

Analysis Of The Accuracy Of The Naive Bayes Algorithm In Classifying The Quality Of Malang Manalagi Apples

Arif Permana ¹⁾; Yuza Reswan ²⁾

^{1,2)} Universitas Muhammadiyah Bengkulu

Email: ¹⁾ arifpermana238@gmail.com

How to Cite :

Permana, A., Reswan, Y. (2026). Analysis Of The Accuracy Of The Naive Bayes Algorithm In Classifying The Quality Of Malang Manalagi Apples. Jurnal Media Computer Science, 5(1)

ARTICLE HISTORY

Received [07 Agustus 2025]

Revised [25 Januari 2026]

Accepted [27 Januari 2026]

KEYWORDS

Naive Bayes, Image Classification, Digital Image Processing, Malang Apples, Color Features, GLCM, Automated Systems.

This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license



ABSTRAK

Apel merupakan salah satu buah paling populer di Indonesia dan di seluruh dunia. Apel Manalagi, yang berasal dari kota Malang di Jawa Timur, terkenal akan rasa dan kualitasnya yang unik. Dalam jalur distribusi dan perdagangan buah, penentuan kualitas apel secara cepat dan tepat sangatlah krusial, khususnya untuk memastikan mutu produk yang diterima oleh konsumen. Akan tetapi, metode penilaian kualitas apel yang diterapkan saat ini masih bersifat manual dan bergantung pada pengamatan visual oleh individu, sehingga mudah terpengaruh oleh subjektivitas, kelelahan, dan kesalahan dalam penilaian. sehingga rawan terhadap subjektivitas dan ketidakkonsistenan. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem analisis akurasi algoritma naive bayes dalam mengklasifikasi kualitas apel malang manalagi. Sistem dibangun pada platform MATLAB dengan antarmuka grafis interaktif, dan memanfaatkan ekstraksi fitur warna (Rmean, Gmean, Bmean), tekstur (GLCM), serta fitur statistik citra seperti entropi, smoothness, skewness, dan intensitas. Metode ini memungkinkan klasifikasi apel segar dan busuk secara otomatis dan akurat. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi solusi pendukung dalam proses penilaian mutu buah yang lebih efisien dan objektif, serta aplikatif untuk kebutuhan industri pertanian.

ABSTRACT

Apples are one of the most popular fruits in Indonesia and around the world. Manalagi apples, originating from the city of Malang in East Java, are renowned for their unique taste and quality. In the fruit distribution and trade channels, determining apple quality quickly and accurately is crucial, especially to ensure the quality of the product received by consumers. However, the current apple quality assessment method is still manual and relies on visual observation by individuals, making it susceptible to subjectivity, fatigue, and errors in assessment. thus prone to subjectivity and inconsistency. To overcome this, this study developed a naive Bayes algorithm accuracy analysis system in classifying the quality of Malang Manalagi apples. The system was built on the MATLAB platform with an interactive graphical interface, and utilizes color feature extraction (Rmean, Gmean, Bmean), texture (GLCM), and image statistical features such as entropy, smoothness, skewness, and intensity. This method enables automatic and accurate classification of fresh and rotten apples. This research is expected to be a supporting solution in the process of assessing fruit quality more efficiently and objectively, and applicable to the needs of the agricultural industry.

PENDAHULUAN

Apel merupakan salah satu buah paling populer di Indonesia dan di seluruh dunia. Apel Manalagi, yang berasal dari kota Malang di Jawa Timur, terkenal akan rasa dan kualitasnya yang unik. Dalam artikel jurnal " Deteksi Kualitas Apel Malang Manalagi Menggunakan Algoritma Naive Bayes" disebutkan bahwa mengklasifikasikan apel segar dan apel busuk secara manual seringkali tidak akurat, terutama karena sulit untuk mengetahui kondisi buah secara visual. Penelitian ini menggunakan pemrosesan citra digital dan metode Naive Bayes untuk menciptakan sistem yang dapat secara otomatis memilah apel berdasarkan kualitas. Metode ini telah terbukti membantu pengguna memilih buah dengan lebih efektif (Prajatama et al., 2019). Namun, hasil penelitian menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi yang dicapai masih belum optimal. Saat menerapkan metode Naive Bayes, model tersebut mengalami keterbatasan dalam mengenali tekstur dan pola warna buah yang bervariasi secara alami, sehingga menyebabkan ketidakmampuan untuk mengklasifikasikan beberapa citra buah dengan tepat. Hal ini menunjukkan bahwa proses ekstraksi fitur yang digunakan belum sepenuhnya mampu menangkap karakteristik penting yang membedakan apel segar dari apel busuk. Oleh karena itu, diperlukan upaya untuk meningkatkan akurasi model klasifikasi agar hasil di lapangan lebih andal (Saputra & Andriyani, 2025). Dengan kemajuan teknologi modern, pemrosesan citra digital dapat diterapkan sebagai metode pendukung dalam klasifikasi buah otomatis.

