

Sistem Klasifikasi Kematangan Apel Fuji berdasarkan Warna menggunakan KNN untuk Sortasi Otomatis

Ahmad Inzul Maula ^{1,*}, Wiwit Agus Triyanto ¹, Pratomo Setiaji ¹

¹ Program Studi Sistem Informasi, Universitas Muria Kudus, Indonesia

* Correspondence: 202153165@std.umk.ac.id

Copyright: © 2025 by the authors

Received: 26 Juni 2025 | Revised: 2 Juli 2025 | Accepted: 7 Agustus 2025 | Published: 17 Agustus 2025

Abstrak

Proses penyortiran buah yang dilakukan secara manual biasanya mengandalkan pengamatan visual pekerja untuk menilai tingkat kematangan. Penilaian ini sangat dipengaruhi oleh pengalaman individu, kondisi pencahayaan, sehingga sering menimbulkan ketidakakuratan. Selain itu, metode manual memerlukan waktu lebih lama, meningkatkan risiko kesalahan klasifikasi, serta menurunkan efisiensi operasional. Penelitian kami bertujuan untuk mengembangkan aplikasi klasifikasi kematangan apel fuji berbasis warna dengan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* yang mengombinasikan fitur RGB dan HSV. Jenis penelitian kami adalah penelitian pengembangan dengan model *waterfall* yang terdiri dari tahapan analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, pengujian, dan pemeliharaan. Jumlah data yang digunakan sebanyak 240 citra apel fuji yang bersumber dari hasil pengambilan gambar di wilayah Kudus. Hasil temuan kami berupa aplikasi klasifikasi otomatis yang mampu mengelompokkan citra apel ke dalam tiga tingkat kematangan mentah, setengah matang, dan matang. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi 93,75% dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang seimbang di seluruh kelas, menegaskan kinerja sistem yang stabil tanpa indikasi bias. Hasil pengujian menggunakan metode *black box* pada tiga skenario, yaitu membuka aplikasi, mengunggah gambar, dan klasifikasi ulang membuktikan semua fitur berjalan sesuai harapan. Implikasinya, aplikasi ini siap digunakan pada sortasi berbasis kamera di jalur produksi hortikultura serta dapat dikembangkan untuk klasifikasi buah lain, mendukung digitalisasi pascapanen secara luas.

Kata kunci: algoritma *k-nearest neighbor*; apel fuji; ekstraksi fitur warna; klasifikasi kematangan buah

Abstract

Manual fruit sorting typically relies on workers' visual observation to assess ripeness. This assessment is heavily influenced by individual experience and lighting conditions, often leading to inaccuracies. Furthermore, manual methods are time-consuming, increase the risk of misclassification, and reduce operational efficiency. Our research aims to develop a color-based Fuji apple ripeness classification application using the K-Nearest Neighbor algorithm that combines RGB and HSV features. Our research is developmental research using the Waterfall model, consisting of requirements analysis, design, implementation, testing, and maintenance. We used 240 fuji apple images sourced from images taken in the Kudus area. Our findings are an automatic classification application capable of classifying apple images into three ripeness levels: unripe, semi-ripe, and ripe. The evaluation results showed an accuracy of 93.75% with balanced precision, recall, and f1-score across all classes, confirming the system's stable performance without any indication of bias. Testing results using the black-box method in three scenarios opening the application, uploading an image, and reclassifying proved that all features performed as expected. The implication is that this application is ready for use in camera-based sorting in horticultural production lines and can be developed for other fruit classifications, supporting widespread post-harvest digitalization.



Keywords: *color feature extraction; fruit ripeness classification; fuji apple; k-nearest neighbor algorithm*

PENDAHULUAN

Kualitas hasil panen merupakan aspek penting dalam menjaga daya saing produk hortikultura, baik di pasar domestik maupun internasional. Apel fuji termasuk salah satu komoditas hortikultura unggulan karena mengandung nutrisi tinggi, memiliki daya simpan yang baik, serta permintaan pasar yang stabil sepanjang tahun (Amelia et al., 2025). Selain dikonsumsi langsung, buah ini juga bernilai tambah karena dapat diolah menjadi berbagai produk makanan dan minuman (Adenugraha et al., 2022). Namun demikian, tingkat kematangan buah apel menjadi faktor penting yang memengaruhi harga jual, keputusan distribusi, hingga kepuasan konsumen akhir. Produk yang belum matang secara optimal atau terlalu matang sering ditolak oleh distributor, menurunkan nilai jual, dan meningkatkan pemborosan logistik (Abdullah & Kusumastuti, 2025).

