingga meningkatkan transparansi dan kepercayaan terhadap hasil yang diperoleh.

Secara umum, tampilan sistem terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu header, panel menu (sidebar), area visualisasi citra, area informasi fitur, dan area hasil klasifikasi. Setiap komponen memiliki fungsi spesifik dan saling terintegrasi dalam mendukung alur kerja sistem.

1) Tampilan Sistem Proses Sistem

Header merupakan bagian yang terletak pada bagian atas tampilan aplikasi dan

berfungsi sebagai identitas sistem. Pada bagian ini ditampilkan judul sistem, yaitu “Sistem Identifikasi Kematangan Buah Manggis Menggunakan Metode KNN dan SVM”.

Secara fungsional, header berperan dalam memberikan informasi awal kepada pengguna mengenai tujuan dan metode yang digunakan dalam sistem. Kejelasan identitas sistem penting dalam konteks penelitian, karena menunjukkan ruang lingkup dan pendekatan yang digunakan.

2) Panel Menu (Sidebar)

Panel menu atau sidebar merupakan komponen utama yang berfungsi sebagai pusat kendali proses dalam sistem. Sidebar dirancang dalam bentuk tombol-tombol yang merepresentasikan setiap tahapan pengolahan citra.

Fitur-fitur yang terdapat pada panel menu meliputi:

1. Pilih Gambar
Digunakan untuk memasukkan citra buah manggis sebagai data input. Citra yang dipilih akan ditampilkan pada area visualisasi sebagai citra awal.
2. Pra-Processing
Digunakan untuk melakukan pengolahan awal citra, meliputi penyesuaian ukuran (resize) dan konversi ruang warna dari RGB ke HSV. Tahap ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra agar siap diproses lebih lanjut.
3. Segmentasi
Digunakan untuk memisahkan objek buah manggis dari latar belakang. Proses ini penting untuk memastikan bahwa analisis hanya difokuskan pada objek utama.
4. Ekstraksi Fitur
Digunakan untuk mengambil nilai karakteristik citra dalam bentuk numerik, khususnya fitur warna RGB dan HSV.
5. Klasifikasi KNN
Digunakan untuk melakukan proses klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor.
6. Klasifikasi SVM
Digunakan untuk melakukan proses klasifikasi menggunakan metode Support Vector Machine.
7. Keluar
Digunakan untuk menutup aplikasi.

Secara konseptual, panel menu ini disusun mengikuti alur pipeline pengolahan citra. Penyusunan ini bertujuan untuk memastikan bahwa pengguna menjalankan proses secara berurutan sehingga meminimalkan kesalahan penggunaan.

3) Area Visualisasi Citra

Area visualisasi citra merupakan komponen yang berfungsi untuk menampilkan hasil transformasi citra pada setiap tahap proses. Pada bagian ini, pengguna dapat mengamati perubahan citra mulai dari kondisi awal hingga hasil segmentasi.

Tahapan yang ditampilkan meliputi:

1. Citra asli (*input image*)
2. Citra hasil pra-processing
3. Citra hasil segmentasi

Keberadaan area visualisasi memiliki peran penting dalam sistem, karena memungkinkan pengguna untuk melakukan evaluasi secara langsung terhadap setiap tahap proses. Dengan demikian, jika terjadi kesalahan pada salah satu tahap, pengguna dapat segera mengidentifikasinya.

4) Area Hasil Klasifikasi

Area hasil klasifikasi merupakan bagian yang menampilkan output akhir dari sistem.

Setelah proses klasifikasi dilakukan, sistem akan menampilkan hasil prediksi tingkat kematangan buah manggis.

Hasil klasifikasi terdiri dari tiga kategori, yaitu:

1. Mentah
2. Setengah matang
3. Matang

Selain itu, sistem juga dapat menampilkan hasil berdasarkan metode yang digunakan, sehingga memungkinkan pengguna untuk membandingkan performa antara KNN dan SVM.

Bagian ini merupakan komponen utama yang menjadi tujuan akhir dari sistem, karena memberikan informasi yang dibutuhkan oleh pengguna.

5) Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian, tampilan proses sistem yang dibangun telah mampu mendukung seluruh tahapan pengolahan citra secara efektif. Setiap komponen dalam dashboard memiliki fungsi yang jelas dan saling terintegrasi dalam satu alur kerja yang sistematis.

Tampilan sistem ini tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu klasifikasi, tetapi juga sebagai media visualisasi yang membantu pengguna memahami proses pengolahan citra digital. Dengan demikian, sistem yang dibangun memiliki nilai tambah tidak hanya dari sisi fungsional, tetapi juga dari sisi edukatif.

4. Pre-processing

Merupakan proses awal yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Pre-processing dilakukan untuk meminimalkan gangguan visual, menyamakan ukuran citra, serta menonjolkan karakteristik warna objek sehingga proses segmentasi dan ekstraksi fitur dapat berjalan secara optimal.