Gambar apel diambil oleh kamera dan diproses di komputer sehingga menghasilkan keputusan tentang kualitas buah dalam waktu yang sangat singkat dengan akurasi dan konsistensi yang lebih tinggi dari pada penilaian manusia. Suatu pendekatan menerapkan fitur warna dan tekstur pada gambar buah, kemudian menganalisisnya dengan bantuan metode klasifikasi (Li et al., 2021). Berdasarkan hasil studi dan tinjauan pustaka sebelumnya hanya menggunakan fitur warna atau intensitas citra dalam mengklasifikasikan buah. Oleh karena itu, akurasi klasifikasi belum optimal karena minimnya informasi. Dengan sistem klasifikasi citra apel menggunakan kombinasi fitur warna (Rmean, Gmean, Bmean), fitur tekstur dari Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) yang meliputi contrast, correlation, energy, dan homogeneity, serta fitur statistik tambahan seperti entropi, intensitas, smoothness, dan skewness (Hadi & Rachmawanto, 2022) Sebagai solusi untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini berfokus pada pengembangan metode klasifikasi dengan fitur yang lebih kaya dan representatif. Salah satu langkah penyempurnaan ini adalah menambahkan lebih banyak parameter fitur dari citra, terutama yang berkaitan dengan warna dan tekstur.

Selain fitur histogram seperti intensitas dan entropi, penelitian ini menggabungkan fitur warna dalam kanal RGB dengan fitur tekstur berdasarkan matriks korelasi tingkat abu-abu (GLCM) agar model dapat mengenali lebih banyak pola visual yang membedakan kedua kelas apel. Model klasifikasi kemudian dilatih ulang menggunakan metode Naive Bayes dan dievaluasi menggunakan validasi silang untuk memastikan peningkatan kinerja (H. Abd al karim & A. Karim, 2021) Pemilihan fitur warna, seperti Rmean, Gmean, dan Bmean, yang merepresentasikan rata-rata setiap kanal warna merah, hijau, bertujuan untuk merepresentasikan distribusi warna-warna primer pada permukaan apel. Fitur-fitur GLCM, seperti kontras, korelasi, energi, dan keseragaman, digunakan karena terbukti efektif dalam mendeskripsikan fitur tekstur seperti kekasaran dan keseragaman permukaan buah. Kombinasi fitur warna dan tekstur ini diyakini dapat membedakan apel segar dari apel busuk dengan lebih baik, dibandingkan hanya menggunakan satu fitur. Hal ini memungkinkan sistem untuk membuat keputusan klasifikasi berdasarkan informasi visual yang lebih lengkap (Haba & Pelangi, 2020). Diharapkan dalam mengklasifikasi kualitas buah apel malang manalagi ini Menggunakan kombinasi beberapa fitur, seperti rata-rata warna (Rmean, Gmean, Bmean), fitur tekstur dari matriks Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), serta fitur statistik seperti entropi, intensitas, smoothness, dan skewness, pada gambar apel dapat membuat klasifikasi kualitas apel Malang Manalagi (segar dan busuk) lebih akurat ketika menggunakan algoritma Naive

Bayes dibandingkan hanya menggunakan satu fitur saja seperti intensitas atau warna. Antarmuka juga menampilkan akurasi hasil pelatihan model dan memberikan prediksi langsung kepada pengguna. Dengan mengintegrasikan metode klasifikasi dengan antarmuka interaktif, penelitian ini berpotensi menciptakan sistem klasifikasi apel yang tidak hanya akurat tetapi juga tetapi juga konsisten dan dapat diandalkan (Fansyuri & Yunita, 2022).