Penentuan tingkat kematangan buah secara akurat merupakan faktor penting dalam menjaga mutu dan nilai jual produk (Dila et al., 2025). Akan tetapi, hingga saat ini proses penilaian tersebut masih didominasi oleh metode manual melalui observasi visual, yang sangat bergantung pada subjektivitas pengalaman individu serta kondisi pencahayaan saat penilaian dilakukan. Ketergantungan terhadap faktor-faktor tersebut menjadikan proses klasifikasi tidak konsisten dan rawan kesalahan (Putra et al., 2023). Ketidakkonsistenan dalam penilaian ini dapat mengakibatkan kesalahan dalam proses sortasi, misalnya buah yang telah matang diklasifikasikan sebagai mentah, sehingga berdampak pada inefisiensi distribusi, peningkatan pemborosan, dan penurunan kepuasan konsumen akhir (Reswan et al., 2024).

Salah satu pendekatan yang menjanjikan untuk meningkatkan akurasi dan konsistensi dalam penilaian tingkat kematangan buah adalah pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis pengolahan citra digital (Napitu et al., 2023). Salah satu model warna yang banyak digunakan dalam ekstraksi fitur visual adalah HSV (*Hue, Saturation, Value*), yang secara empiris terbukti lebih stabil terhadap perubahan pencahayaan dibandingkan model RGB (Suryanti & Rohman, 2024). Model HSV mampu merepresentasikan perubahan gradasi warna yang terjadi secara fisiologis selama proses pematangan buah (Setiaji et al., 2024). Namun, untuk memperoleh fitur visual yang lebih kaya dan bersifat diskriminatif, integrasi antara model warna RGB dan HSV diperlukan. Model RGB menangkap intensitas dasar warna merah, hijau, dan biru secara langsung, sedangkan HSV memisahkan dimensi warna dari intensitas dan kecerahan cahaya (Hadi & Rachmawanto, 2022). Kombinasi keduanya saling melengkapi dan dapat meningkatkan ketepatan dalam mengidentifikasi perbedaan warna halus antar tingkat kematangan, sehingga berkontribusi terhadap peningkatan performa klasifikasi secara keseluruhan (Fandy et al., 2023).

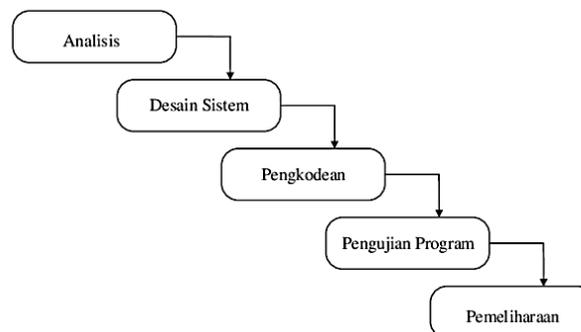
Di tengah kemajuan penerapan algoritma klasifikasi citra, algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) tetap menjadi pilihan yang relevan karena sifatnya yang sederhana, efisien untuk *dataset* kecil, serta mudah diimplementasikan pada perangkat dengan spesifikasi terbatas (Rahayu et al., 2022). Hal ini menjadikan KNN sangat cocok bagi petani atau distributor yang membutuhkan sistem klasifikasi tanpa infrastruktur komputasi tinggi (Astuti, 2024). Karakteristik ini menjadikan KNN sangat relevan bagi pengguna akhir seperti petani atau distributor yang bekerja dengan keterbatasan perangkat keras dan tanpa dukungan sistem komputasi intensif (Febriana et al., 2021). Beberapa studi sebelumnya seperti Ilmi et al. (2021) telah menggunakan KNN untuk klasifikasi tingkat kematangan apel, tetapi hanya berbasis fitur RGB tanpa mempertimbangkan stabilitas pencahayaan. Sementara Rusli (2024) telah menggabungkan HSV dengan KNN namun belum menyediakan antarmuka aplikasi yang dapat langsung digunakan oleh pengguna. Di sisi lain, pendekatan berbasis CNN memang menjanjikan akurasi tinggi (Syaqialloh, 2025), namun memiliki kompleksitas tinggi dan

bergantung pada perangkat keras khusus seperti GPU (Riska et al., 2023), sehingga kurang ideal untuk skala pertanian kecil. Sayangnya, mayoritas studi hanya menilai performa model dari sisi akurasi, tanpa mengevaluasi metrik penting lain seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Padahal, metrik tersebut sangat krusial untuk mengukur keseimbangan klasifikasi antar kategori. Sebagai contoh, *recall* yang rendah pada kategori matang dapat menyebabkan buah siap jual diklasifikasikan sebagai belum matang, yang berdampak pada kerugian distribusi dan penurunan efisiensi sortasi (Gusnanto et al., 2025). Oleh karena itu, penelitian ini mengisi celah tersebut dengan mengembangkan sistem klasifikasi berbasis KNN dan fitur warna RGB-HSV yang dievaluasi secara menyeluruh menggunakan metrik klasifikasi dan pengujian fungsional, serta dikemas dalam antarmuka ringan yang siap pakai di lapangan.