Tahapan pre-processing sangat berperan dalam menentukan kualitas data yang akan digunakan pada proses klasifikasi. Citra yang tidak melalui proses pre-processing berpotensi mengandung noise, perbedaan ukuran, serta variasi pencahayaan yang dapat menurunkan akurasi sistem. Oleh karena itu, penerapan pre-processing yang tepat diharapkan mampu menghasilkan citra yang lebih homogen dan representatif, sehingga informasi visual yang diekstraksi benar-benar mencerminkan perbedaan tingkat kematangan buah manggis secara jelas dan konsisten.

Tahapan pre-processing yang dilakukan pada penelitian ini meliputi:

1. Resize Citra

Citra buah manggis yang diperoleh dari dataset memiliki ukuran yang bervariasi. Oleh karena itu, seluruh citra dilakukan proses resize ke ukuran yang seragam, yaitu 600×600 piksel. Penyesuaian ukuran citra bertujuan untuk menghindari perbedaan skala yang dapat memengaruhi proses pengolahan citra dan perhitungan fitur warna.

Proses resize citra juga bertujuan untuk meningkatkan efisiensi komputasi pada tahap selanjutnya, terutama saat ekstraksi fitur dan proses klasifikasi menggunakan metode KNN dan SVM. Dengan ukuran citra yang seragam, sistem dapat melakukan pemrosesan data secara lebih cepat dan konsisten tanpa kehilangan informasi visual yang signifikan. Selain itu, penyesuaian dimensi citra membantu memastikan bahwa fitur warna yang diekstraksi berasal dari area citra yang proporsional, sehingga hasil analisis menjadi lebih akurat dan dapat dibandingkan antar kelas kematangan buah manggis.

2. Konversi Warna RGB ke HSV

Setelah dilakukan resize, citra dikonversi dari ruang warna RGB ke ruang warna HSV (Hue, Saturation, Value). Pemilihan model warna HSV didasarkan pada kemampuannya dalam merepresentasikan karakteristik warna secara lebih mendekati persepsi visual manusia dibandingkan RGB. Model HSV juga lebih stabil terhadap perubahan intensitas cahaya,

sehingga cocok digunakan dalam analisis kematangan buah.

Penggunaan ruang warna HSV memungkinkan pemisahan informasi warna dan intensitas cahaya, sehingga fitur warna yang dihasilkan menjadi lebih stabil terhadap variasi pencahayaan. Komponen Hue sangat efektif dalam merepresentasikan perubahan warna kulit buah manggis yang menjadi indikator utama tingkat kematangan, sementara Saturation dan Value membantu menggambarkan kejenuhan serta kecerahan citra.

5. Pengolahan Awal

Pengolahan awal citra merupakan tahap pertama yang dilakukan setelah pengguna memilih citra buah manggis. Pada tahap ini, citra masih berada dalam kondisi asli hasil pengambilan menggunakan kamera digital atau smartphone.

Tujuan dari pengolahan awal ini adalah memastikan bahwa citra yang digunakan memiliki kualitas visual yang cukup baik sebelum masuk ke tahap pre-processing. Beberapa citra mengalami perbedaan pencahayaan dan sudut pengambilan, namun masih berada dalam batas yang dapat ditoleransi oleh sistem.

Tabel 1 Citra Buah Manggis

Gambar Buah	Definisi	Tingkat Kematangan
	Seluruh permukaan kulit buah berwarna hijau atau hijau kekuning-kuningan	Mentah
	Seluruh permukaan kulit buah berwarna merah	Setengah Matang

Tabel 1 berisi contoh citra buah manggis yang digunakan dalam penelitian. Citra tersebut dikelompokkan berdasarkan tingkat kematangan buah, yaitu mentah, setengah masak, dan masak. Tabel ini bertujuan untuk memperlihatkan perbedaan visual pada setiap kelas kematangan, khususnya dari segi warna kulit buah. Perbedaan warna tersebut menjadi dasar dalam proses ekstraksi fitur warna yang digunakan oleh sistem untuk melakukan klasifikasi.

6. Dataset Penelitian

Dataset citra buah manggis terdiri dari tiga kelas kematangan, yaitu mentah, setengah masak, dan masak. Setiap kelas memiliki 300 citra, sehingga total dataset berjumlah 900 citra. Dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80% (720 citra) dan data uji sebesar 20% (180 citra), dengan distribusi yang seimbang pada setiap kelas.

Tabel 2 Distribusi Dataset Citra buah Manggis

Kelas Kematangan	Data Latih	Data Uji	Total
Belum Matang	240	60	300

Setengah Matang	240	60	300
Matang	240	60	300
Total	720	180	900

Tabel 2 menjelaskan jumlah dataset citra buah manggis yang digunakan dalam penelitian. Dataset dibagi ke dalam beberapa kelas kematangan agar sistem dapat mempelajari karakteristik dari setiap kelas. Distribusi dataset penting untuk mengetahui jumlah data yang digunakan pada masing-masing kategori. Semakin baik pembagian dataset, maka semakin baik pula proses pelatihan dan pengujian model klasifikasi.