LANDASAN TEORI

Pengolahan Citra Digital

Pemrosesan citra digital adalah bidang ilmu komputer yang mempelajari penggunaan komputer dalam memanipulasi citra digital. Keluarannya dapat berupa informasi yang diekstrak dari suatu citra atau peningkatan kualitas visual citra itu sendiri. Citra digital adalah representasi berbasis data diskrit yang menyimpan tampilan suatu objek. Citra digital terdiri atas array dua dimensi dari piksel-piksel, di mana setiap piksel memiliki nilai intensitas yang spesifik.

Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan langkah untuk mendapatkan informasi penting dari gambar yang bermanfaat dalam membedakan satu objek dari yang lainnya. Tahapan ini sangat krusial dalam sistem pengenalan pola atau pengklasifikasian gambar. Tanpa fitur yang tepat dan bermanfaat, Tingkat akurasi sistem klasifikasi akan menurun. Fitur dapat berupa karakteristik warna, tekstur, bentuk, atau data statistic yang terdapat dalam gambar. Dalam penelitian ini, fitur dikelompokkan menjadi tiga jenis, yaitu fitur warna, fitur tekstur, dan fitur statistic.

Fitur Warna

Fitur warna dimanfaatkan untuk menggambarkan informasi visual yang terkait dengan susunan warna dalam sebuah gambar. Warna merupakan salah satu aspek krusial dalam identifikasi objek karena dapat berfungsi sebagai petunjuk mengenai kualitas atau keadaan suatu objek. Dalam gambar RGB, warna diwakili dalam tiga saluran yakni merah, hijau dan biru. Dalam studi ini, fitur warna yang diambil adalah rata-rata dari setiap saluran warna yaitu:

- Rmean: Rata-rata nilai intensitas warna merah.
- Gmean: Rata-rata nilai intensitas warna hijau.
- Bmean: Rata-rata nilai intensitas warna biru.

Warna dari apel yang masih baru umumnya lebih terang dan konsisten, sedangkan apel yang sudah busuk biasanya menunjukkan warna yang lebih gelap terang, kurang bercahaya, atau tidak konsisten. Maka dari itu, rata-rata nilai intensitas warna bisa dijadikan patokan untuk menilai mutu apel. Aspek warna juga memiliki keuntungan karena mudah untuk diukur dan sangat memberikan informasi untuk objek yang memiliki ciri warna tertentu seperti apel.

Fitur Tekstur (GLCM)

Tekstur adalah sifat permukaan suatu objek yang menunjukkan bagaimana warna atau intensitas piksel terdistribusi dalam gambar. Informasi Tekstur bisa menggambarkan tekstur halus, kasar, atau pola tertentu dari permukaan tersebut. Salah satu cara yang sering digunakan untuk mengambil informasi tekstur adalah dengan menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Metode ini bekerja dengan menghitung seberapa sering pasangan nilai warna tertentu muncul dalam gambar, dengan jarak dan arah tertentu. Dari hasil perhitungan ini, kita bisa mengetahui berbagai parameter yang menjelaskan karakteristik tekstur tersebut.

- Contrast: Mengukur tingkat perbedaan kontras lokal dalam citra. Nilai kontras tinggi menunjukkan adanya variasi intensitas yang besar.
- Correlation: Menunjukkan sejauh mana piksel satu berhubungan secara statistik dengan piksel lainnya.

- c. Energy: Mengukur keseragaman atau kehalusan tekstur. Nilai energy tinggi menunjukkan tekstur yang seragam.
- d. Homogeneity: Menunjukkan seberapa dekat nilai piksel terhadap diagonal matriks GLCM. Nilai tinggi menunjukkan tekstur yang homogen.

Fitur tekstur penting karena memberikan informasi tambahan yang tidak bisa didapat hanya dari fitur warna saja. Apel yang sudah busuk biasanya memiliki tekstur yang lebih kasar, sementara apel yang masih segar biasanya memiliki permukaan yang lembut dan rata.