Tujuan dari penelitian ini adalah membangun sistem klasifikasi otomatis tingkat kematangan apel fuji berbasis warna menggunakan algoritma KNN dengan kombinasi fitur RGB dan HSV dari citra digital. Sistem dirancang dalam bentuk aplikasi GUI ringan berbasis Python, yang dapat dijalankan pada perangkat berspesifikasi terbatas. Solusi ini ditujukan untuk meningkatkan akurasi, efisiensi, dan objektivitas proses sortasi, sekaligus mengurangi pemborosan dalam distribusi buah. Secara praktis, sistem mendukung digitalisasi pascapanen hortikultura, khususnya pada jalur sortasi berbasis kamera dengan sumber daya terbatas, dan berpotensi diadaptasi untuk klasifikasi kematangan buah lain seperti pisang, jeruk, dan pir.

METODE

Penelitian ini menggunakan lima tahapan dalam model pengembangan perangkat lunak SDLC model *waterfall*, yaitu Analisis Kebutuhan, Perancangan Sistem, Implementasi, Pengujian, dan Pemeliharaan. Tahapan-tahapan ini digunakan untuk membangun sistem klasifikasi otomatis tingkat kematangan apel Fuji berdasarkan warna, dengan memanfaatkan algoritma KNN serta kombinasi fitur warna RGB dan HSV dari citra digital (Afuan et al., 2021). Langkah-langkah pengembangan sistem sesuai dengan model *waterfall* ditampilkan pada gambar 1.



Gambar 1. Model *waterfall*

Gambar 1 menunjukkan model *waterfall* yang menggambarkan tahapan pengembangan sistem, pada tahap analisis kebutuhan, sistem dirancang untuk mengklasifikasikan buah ke dalam tiga kategori kematangan (mentah, setengah matang, dan matang), menampilkan hasil klasifikasi melalui GUI, serta dapat dijalankan pada perangkat berspesifikasi terbatas. Sistem ditujukan bagi petani atau distributor sebagai solusi sortasi yang praktis dan akurat.

Tahap perancangan sistem mencakup penyusunan alur proses klasifikasi dari input citra hingga output klasifikasi, yang digambarkan dalam bentuk diagram alir. Fitur yang digunakan berupa rata-rata enam komponen warna (R, G, B, H, S, V) yang telah dinormalisasi ke rentang [0–1]. Pemilihan fitur ini didasarkan pada pertimbangan efisiensi dan kesederhanaan, walaupun diakui sebagai keterbatasan karena belum mencakup informasi tekstur atau histogram warna.

Tahap Implementasi dilakukan menggunakan Python dengan pustaka OpenCV, NumPy, Pandas, dan Scikit-learn. *Dataset* terdiri dari 240 citra apel Fuji dari Kudus, masing-masing kelas kematangan berisi 80 gambar yang diambil dengan kamera 12 MP dan latar putih. Latar belakang dihapus manual untuk menjaga konsistensi warna, dan kategori kematangan ditentukan secara visual. Model diuji dengan stratified hold-out (80% pelatihan, 20% pengujian) tanpa validasi silang. Nilai k terbaik ditemukan pada $k = 7$, dengan akurasi 93,75% dan metrik klasifikasi yang seimbang antar kelas. Pengujian sistem dilakukan secara fungsional menggunakan *black box* melalui tiga skenario utama dan semuanya berjalan dengan baik. Tahap pemeliharaan mencakup rencana penambahan fitur lanjutan, validasi silang, serta pengembangan untuk klasifikasi buah lain.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Hasil analisis kebutuhan sistem adalah dibangunnya sebuah aplikasi klasifikasi otomatis yang mampu mengelompokkan apel fuji ke dalam tiga kelas kematangan: mentah, setengah matang, dan matang. Sistem membutuhkan data citra digital apel sebagai input utama, serta komponen pendukung berupa fitur warna dari model RGB dan HSV yang diekstraksi dari citra tersebut. Untuk menjalankan klasifikasi, dibutuhkan algoritma KNN sebagai inti pemrosesan, antarmuka grafis berbasis Python untuk menampilkan hasil klasifikasi, dan perangkat lunak pendukung seperti OpenCV, NumPy, Pandas, serta Scikit-learn. Sistem ini dirancang ringan agar dapat dioperasikan pada perangkat berspesifikasi rendah, dan ditujukan bagi pengguna seperti petani atau distributor buah yang membutuhkan solusi sortasi digital yang praktis dan efisien. Hasil tabel 1 menunjukkan kategori dan jumlah citra apel fuji.