7. Segmentasi

Segmentasi citra merupakan tahap penting yang bertujuan untuk memisahkan objek utama, yaitu buah manggis, dari latar belakang. Pada penelitian ini, segmentasi dilakukan berdasarkan perbedaan karakteristik warna antara objek buah dan background.

Proses segmentasi menghasilkan citra objek buah yang telah terisolasi, sehingga area latar belakang tidak ikut diproses pada tahap ekstraksi fitur. Hasil segmentasi ditampilkan dalam bentuk citra hasil segmentasi warna dan citra biner.

8. Ekstraksi Fitur

Setelah proses segmentasi berhasil memisahkan objek buah manggis dari latar belakang, tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur warna. Ekstraksi fitur bertujuan untuk mengubah informasi visual pada citra menjadi data numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Pada penelitian ini, fitur yang digunakan berasal dari dua model warna, yaitu RGB dan HSV.

Fitur warna HSV dan RGB dipilih karena mampu merepresentasikan perbedaan warna kulit buah manggis pada setiap tingkat kematangan secara lebih jelas. Perubahan warna kulit buah manggis dari hijau, ungu kemerahan, hingga ungu gelap dapat tercermin melalui variasi nilai HSV.

Tabel 3 Data Latih Kelas Masak

No	R	G	B	H	S	V
1	2.396361	1.359985	1.288907	0.714691	0.406776	0.387979
2	3.006843	1.932435	1.39968	0.734783	0.479274	0.3527
3	2.478293	1.782596	1.819254	0.61595	0.449917	0.458392
4	2.437267	1.885889	1.622413	0.673488	0.525344	0.455577
5	2.419795	1.639508	1.494847	0.612228	0.421503	0.386116
6	3.120641	2.171705	1.834891	0.819339	0.576233	0.491526
7	3.212844	2.643958	2.108712	0.784354	0.647753	0.522248
8	2.876726	1.625677	1.545622	0.702233	0.398873	0.381131
9	3.732907	2.46026	2.256719	0.841853	0.555418	0.51062
10	3.350586	2.593224	2.243029	0.763369	0.592491	0.516114
11	3.123999	2.048346	1.903768	0.856069	0.562097	0.523438
12	2.847019	2.18373	1.901679	0.779838	0.600228	0.528222
13	3.598471	1.819788	1.407269	0.903285	0.462625	0.361329
14	3.025939	1.503737	1.29228	0.864684	0.429835	0.371079
15	2.867574	1.551601	1.257611	0.772979	0.419776	0.339777
16	2.539357	1.742801	1.292092	0.718377	0.497994	0.372304
17	3.168698	2.147862	2.087374	0.809624	0.55085	0.536218

Tabel 3 menjelaskan data latih yang termasuk dalam kelas buah manggis masak. Data latih ini digunakan oleh sistem untuk mempelajari ciri-ciri warna buah manggis yang telah matang. Nilai fitur warna dari citra kelas masak akan dijadikan acuan oleh metode KNN dan

SVM dalam mengenali data uji yang memiliki karakteristik serupa.

Tabel 4 Data Latih Setengah Masak

No	R	G	B	H	S	V
1	0.943957	0.847268	0.760613	0.543385	0.493627	0.448465
2	0.972235	0.793223	0.79498	0.530417	0.438228	0.43952
3	1.020112	0.884924	0.738568	0.625252	0.546682	0.456762
4	0.787999	0.716394	0.719961	0.404663	0.369973	0.371866
5	0.909817	0.878215	0.979039	0.444062	0.430093	0.476567
6	0.781639	0.79164	0.768519	0.408171	0.413096	0.401396
7	0.718077	0.728767	0.720561	0.392688	0.398693	0.393927
8	2.309744	2.098351	1.861173	0.515721	0.471552	0.421231
9	2.120025	1.914074	1.850226	0.444985	0.40258	0.388543
10	1.765569	1.54999	1.325844	0.38955	0.343039	0.294742
11	0.864278	0.775083	0.75634	0.45327	0.406509	0.395987
12	0.733421	0.639754	0.546427	0.394774	0.345405	0.296006
13	0.93943	0.797509	0.711372	0.513707	0.443368	0.400922
14	1.101489	1.055965	0.973246	0.555648	0.533844	0.495075
15	1.108921	1.057238	1.000653	0.558252	0.532762	0.504397
16	1.067452	0.913799	0.854438	0.574008	0.487467	0.452573
17	0.74198	0.641679	0.61296	0.446853	0.390208	0.375077
18	0.820487	0.70265	0.650935	0.468924	0.402631	0.373592

Tabel 4 menjelaskan data latih pada kelas setengah masak. Kelas ini memiliki ciri warna peralihan antara mentah dan masak. Oleh karena itu, data pada kelas setengah masak sangat penting agar sistem dapat membedakan buah yang belum sepenuhnya matang dengan buah yang sudah matang. Data ini membantu model mempelajari pola warna yang berada di antara dua kelas utama tersebut.