Validasi Silang (Cross-Validation)

Cross-validation adalah cara menguji seberapa baik model klasifikasi bisa bekerja pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Teknik ini membagi dataset menjadi beberapa bagian kecil (disebut fold), kemudian proses belajar dan menguji model dilakukan secara bergantian. Dalam penelitian ini, metode yang digunakan adalah 5-fold cross-validation, dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Dataset dibagi menjadi lima bagian dengan ukuran yang hampir sama.
2. Pada setiap tahap, empat bagian digunakan untuk melatih model, sedangkan satu bagian digunakan untuk menguji hasilnya.
3. Proses ini diulang lima kali, sehingga setiap bagian data akan menjadi data uji sekali.
4. Akurasi dari masing-masing lima kali pengujian kemudian dijumlahkan dan dibagi rata untuk mendapatkan akurasi akhir.

Manfaat menggunakan cross-validation antara lain:

1. Mengurangi risiko overfitting, yaitu ketika model terlalu cocok hanya dengan data latih.
2. Mengevaluasi sejauh mana model bisa beradaptasi dengan data baru.
3. Memberi gambaran akurasi yang lebih akurat dan stabil.

Matlab dan GUI (Graphical User Interface)

Matlab adalah perangkat lunak yang digunakan untuk menghitung dan memproses data secara numerik. Banyak orang di bidang teknik dan ilmu pengetahuan menggunakan Matlab, termasuk dalam memproses gambar digital. Matlab memiliki berbagai fungsi yang sudah siap digunakan untuk memproses gambar, melakukan analisis statistik, dan mengklasifikasikan data. Selain itu, Matlab juga memiliki antarmuka grafis (GUI) yang memudahkan pengguna dalam membuat tampilan interaktif.

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan model pengembangan sistem yang digunakan model Eksperimental penelitian ini digunakan untuk melakukan beberapa percobaan pada data gambar apel dengan metode trial-and-error. Untuk mendapatkan hasil klasifikasi yang optimal, peneliti secara aktif mengatur kondisi eksperimen, termasuk jenis fitur, jumlah data, dan validasi silang. Tujuan model ini adalah untuk melihat hubungan antara metode yang digunakan (Naive Bayes) dan kinerja klasifikasi dalam data nyata. Eksperimen ini memungkinkan peneliti untuk mengetahui seberapa efektif model dalam berbagai situasi dan menemukan variabel yang memengaruhi hasil klasifikasi.

Analisis Sistem

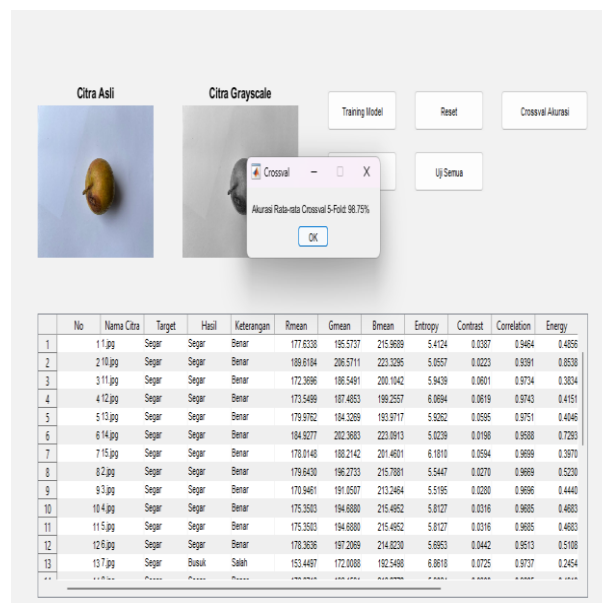
Analisis kebutuhan sistem dilakukan untuk memahami perangkat lunak dan memastikan bahwa perangkat tersebut dapat disesuaikan dengan kebutuhan yang ada. Analisis ini berfungsi untuk mendefinisikan kebutuhan input seperti data citra apel yang akan diklasifikasi dan output