Tabel 1. Kategori dan jumlah citra apel fuji

No	Kategori	Jumlah Apel Fuji	Foto yang di ambil Per-Buah	Jumlah Foto
1	Mentah	8	10	80
2	Setengah Matang	8	10	80
3	Matang	8	10	80
Jumlah Keseluruhan Foto				240

Setiap citra apel yang diunggah ke dalam sistem akan diproses pada level piksel untuk mengekstraksi informasi warna yang relevan. Salah satu langkah awal yang dilakukan adalah membaca nilai intensitas warna dari masing-masing piksel dalam format RGB. Hasil tabel 2 menunjukkan nilai RGB pada *dataset* per koordinat. Nilai tersebut masih dalam rentang 0–255, merepresentasikan intensitas warna merah, hijau, dan biru pada citra asli. Data ini digunakan sebagai dasar untuk proses normalisasi, agar nilai warna lebih seragam dan siap dijadikan fitur input pada algoritma KNN.

Tabel 2. Nilai rgb pada *dataset* per koordinat

Koordinat		Warna		
X	Y	R	G	B
100	83	87	27	27
100	84	84	26	25
100	85	80	24	23
100	86	75	24	23
100	87	73	23	22

Tabel 3 menunjukkan hasil normalisasi nilai RGB dari lima titik piksel, di mana setiap komponen warna telah disesuaikan ke rentang [0–1]. Normalisasi ini mereduksi pengaruh variasi pencahayaan dan menghasilkan data warna yang lebih seragam. Nilai terstandarisasi ini kemudian digunakan untuk menghitung rata-rata warna citra sebagai fitur utama dalam klasifikasi dengan algoritma KNN.

Tabel 3. Normalisasi rgb per koordinat

Koordinat		Warna		
X	Y	Normalisasi R	Normalisasi G	Normalisasi B
100	83	0,34	0,10	0,10
100	84	0,32	0,10	0,09
100	85	0,31	0,09	0,09
100	86	0,29	0,09	0,09
100	87	0,28	0,09	0,08

Hasil pada tabel 4 menunjukkan bahwa nilai rata-rata kanal RGB untuk citra apel yang diuji memiliki komponen merah (R) dan hijau (G) yang tinggi, sedangkan biru (B) relatif lebih rendah. Pola ini mengindikasikan dominasi warna merah kehijauan yang sesuai dengan karakteristik visual apel pada fase kematangan tertentu. Tabel 5 memperlihatkan nilai rata-rata kanal HSV, di mana komponen *Hue* (H) mengalami penurunan seiring bertambahnya tingkat kematangan, sedangkan komponen *Saturation* (S) dan *Value* (V) menunjukkan variasi yang konsisten. Nilai *Saturation* yang rendah pada beberapa citra menunjukkan warna kulit yang lebih solid, sedangkan *Value* yang mendekati 1 mengindikasikan tingkat kecerahan yang tinggi.

Tabel 4. Rata-rata normalisasi rgb per gambar

No	Gambar	MeanR	MeanG	MeanB
1	7.jpg	0,97	0,96	0,91
2	27.jpg	0,97	0,95	0,90
3	55.jpg	0,97	0,96	0,93

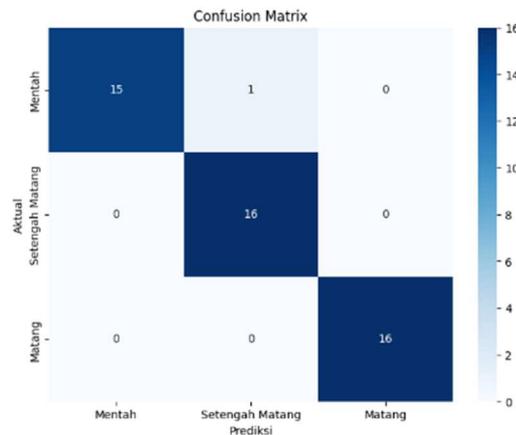
Secara keseluruhan, tabel 4 dan tabel 5 menunjukkan perbedaan distribusi warna pada kanal RGB dan HSV dapat digunakan untuk membedakan tingkat kematangan apel, sehingga fitur yang diekstraksi valid dan efektif untuk digunakan dalam klasifikasi dengan algoritma KNN. Selanjutnya, pada tahap pengujian, dilakukan evaluasi model klasifikasi dan sistem. *Dataset* dibagi secara *stratified hold-out* 80:20 tanpa validasi silang, menghasilkan 192 data latih dan 48 data uji. Eksperimen terhadap nilai k menunjukkan bahwa $k = 7$ memberikan performa terbaik. Model mencapai akurasi 93,75% dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang seimbang di semua kelas.