Tabel 5 Data Latih Mentah

No	R	G	B	H	S	V
1	0.754505	0.735472	0.395106	0.496286	0.484707	0.265657
2	3.077526	2.912722	1.844543	0.852692	0.807965	0.515872
3	2.776265	2.572851	2.051488	0.86117	0.797487	0.637703
4	3.02221	2.846674	1.690444	0.8529	0.804614	0.485218
5	2.351784	2.113305	1.439122	0.682695	0.616537	0.427332
6	2.305479	2.399561	0.974756	0.725077	0.75453	0.313936
7	2.739714	2.756766	1.525454	0.806134	0.811132	0.461884
8	1.514408	1.473874	0.794818	0.4863	0.473925	0.257398
9	3.477198	3.488457	1.47668	0.862881	0.86572	0.377392
10	2.554458	2.646394	1.050981	0.713325	0.738075	0.303305
11	1.713794	1.715619	0.730518	0.874622	0.87615	0.388122
12	1.270814	1.323426	0.518738	0.722699	0.750952	0.311514
13	1.201129	1.145477	0.770145	0.624747	0.597529	0.41938
14	1.093863	1.064081	0.825852	0.753486	0.733426	0.570631
15	1.340745	1.364364	1.009553	0.704923	0.718165	0.532001
16	1.449901	1.414837	1.026447	0.786621	0.76829	0.554717
17	1.433422	1.637722	0.829141	0.704047	0.803717	0.41024
18	1.351952	1.305818	0.810534	0.75564	0.729917	0.459066

Tabel 5 menjelaskan data latih untuk kelas buah manggis mentah. Data ini digunakan untuk melatih sistem dalam mengenali karakteristik buah manggis yang belum matang. Ciri visual pada kelas mentah biasanya berbeda dari kelas setengah masak dan masak, terutama

dari warna kulit buah. Dengan adanya data latih kelas mentah, sistem dapat mengurangi kesalahan dalam membedakan buah yang belum matang dengan buah yang sudah siap dikonsumsi.

Tabel 6 Data Uji Buah Manggis

No	R	G	B	H	S	V	Kelas
1	0.111053	0.394641	1.130763	2.130575	0.99086	0.142145	Masak
2	0.131389	0.143436	1.122629	2.66367	0.91527	0.91527	Masak
3	1.163262	1.148394	2.118731	2.49293	0.87366	0.170689	Masak
4	1.130576	1.152377	0.170111	1.101361	1.62616	0.171343	Masak
5	3.179067	1.88891	0.119175	1.113670	2.85969	0.119175	Masak
6	2.180329	3.162927	0.124147	1.32341	1.88555	0.183178	Masak
7	0.167989	2.167390	0.146125	0.42936	1.42534	0.172946	Masak
8	0.168015	2.174607	0.62970	0.31855	3.165088	0.178820	Mentah
9	0.167505	1.172793	2.134840	0.67211	0.69936	0.177593	Mentah
10	2.173283	0.190204	2.79466	2.34710	0.150231	0.191425	Mentah
11	1.191539	0.190734	2.169642	0.47838	0.43283	0.198422	Mentah
12	1.191145	0.183703	1.136100	0.25832	0.77457	0.191145	Mentah
13	1.179546	0.172047	1.121056	1.26286	0.87218	0.179547	Mentah
14	0.172104	3.162207	0.84896	0.27866	0.133280	0.174368	Mentah
15	0.160310	2.155100	0.60846	0.38031	0.177103	0.187594	Set Masak
16	2.184340	1.131008	0.159386	0.125272	0.102695	0.191528	Set Masak
17	0.168984	0.141436	0.89062	0.23470	0.126388	0.173950	Set Masak
18	0.189241	0.140417	0.136218	0.116457	0.104687	0.193190	Set Masak
19	0.218551	0.141547	0.154164	0.131982	0.99074	0.218789	Set Masak
20	0.178799	0.152722	0.110465	1.37893	2.107832	0.187282	Set Masak

Tabel 6 menjelaskan data uji yang digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi. Data uji merupakan data yang tidak digunakan dalam proses pelatihan, sehingga dapat digunakan untuk mengetahui sejauh mana model mampu mengenali citra baru. Hasil pengujian dari data ini kemudian menjadi dasar dalam penyusunan confusion matrix dan perhitungan nilai evaluasi.