seperti hasil klasifikasi dan akurasi sistem untuk memperoleh data yang valid dan relevan dalam proses analisis kebutuhan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dari proses perancangan, perkodean, pengujian, dan implementasi analisis akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi kualitas buah apel malang manalagi. Sistem yang dikembangkan oleh penelitian ini adalah aplikasi klasifikasi kualitas buah apel Malang Manalagi yang dibangun pada perangkat lunak MATLAB melalui GUI. Tujuan utama sistem ini adalah untuk membantu proses identifikasi kualitas apel dalam kategori segar atau busuk secara otomatis dan efisien dengan menggunakan gambar digital. Algoritma Naive Bayes, yang merupakan salah satu teknik klasifikasi statistik berbasis probabilitas yang paling sederhana namun efektif dalam mengklasifikasikan data yang sangat besar, digunakan untuk menerapkan sistem, Sistem ini dibangun menggunakan algoritma Naive Bayes dengan memanfaatkan fitur warna dan tekstur citra sebagai input utama.

Hasil implementasi menunjukkan bahwa sistem dapat dengan tepat mengklasifikasikan apel segar dan busuk. Ini menunjukkan bahwa fitur-fitur, baik warna maupun tekstur, cukup mampu menggambarkan karakteristik visual dari kedua kelas apel tersebut. Selain tekstur yang lebih halus, apel segar biasanya memiliki nilai Rmean, Gmean, dan Bmean yang lebih tinggi. Sebaliknya, apel busuk biasanya memiliki nilai entropy dan kontras yang lebih tinggi. Model Naive Bayes menggunakan pola ini untuk membedakan jenis apel. Selain itu, fitur Crossval Accuracy pada sistem juga menghasilkan hasil validasi silang yang mendukung keandalan model. Pengujian yang menggunakan validasi silang lima kali menghasilkan nilai akurasi rata-rata yang konsisten dengan hasil pengujian langsung. Tampilan sistem dalam menganalisis akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi kualitas buah apel malang manalagi berdasarkan fitur warna dan tekstur citra sebagai input utama dapat dilihat pada gambar berikut :



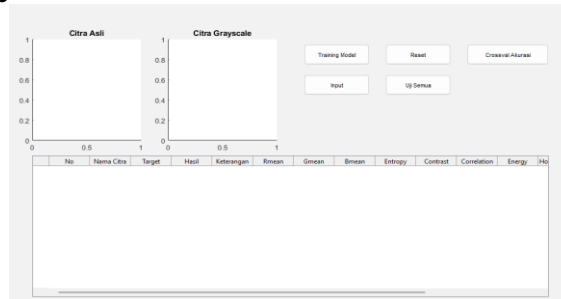
Gambar 1 Tampilan klasifikasi Naïve Bayes

Pembahasan

Adapun dalam pembahasan tampilan aplikasi pada penerapan analisis akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi kualitas buah apel malang manalagi berdasarkan fitur warna dan tekstur citra. Pada tampilan utama aplikasi terdapat terdapat 5 tombol button dan di sebelah kiri antarmuka, terdapat 2 axes yang masing-masing diberi label "Citra Asli" dan "Citra Grayscale".

Komponen ini berfungsi untuk menampilkan gambaran visual apel sebelum dan sesudah diubah menjadi grayscale. Ini memudahkan pengguna untuk menyadari bahwa langkah preprocessing telah sukses dilakukan sebelum fitur diekstraksi.