Tabel 5. Rata-rata nilai hsv per gambar

No	Gambar	MeanH	MeanS	MeanV
1	7.jpg	47,75	0,06	0,98
2	27.jpg	45,48	0,07	0,97
3	55.jpg	42,70	0,04	0,97

Confusion matrix pada gambar 2 memperlihatkan distribusi prediksi yang merata, dengan sebagian besar data uji berhasil terklasifikasi dengan benar. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem klasifikasi berbasis GUI yang dikembangkan mampu mencapai akurasi 93,75% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang merata di seluruh kelas kematangan apel fuji.

Distribusi prediksi pada *confusion matrix* memperlihatkan performa klasifikasi yang seimbang tanpa adanya indikasi class bias, sehingga model dinilai stabil dan andal.



Gambar 2. *Confusion matrix* hasil klasifikasi knn

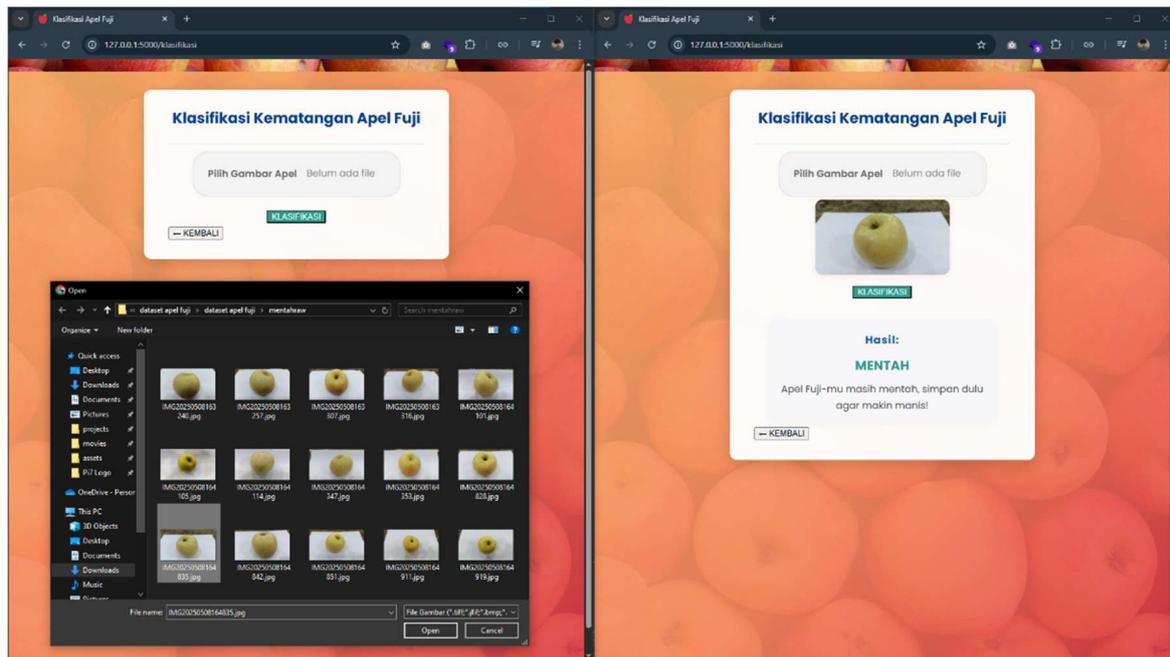
Pada tahap perancangan, disusun alur proses klasifikasi yang menjelaskan tahapan utama mulai dari penerimaan citra hingga diperoleh hasil klasifikasi. Alur ini dirancang agar setiap langkah berjalan secara terstruktur dan efisien. Proses dimulai dengan pemilihan serta penghapusan latar belakang citra, kemudian citra diinput dan diubah ukurannya untuk memastikan keseragaman. Selanjutnya, citra dikonversi dari format BGR ke RGB, dinormalisasi ke rentang [0–1], dan disimpan untuk pengolahan lebih lanjut. Konversi ke model HSV dilakukan untuk mendapatkan fitur tambahan yang lebih stabil terhadap perbedaan pencahayaan. Data fitur dari kedua model warna kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian sebelum diproses oleh algoritma KNN. Tahap akhir mencakup evaluasi kinerja menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur tingkat keberhasilan klasifikasi, sehingga diperoleh sistem yang siap diterapkan secara fungsional.

Tahap implementasi diawali dengan proses klasifikasi yang dimulai dari unggahan citra apel oleh pengguna. Sistem secara otomatis menghapus latar belakang citra, melakukan konversi warna dari BGR ke RGB dan HSV, normalisasi nilai ke dalam rentang [0–1], serta menghitung nilai rata-rata dari enam kanal warna *read*, *green*, *blue*, *hue*, *saturation*, *value*. Nilai rata-rata ini digunakan sebagai fitur masukan ke dalam algoritma KNN. Aplikasi dikembangkan dalam bentuk antarmuka grafis berbasis Python dengan pustaka Tkinter, yang terdiri dari dua halaman utama, yaitu halaman informasi dan halaman klasifikasi. Tampilan antarmuka sistem ditampilkan pada gambar 3.