1) Fitur Warna RGB

Model warna RGB (Red, Green, Blue) merupakan model warna dasar yang digunakan pada citra digital. Setiap piksel dalam citra direpresentasikan oleh kombinasi tiga kanal warna, yaitu merah (R), hijau (G), dan biru (B). Nilai masing-masing kanal biasanya berada pada rentang 0–255.

Dalam penelitian ini, fitur RGB diperoleh dengan menghitung nilai rata-rata (mean) dari kanal R, G, dan B pada area objek buah manggis yang telah disegmentasi. Nilai rata-rata ini menggambarkan kecenderungan warna dominan dari kulit buah.

Secara matematis, rata-rata setiap kanal dihitung menggunakan persamaan:

$$R_{mean} = \frac{\sum R_{pixel}}{N}, \quad G_{mean} = \frac{\sum G_{pixel}}{N}, \quad B_{mean} = \frac{\sum B_{pixel}}{N}$$

di mana N adalah jumlah piksel pada area objek hasil segmentasi.

Model RGB mampu merepresentasikan intensitas warna secara langsung, namun memiliki keterbatasan karena sensitif terhadap perubahan pencahayaan. Oleh karena itu, fitur RGB dikombinasikan dengan model warna lain yang lebih stabil terhadap perubahan iluminasi, yaitu HSV.

2) Fitur warna HSV

Model warna HSV (Hue, Saturation, Value) merupakan transformasi dari RGB yang lebih mendekati persepsi warna manusia.

1. Komponen HSV terdiri dari:
2. Hue (H) → Menunjukkan jenis warna dasar (merah, hijau, biru, ungu, dan lain-lain).
Saturation (S) → Menunjukkan tingkat kejenuhan warna atau seberapa kuat warna tersebut.
3. Value (V) → Menunjukkan tingkat kecerahan warna.

Dalam konteks buah manggis, perubahan tingkat kematangan sangat memengaruhi warna kulit buah, dari hijau ke ungu kemerahan hingga ungu gelap. Perubahan ini lebih jelas tercermin pada nilai Hue dan Saturation, sedangkan Value membantu menunjukkan tingkat kecerahan permukaan buah.

Seperti pada RGB, fitur HSV juga diperoleh dengan menghitung nilai rata-rata dari komponen H, S, dan V pada area objek hasil segmentasi.

9. Klasifikasi

Tahap klasifikasi merupakan proses penentuan tingkat kematangan buah manggis berdasarkan fitur warna HSV yang telah diekstraksi pada tahap sebelumnya. Pada penelitian ini, proses klasifikasi dilakukan menggunakan dua metode machine learning, yaitu K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM). Kedua metode tersebut digunakan untuk membandingkan kinerja dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah manggis berdasarkan citra digital.

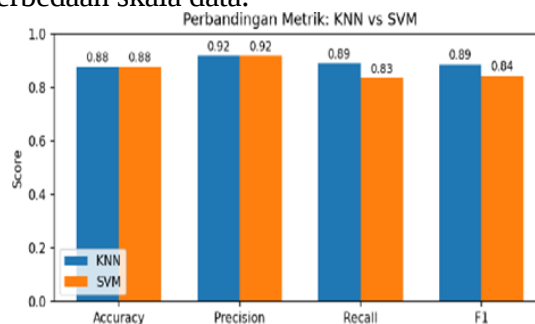
Dataset yang digunakan pada tahap klasifikasi berjumlah 300 citra, yang terdiri dari tiga kelas, yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Dataset tersebut kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji untuk keperluan pelatihan dan pengujian model.

1) Pelatihan

Tahap pelatihan bertujuan untuk membangun model klasifikasi berdasarkan data latih yang telah disiapkan. Pada penelitian ini, sebanyak 80% dari total dataset atau 900 citra digunakan sebagai data latih, sedangkan sisanya digunakan sebagai data uji.

Data latih terdiri dari fitur warna HSV (Hue, Saturation, dan Value) yang telah diekstraksi dari citra hasil segmentasi. Fitur-fitur tersebut kemudian digunakan untuk melatih model KNN dan SVM agar mampu mengenali pola warna yang merepresentasikan tingkat kematangan buah manggis.

Sebelum proses pelatihan dilakukan, data fitur terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan metode scaling untuk memastikan setiap fitur memiliki skala yang sebanding. Normalisasi ini bertujuan untuk meningkatkan performa model, khususnya pada metode SVM yang sensitif terhadap perbedaan skala data.



Gambar 1 Perbandingan Metrik

2) Hasil Pengujian

Tahap pengujian (testing) dilakukan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Data uji yang digunakan pada penelitian ini berjumlah 20% dari total dataset, yaitu 300 citra.