Tampilan Menu Naïve Bayes

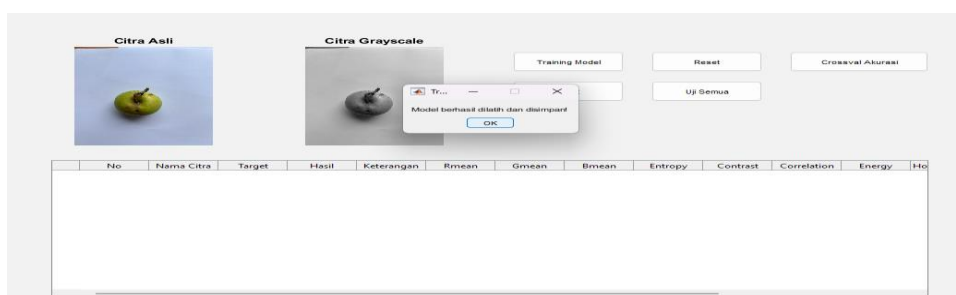


Gambar 2 Tampilan Menu Utama

Tampilan dasar dari sistem pengelompokan mutu buah apel malang manalagi yang menggunakan algoritma Naïve Bayes ini dibangun dalam lingkungan MATLAB dan dirancang dengan antarmuka pengguna grafis Graphical User Interface (GUI). GUI ini memberikan kesempatan kepada pengguna untuk terlihat langsung dengan sistem secara visual dan intuitif tanpa harus menggunakan baris perintah atau memiliki pemahaman mendalam mengenai kode perangkat lunak. Antarmuka utama terdiri dari beberapa elemen penting yang dikelompokkan ke dalam tiga area utama, yaitu area tampilan gambar, area kontrol tombol, dan tabel hasil pengelompokan.

Pada bagian kiri antarmuka, terdapat dua buah axes yang masing-masing diberi nama "Citra Asli" dan "Citra Grayscale". axes ini digunakan untuk menampilkan gambar apel yang diunggah oleh pengguna, baik dalam warna aslinya maupun dalam bentuk konversi grayscale sebagai bagian dari proses pra-pengolahan. Selanjutnya, di bagian kanan atas antarmuka terdapat lima tombol kontrol utama, yaitu "Training Model", "Reset", "Crossval Akurasi", "Input", dan "Uji Semua". Di bagian bawah tampilan, terdapat sebuah tabel atau uitable yang akan menampilkan hasil klasifikasi citra apel secara menyeluruh. Tabel ini mencakup kolom seperti No, Nama Citra, Target, Hasil, Keterangan, serta nilai-nilai fitur warna (Rmean, Gmean, Bmean) dan tekstur (Entropy, Contrast, Correlation, Energy, dan lainnya). Secara keseluruhan, tampilan ini memberikan pemahaman yang jelas dan terstruktur mengenai proses klasifikasi yang dilakukan oleh sistem.

Tampilan Traning Model

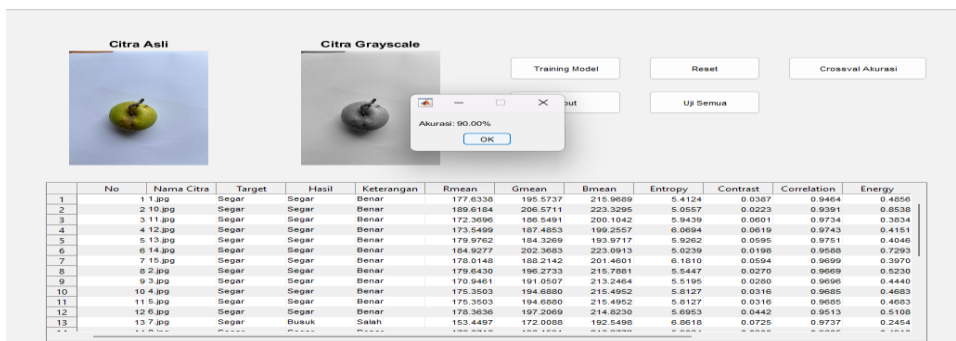


Gambar 3 Tampilan Traning Model

Menu training model digunakan untuk menciptakan model klasifikasi berdasarkan kumpulan data pelatihan yang sudah disediakan. Langkah awal dalam proses ini adalah membaca semua gambar apel dari folder data pelatihan yang dibagi menjadi 2 kelompok, yaitu segar dan busuk. Setiap gambar dalam folder ini akan diproses satu per satu, dimulai dari tahap preproses, yang mencakup mengubah gambar menjadi grayscale dan mengubah ukuran gambar

sesuai standar yang telah ditentukan. Setelah tahap pra-proses, sistem akan mengambil fitur warna dan tekstur dari setiap gambar pelatihan. Fitur warna termasuk nilai rata-rata RGB (Rmean, Gmean, Bmean) sementara fitur tekstur mencakup Entropi, Contrast, Correlation, Energy, Homogeneity, smoothness, skewness, dan intensitas. Semua nilai fitur tersebut disimpan dalam matriks fitur yang berfungsi sebagai masukan untuk membangun model klasifikasi. Model Naive Bayes dibuat berdasarkan prinsip probabilitas dengan asumsi bahwa fitur-fitur tersebut independen satu sama lain. Ketika model selesai dilatih, sistem akan menyimpannya dalam file .mat sehingga dapat digunakan lagi untuk klasifikasi tanpa perlu mengulangi proses pelatihan setelah proses pelatihan rampung sistem akan memberi tahu pengguna bahwa model telah berhasil dilatih.