Implementasi sistem dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka OpenCV untuk pengolahan citra, NumPy dan Pandas untuk manipulasi data, serta Scikit-learn untuk proses klasifikasi KNN. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 240 citra apel fuji yang diperoleh melalui dokumentasi langsung di Kabupaten Kudus. Setiap kelas kematangan mentah, setengah matang, dan matang terdiri atas 80 gambar hasil pemotretan terhadap 8 buah yang difoto masing-masing sebanyak 10 kali. Seluruh gambar diambil dalam kondisi pencahayaan alami dengan latar belakang putih polos, kemudian latar dihapus menggunakan aplikasi Canva untuk mengurangi *noise* warna.

Pengujian sistem menggunakan metode *black box* terhadap tiga skenario utama membuka halaman, mengunggah gambar, dan klasifikasi ulang. Hasil tabel 6 menunjukkan tiga aktivitas utama berhasil dijalankan sesuai spesifikasi. Membuka halaman utama menampilkan antarmuka awal aplikasi dengan baik, proses unggah gambar berhasil memicu klasifikasi otomatis, dan sistem juga dapat mengulang klasifikasi saat gambar baru diunggah.

Semua skenario menunjukkan hasil berhasil, yang berarti seluruh fitur GUI berfungsi sebagaimana mestinya.



Gambar 3. Halaman aplikasi *input* dan *output* apel fuji

Tabel 6. Hasil pengujian *black box*

No	Aktivitas Pengujian	Hasil yang diharapkan	Hasil Pengujian	Kesimpulan
1	Membuka halaman utama	Menampilkan halaman utama	Halaman utama tampil	Berhasil
2	Upload gambar berformat jpg/jpeg/png	Gambar diproses dan diklasifikasi	Hasil gambar dan klasifikasi tampil	Berhasil
3	Upload gambar baru	Sistem mengulang proses klasifikasi	Hasil klasifikasi tampil	Berhasil

Tahap pemeliharaan disusun berdasarkan hasil pengujian model dan sistem yang telah diperoleh. Evaluasi klasifikasi menunjukkan akurasi sebesar 93,75%, dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang seimbang, sebagaimana ditunjukkan oleh analisis *confusion matrix*. Sementara itu, hasil pengujian fungsional pada tabel pengujian membuktikan bahwa seluruh fitur GUI berjalan sesuai spesifikasi. Berdasarkan capaian ini, pengembangan selanjutnya difokuskan pada penerapan validasi silang (*k-fold*), penambahan fitur citra lanjutan, dan perluasan klasifikasi untuk jenis buah hortikultura lainnya.

Pembahasan

Penelitian ini menghasilkan aplikasi GUI ringan untuk klasifikasi tingkat kematangan apel fuji berbasis citra digital menggunakan algoritma KNN dengan fitur gabungan RGB dan HSV. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi 93,75% dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang seimbang di seluruh kelas, menandakan sistem mampu membedakan ciri warna khas tiap tingkat kematangan secara konsisten. Keberhasilan ini didukung oleh penggunaan rata-rata kanal warna *red*, *green*, *blue*, *hue*, *saturation*, *value* yang telah dinormalisasi, di mana RGB menangkap intensitas warna asli dan HSV memberikan ketahanan terhadap variasi

pencahayaan. Meskipun tingkat akurasi tergolong tinggi, hasil tidak mencapai 100% karena terdapat citra dengan warna yang saling tumpang tindih, terutama pada kelas setengah matang yang menyerupai kelas mentah maupun matang. Confusion matrix menunjukkan distribusi prediksi yang seimbang tanpa adanya class bias, namun beberapa kesalahan terjadi pada sampel dengan perbedaan warna yang tipis. Temuan ini membuktikan bahwa integrasi RGB-HSV dengan algoritma KNN dalam aplikasi GUI ringan dapat menjadi solusi efektif untuk sortasi otomatis, namun masih diperlukan pengembangan lebih lanjut agar hasil klasifikasi semakin optimal.