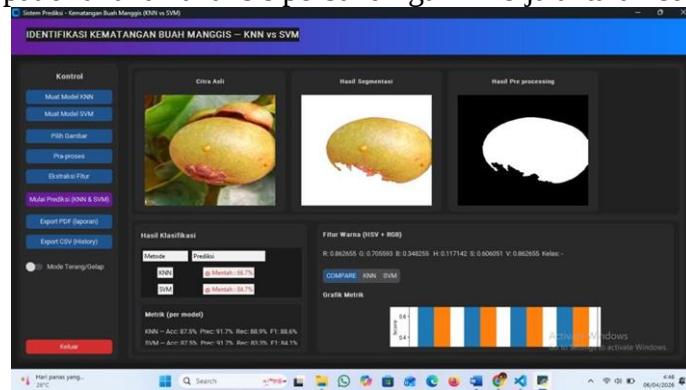
Metrik Evaluasi (per model)

Metric	KNN	SVM
Accuracy	0.875	0.875
Precision	0.917	0.917
Recall	0.889	0.833
F1	0.886	0.841

Gambar 2 Metrik Evaluasi

Pada tahap ini, model yang telah dilatih diuji menggunakan data uji untuk menghasilkan prediksi kelas kematangan buah manggis. Hasil prediksi tersebut kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menghitung nilai evaluasi kinerja, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Pengujian dilakukan secara terpisah untuk masing-masing metode, yaitu KNN dan SVM, sehingga dapat dilakukan analisis perbandingan kinerja antara kedua metode tersebut.



Gambar 3 Pengujian Sistem

3) Klasifikasi KNN dan SVM

1. Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) merupakan metode klasifikasi berbasis jarak yang menentukan kelas suatu data berdasarkan kedekatan dengan sejumlah tetangga terdekatnya. Pada penelitian ini, klasifikasi dilakukan dengan menentukan nilai K terbaik berdasarkan hasil eksperimen.

Proses klasifikasi KNN dilakukan dengan menghitung jarak antara data uji dan data latih menggunakan metrik jarak Euclidean. Selanjutnya, kelas yang paling banyak muncul di antara K tetangga terdekat akan ditetapkan sebagai hasil prediksi tingkat kematangan buah manggis.

Metode KNN relatif sederhana dan mudah diimplementasikan, namun memiliki keterbatasan dalam menangani data dengan kemiripan fitur yang tinggi, seperti pada kelas setengah matang yang memiliki karakteristik warna yang mendekati kelas lainnya.

2. Metode *Support Vector Machine* (SVM) digunakan sebagai metode pembanding untuk meningkatkan performa klasifikasi. Pada penelitian ini, SVM menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) yang mampu menangani data dengan pola non-linear.

SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memaksimalkan jarak pemisah (margin) antar kelas. Dengan pendekatan ini, SVM mampu memisahkan data dengan karakteristik warna yang saling berdekatan secara lebih efektif dibandingkan KNN.

Hasil klasifikasi menggunakan metode SVM menunjukkan performa yang lebih stabil dan akurat, terutama dalam membedakan tingkat kematangan buah manggis yang memiliki perbedaan warna yang tidak terlalu signifikan.

10. Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Metode KNN

Hasil klasifikasi tingkat kematangan buah manggis menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) serta evaluasi performa model yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui tingkat keberhasilan sistem dalam mengklasifikasikan data uji berdasarkan fitur citra yang telah diekstraksi pada tahap sebelumnya.

Hasil klasifikasi dianalisis menggunakan confusion matrix guna melihat distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas kematangan, yaitu mentah, setengah masak, dan masak. Analisis ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang jelas mengenai kinerja metode KNN dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah manggis secara otomatis.

1) Confusion Matrix KNN

Hasil klasifikasi metode KNN ditampilkan dalam bentuk confusion matrix seperti pada Tabel 7.

Tabel 7 Confusion Matrix Metode KNN

Aktual \ Prediksi	Mentah	Setengah Masak	Masak
Mentah	26	3	1
Setengah Masak	4	23	3
Masak	2	3	25

Berdasarkan tabel tersebut, sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi terutama pada kelas mentah. Tabel 4.7 menjelaskan hasil confusion matrix dari metode KNN. Confusion matrix digunakan untuk melihat jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dan jumlah data yang salah diklasifikasikan. Melalui tabel ini, dapat diketahui kemampuan metode KNN dalam mengenali setiap kelas kematangan buah manggis. Pada dokumen skripsi, hasil KNN menunjukkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar, tetapi masih terdapat kesalahan klasifikasi terutama pada kelas mentah.

2) Evaluasi Kinerja Metode KNN

Hasil evaluasi kinerja metode KNN ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8 Hasil Evaluasi KNN

Metrik	Nilai
Akurasi	85%
Presisi	0,85%
Recall	0,84%
F1-Score	0,84%

Tabel 8 menjelaskan hasil evaluasi kinerja metode KNN. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu akurasi, presisi, recall, F1-score, dan waktu komputasi. Akurasi menunjukkan tingkat keberhasilan model dalam melakukan klasifikasi secara keseluruhan. Presisi menunjukkan tingkat ketepatan hasil prediksi, recall menunjukkan kemampuan model dalam mengenali data pada setiap kelas, sedangkan F1-score menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall. Waktu komputasi digunakan untuk mengetahui kecepatan metode KNN dalam memproses data.

11. Hasil Klasifikasi dan Evaluasi Metode SVM

Hasil klasifikasi tingkat kematangan buah manggis menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) disajikan pada bagian ini untuk mengetahui kinerja model dalam membedakan kelas mentah, setengah masak, dan masak berdasarkan fitur citra yang telah diekstraksi. Metode SVM digunakan karena kemampuannya dalam membentuk hyperplane optimal dengan margin maksimum sehingga dapat meningkatkan akurasi pemisahan antar

kelas.

Evaluasi kinerja metode SVM dilakukan dengan menggunakan confusion matrix guna mengukur tingkat ketepatan klasifikasi pada masing-masing kelas serta mengidentifikasi kesalahan prediksi yang terjadi. Hasil evaluasi ini selanjutnya digunakan sebagai dasar analisis perbandingan performa metode SVM terhadap metode K-Nearest Neighbor (KNN) dalam sistem identifikasi kematangan buah manggis yang dikembangkan.

1) Confusion Matrix SVM

Hasil klasifikasi metode SVM ditampilkan dalam Tabel 4.9.

Tabel 9 Confusion Matrix Metode SVM

Aktual \ Prediksi	Mentah	Setengah Masak	Masak
Mentah	28	2	0
Setengah Masak	2	26	2
Masak	0	2	28

Berdasarkan Tabel 9, dapat dijelaskan bahwa jumlah data uji yang digunakan pada metode SVM adalah 90 data, yang terdiri dari masing-masing 30 data untuk kelas mentah, setengah masak, dan masak. Pada kelas mentah, sebanyak 28 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai mentah, sedangkan 2 data salah diklasifikasikan sebagai setengah masak. Tidak ada data mentah yang salah diklasifikasikan sebagai masak.

Pada kelas setengah masak, sebanyak 26 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai setengah masak. Namun, terdapat 2 data yang salah diklasifikasikan sebagai mentah dan 2 data lainnya salah diklasifikasikan sebagai masak. Kesalahan pada kelas setengah masak terjadi karena ciri warna buah pada tingkat kematangan ini berada di antara kelas mentah dan masak. Buah setengah masak biasanya memiliki kombinasi warna hijau, merah, dan ungu muda, sehingga sebagian citra dapat memiliki kemiripan dengan buah mentah maupun buah masak.

Selanjutnya, pada kelas masak, sebanyak 28 data berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai masak, sedangkan 2 data salah diklasifikasikan sebagai setengah masak. Tidak ada data masak yang salah diklasifikasikan sebagai mentah. Hal ini menunjukkan bahwa kelas mentah dan masak memiliki perbedaan ciri warna yang cukup jelas, sehingga metode SVM mampu membedakan kedua kelas tersebut dengan baik.

2) Evaluasi Kinerja Metode SVM

Hasil evaluasi kinerja metode SVM ditunjukkan pada Tabel 10.

Tabel 10 Hasil Evaluasi SVM

Metrik	Nilai
Akurasi	91,67%
Presisi	0,92%
Recall	0,92%
F1-Score	0,92%

Tabel 10 menjelaskan hasil evaluasi kinerja metode SVM berdasarkan akurasi, presisi, recall, F1-score, dan waktu komputasi. Evaluasi ini digunakan untuk mengetahui sejauh mana SVM mampu mengidentifikasi kematangan buah manggis secara tepat. Hasil evaluasi SVM kemudian dibandingkan dengan hasil evaluasi KNN untuk menentukan metode yang lebih baik. Berdasarkan isi dokumen, metode SVM menunjukkan performa yang lebih stabil dan konsisten dalam membedakan kelas kematangan buah manggis. Metode SVM menunjukkan performa yang sangat baik dengan nilai akurasi di atas 90%. Hal ini menunjukkan bahwa SVM mampu membedakan kelas kematangan buah manggis secara lebih stabil dan konsisten.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian sistem identifikasi kematangan buah manggis menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) dan Support Vector Machine (SVM), maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Metode KNN menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85%, namun masih mengalami kesalahan klasifikasi pada kelas setengah matang akibat kemiripan karakteristik warna dengan kelas mentah dan matang.
2. Metode SVM menunjukkan performa yang lebih baik dengan tingkat nilai akurasi diatas sebesar 90%, karena mampu membentuk pemisah kelas yang optimal dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih tinggi dibandingkan KNN.
3. Berdasarkan hasil perbandingan, dapat disimpulkan bahwa metode Support Vector Machine (SVM) lebih efektif dibandingkan metode KNN dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah manggis berdasarkan fitur warna HSV.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat dijadikan acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, yaitu:

1. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambahkan jumlah dan variasi data citra buah manggis agar model klasifikasi memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.
2. Proses segmentasi dapat dikembangkan menggunakan metode berbasis deep learning atau clustering, untuk meningkatkan akurasi pemisahan objek dari latar belakang.
3. Selain fitur warna HSV, penelitian selanjutnya dapat mengombinasikan fitur lain, seperti fitur tekstur atau bentuk, guna meningkatkan akurasi identifikasi kematangan buah manggis.