Sistem ini dirancang dalam bentuk aplikasi GUI berbasis *Python* dengan antarmuka yang sederhana menggunakan pustaka Tkinter. KNN diimplementasikan secara langsung dalam sistem, sehingga proses klasifikasi berjalan secara otomatis ketika pengguna mengunggah gambar. Dengan demikian, sistem tidak hanya diuji secara komputasi, tetapi juga telah direalisasikan dalam bentuk aplikasi fungsional. Pemilihan algoritma KNN didasarkan pada kesederhanaannya, efisiensi komputasi, dan kemampuannya bekerja baik pada *dataset* berdimensi rendah tanpa pelatihan kompleks, menjadikannya cocok digunakan di lapangan, khususnya oleh petani atau distributor dengan keterbatasan perangkat keras. Pengujian terhadap beberapa nilai k (3, 5, 7, 9) menunjukkan bahwa nilai $k = 7$ memberikan hasil terbaik dalam hal kestabilan prediksi dan distribusi yang merata antar kelas. Meskipun tidak ditampilkan metrik evaluasi per kelas secara terpisah, pemeriksaan terhadap *confusion matrix* mengindikasikan bahwa model dapat mengenali kelas secara seimbang. Jika terdapat sedikit penurunan performa pada kelas setengah matang, hal ini mungkin disebabkan oleh karakteristik visualnya yang berada di antara dua kondisi ekstrem mentah dan matang sehingga menyebabkan potensi *overlap*.

Sistem ini memberikan nilai tambah berupa integrasi penuh dalam bentuk perangkat lunak aplikasi yang siap digunakan, berbeda dari sebagian besar penelitian terdahulu yang masih terbatas pada tahap pemodelan algoritma tanpa implementasi antarmuka pengguna. Hasil temuan pada penelitian Ilmi et al. (2021) juga menggunakan HSV dan KNN namun belum membangun aplikasi terapan. Sementara itu, Rusli (2024) menerapkan CNN untuk klasifikasi dan memperoleh akurasi tinggi, tetapi membutuhkan pelatihan dan sumber daya yang besar. Di sisi lain, penelitian Gusnanto et al. (2025) hanya menggunakan RGB sehingga kurang tahan terhadap perubahan pencahayaan. Dengan menggabungkan RGB dan HSV dalam satu sistem terintegrasi, penelitian ini menghadirkan solusi yang lebih ringan secara komputasi namun tetap akurat.

Sistem ini berpotensi diterapkan dalam sortasi berbasis kamera atau *conveyor belt* karena dirancang sebagai aplikasi GUI ringan yang dapat berjalan di perangkat berspesifikasi rendah tanpa memerlukan komputasi tinggi. Hal ini menjadikannya solusi efisien untuk lingkungan pertanian dengan keterbatasan teknologi. Sistem juga dapat diadaptasi untuk buah lain seperti jeruk, pisang, atau pir yang mengalami perubahan warna saat matang. Implementasinya membantu meningkatkan efisiensi, mengurangi ketergantungan pada tenaga kerja manual, menjaga konsistensi mutu, dan menekan pemborosan. Secara akademik, penelitian ini memperkaya pemahaman tentang klasifikasi berbasis warna, serta menunjukkan bahwa KNN tetap relevan jika didukung fitur representatif dan sistem terintegrasi yang masih jarang dikembangkan secara menyeluruh dalam studi sebelumnya.

SIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi GUI berbasis Python yang ringan untuk klasifikasi tingkat kematangan apel Fuji menggunakan algoritma KNN dengan fitur gabungan RGB-HSV. Sistem menunjukkan akurasi 93,75% dengan precision, recall, dan f1-score yang seimbang, membuktikan kemampuannya membedakan tingkat kematangan secara konsisten. Pemanfaatan kombinasi RGB-HSV memberikan ketahanan terhadap variasi pencahayaan serta

meningkatkan keandalan hasil klasifikasi. Sistem ini berpotensi diterapkan pada sortasi otomatis di sektor hortikultura dan dapat diperluas untuk klasifikasi buah lain. Keterbatasan penelitian, seperti belum tersedianya evaluasi per kelas dan tidak digunakannya validasi silang, menjadi fokus untuk pengembangan berikutnya. Disarankan pada penelitian selanjutnya dilakukan pengujian di kondisi lapangan, penggunaan *dataset* yang lebih besar, serta eksplorasi algoritma klasifikasi ringan lainnya untuk memperluas penerapan sistem dalam digitalisasi pertanian.