DAFTAR PUSTAKA

- Adi, R., & Wibowo, A. (2022). Analisis kebutuhan perangkat keras untuk pengolahan data citra digital berbasis machine learning. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 8(2), 115–123.
- Bisong, E. (2019). Building machine learning and deep learning models on Google Cloud Platform. Apress. <https://doi.org/10.1007/978-1-4842-4470-8>
- Fatimah, S., & Agustin, R. (2025). Klasifikasi citra batik menggunakan ekstraksi fitur warna dan tekstur berbasis Support Vector Machine. *Jurnal Informatika dan Sistem Cerdas*, 6(1), 33–41.
- Hanif, M., & Fatichah, C. (2020). Analisis perbandingan model warna RGB dan HSV pada segmentasi citra. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 13(2), 87–95.
- Hermawan, D., & Sari, P. (2022). Implementasi OpenCV pada segmentasi citra digital berbasis warna. *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, 10(1), 45–53.
- Kluyver, T., et al. (2016). Jupyter notebooks—A publishing format for reproducible computational workflows. In *Positioning and power in academic publishing: Players, agents and agendas* (pp. 87–90). IOS Press.
- Kurniawan, A. (2021). Visualisasi data menggunakan Matplotlib dan Seaborn pada analisis data. *Jurnal Sains Data Indonesia*, 4(2), 66–74.
- LibreOffice. (2023). LibreOffice Calc documentation. The Document Foundation.
- Mantofani Sanu, J. G. (2025). Identifikasi kematangan buah nanas menggunakan citra digital dengan metode K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine. *Jurnal Informatika Terapan*, 9(1), 21–29.
- Naufal, R., & Rahmadewi, S. (2024). Ekstraksi fitur warna RGB pada citra buah untuk klasifikasi tingkat kematangan. *Jurnal Pengolahan Citra Digital*, 5(1), 12–20.
- Nugroho, A., & Priyanto, E. (2021). Implementasi Scikit-learn untuk klasifikasi data berbasis machine learning. *Jurnal Komputer dan Informatika*, 7(3), 101–109.
- Nurdin, A., Rahman, H., & Yusuf, M. (2020). Kandungan antioksidan pada buah manggis dan

- pemanfaatannya dalam kesehatan. *Jurnal Teknologi Pertanian*, 11(2), 89–97.
- Putra, D., & Hidayat, R. (2021). Binarisasi citra grayscale pada sistem identifikasi objek. *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, 6(1), 55–63.
- Putri, A., & Rasyid, R. (2024). Penerapan pengolahan citra digital dalam sistem klasifikasi berbasis warna. *Jurnal Informatika Multimedia*, 3(2), 40–48.
- Rahmawati, D., & Santosa, B. (2019). Penerapan Support Vector Machine pada klasifikasi citra digital. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia*, 4(1), 15–22.
- Ramadhan, F., & Luthfi, A. (2020). Python sebagai bahasa pemrograman utama dalam data science. *Jurnal Teknologi Informasi*, 8(2), 90–98.
- Saputri, I. W. N., et al. (2025). Representasi citra digital berbasis matriks piksel dalam pengolahan citra. *Jurnal Komputasi dan Visualisasi*, 7(1), 11–19.
- Shapiro, L. G., & Stockman, G. C. (2001). *Computer vision*. Prentice Hall.
- Suharman, R. A., & Hartono. (2022). Klasifikasi kematangan buah manggis berdasarkan fitur warna dan tekstur menggunakan algoritma Naive Bayes. *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 8(1), 25–33.
- Susila, I., Prabowo, Y., & Andriani, T. (2020). Segmentasi dan thresholding pada pengolahan citra digital. *Jurnal Informatika*, 5(2), 60–69.
- Sutoyo, T., Mulyanto, E., & Suhartono, V. (2020). *Teori pengolahan citra digital*. Andi Offset.
- Tampati, L. R. (2021). Klasifikasi kematangan buah manggis berdasarkan warna dan tekstur menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Sistem Cerdas*, 6(2), 70–78.
- Wijaya, A., Putri, M., & Kurniawan, D. (2024). Analisis operasi morfologi citra digital pada proses erosi dan dilasi. *Jurnal Teknologi Informasi*, 9(1), 44–52.
- Yuliana, D., & Irawan, A. (2022). Ekstraksi fitur warna HSV pada sistem klasifikasi objek berbasis citra. *Jurnal Informatika Visual*, 4(1), 18–26.