REFERENSI

- Abdullah, R. W., & Kusumastuti, R. (2025). Analisis Pengolahan Ekstraksi Fitur Citra untuk Klasifikasi Jenis Apel Menggunakan Scikit-Learn dengan Algoritma K- Image Feature Extraction Processing Analysis For Apple Type Classification Using Scikit-Learn With The K-Nearest Neighbor. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 12(1), 165–174. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2025129149>
- Adenugraha, S. P., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2022). Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Ambon Menggunakan Metode KNN dan PCA Berdasarkan Citra RGB dan HSV. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 6(1), 9. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3287>
- Afuan, L., Nofiyati, N., & Umayah, N. (2021). Rancang Bangun Sistem Informasi Bank Sampah di Desa Paguyangan. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 5(1), 21–30. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v5i1.3171>
- Amelia, M. M., Maarif, M. R., & Fazrin, B. M. (2025). Meningkatkan Akurasi KNN Menggunakan Metode Particle Swarm Optimization pada Klasifikasi Kualitas Buah Apel. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIRSI)*, 4(1), 23–38. <https://doi.org/10.70340/jirsi.v4i1.173>
- Astuti, P. (2024). Klasifikasi Kualitas Buah Apel Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) Menggunakan Bahasa Pemrograman Python. *Computer Science (CO-SCIENCE)*, 4(2), 127–132. <https://doi.org/10.31294/coscience.v4i2.3328>
- Dila, R., Saputra, R., & Ramadhanu, A. (2025). Klasifikasi Timun Segar dan Busuk Menggunakan K-Means Clustering dengan Peningkatan Noise Reduction dan Median Filter. *KESATRIA: Jurnal Penerapan Sistem Informasi (Komputer & Manajemen)*, 6(1), 85–94. <https://doi.org/10.30645/kesatria.v6i1.549>
- Fandy, I. P., Wijaya, A. P., Pratiwi, H., & Budianita, A. (2023). Klasifikasi Kematangan Buah Apel Berdasarkan Warna Dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS*, 5(1), 11–18. <https://doi.org/10.46772/intech.v5i1.1119>
- Febriana, F., Riva, L. S., Salomo, R., Piero, S., Ikramsyah, M. A., & Santoni, M. M. (2021). Perbandingan Klasifikasi Naive-Bayes dan KNN untuk Mengidentifikasi Jenis Buah Apel dengan Ekstraksi Ciri LBP dan HSV. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, September, 191–201.
- Gusnanto, F., Rahaningsih, N., Dana, R. D., Informatika, T., & Cirebon, K. (2025). Optimasi Model Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Mangga dengan Metode Yolo11. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(1), 1773–1780. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i1.12591>
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna Dan Glem Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambut. *Jurnal Informatika Polinema*, 8(3), 63–68. <https://doi.org/10.33795/jip.v8i3.949>
- Illi, A., Razka, M. H., Wiratomo, D. S., & Prasvita, D. S. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma KNN dan Ekstraksi Warna HSV. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, September, 176–182.

- Napitu, S., Paramita Panjaitan, R., Nulhakim, P. A., & Khalik Lubis, M. (2023). Klasifikasi Buah Jeruk Segar dan Busuk Berdasarkan RGB dan HSV Menggunakan Metode KNN. *Jurnal SAINTEKOM*, 13(2), 214–221. <https://doi.org/10.33020/saintekom.v13i2.420>
- Putra, I. N. T. A., Prasetyo, J. E., Aminin, C., & Dana, I. K. A. (2023). Deteksi Kesegaran Buah Apel, Pisang, Dan Jeruk Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HSI dan K-Nearest Neighbor. *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONAL : Journal of Informatics*, 7(2), 120. <https://doi.org/10.51211/itbi.v8i1.2243>
- Rahayu, S., MZ, Y., Bororing, J. E., & Hadiyat, R. (2022). Implementasi Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk Analisis Sentimen Kepuasan Pengguna Aplikasi Teknologi Finansial FLIP. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 6(1), 98–106. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v6i1.5433>
- Reswan, Y., Toyib, R., Witriyono, H., & Anggraini, A. (2024). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN). *Jurnal Media Infotama*, 20(1), 280–287.
- Riska, A., Purnawansyah, Darwis, H., & Astuti, W. (2023). Studi Perbandingan Kombinasi GMI, HSV, KNN, dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 12(3), 1201–1215. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i3.3210>
- Rusli, H. N. (2024). Pengembangan Aplikasi Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Warna Kulit Buah Apel dengan Metode Convolutional Neural Network. *KALBISIANA Jurnal Sains, Bisnis Dan Teknologi*, 10(2), 178–185. <https://doi.org/10.53008/kalbisiana.v10i2.652>
- Setiaji, P., Adi, K., & Surarso, B. (2024). Development of Classification Method for Determining Chicken Egg Quality Using GLCM-CNN Method. *Ingenierie Des Systemes d'Information*, 29(2), 397–407. <https://doi.org/10.18280/isi.290201>
- Suryanti, C., & Rohman, M. G. (2024). Klasifikasi Kualitas Buah Apel Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode KNN. *Generation Journal*, 8(1), 34–41. <https://doi.org/10.29407/gj.v8i1.21052>
- Syaqialloh, F. (2025). Klasifikasi dan Pengenalan Emosi dari Ekspresi Wajah Menggunakan CNN-BiLSTM dengan Teknik Data Augmentation. *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 5(1), 79–91. <https://doi.org/10.51454/decode.v5i1.1038>