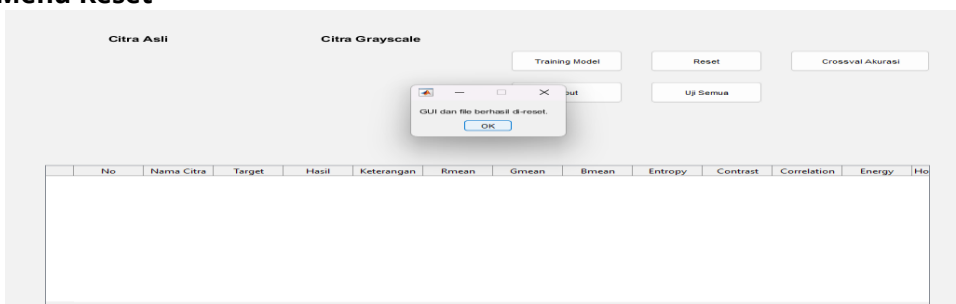
Tampilan Menu Uji Semua



Gambar 4 Tampilan Menu Uji Semua

Menu Uji Semua dibuat untuk menjalankan pengujian klasifikasi pada semua gambar apel yang ada di dalam folder data uji. Fungsi ini memungkinkan pengguna untuk menilai kinerja model secara komprehensif terhadap data yang tidak dipakai selama pelatihan. Saat tombol ini ditekan, sistem secara otomatis akan membaca dan memproses semua gambar yang terdapat dalam folder uji. Proses pengujian diawali dengan langkah preprocessing dan ekstraksi fitur serupa yang dilakukan pada data training. Setelah fitur diambil dari setiap citra, model Naive Bayes yang telah dibuat digunakan untuk mengklasifikasikan citra ke dalam kategori "Segar" atau "Busuk". Hasil klasifikasi kemudian dianalisis dengan label yang sudah ditetapkan sebelumnya, untuk menentukan apakah klasifikasi yang dilakukan oleh sistem termasuk dalam kategori "Benar" atau "Salah". Semua hasil klasifikasi ditunjukkan secara teratur dalam tabel yang terletak di bagian bawah antarmuka pengguna. Tabel ini menyajikan informasi detail seperti nama file gambar, tujuan klasifikasi, hasil klasifikasi, keterangan benar/salah, dan nilai dari setiap fitur. Setelah semua gambar telah diuji, sistem akan menghitung akurasi dengan membagi jumlah klasifikasi yang benar dengan total citra, dan menampilkannya dalam bentuk pop-up. Fitur ini membantu pengguna untuk dengan cepat dan efisien melihat kinerja model.

Tampilan Menu Reset



Gambar 5 Tampilan Menu Reset

Menu Reset tersedia untuk menghapus semua data dan tampilan hasil yang ditampilkan pada GUI. Saat tombol ini ditekan, sistem akan secara otomatis menghapus isi axes "Citra Asli" dan "Citra Grayscale", serta mengosongkan seluruh konten tabel klasifikasi. Tombol ini sangat bermanfaat saat pengguna ingin memulai kembali proses atau melakukan pengujian dengan dataset yang lain. Dengan fitur ini, pengguna tidak perlu menutup dan membuka aplikasi lagi untuk membersihkan tampilan antarmuka grafis.

Tampilan Menu Crossval Akurasi

No	Nama Citra	Target	Hasil	Keterangan	Rmean	Gmean	Bmean	Entropy	Contrast	Correlation	Energy
1	1 1.jpg	Segar	Segar	Benar	177.6338	195.5737	215.9689	5.4124	0.0387	0.9464	0.4856
2	2 10.jpg	Segar	Segar	Benar	189.6184	206.5711	223.3295	5.0557	0.0223	0.9391	0.8538
3	3 11.jpg	Segar	Segar	Benar	172.3696	186.5491	200.1042	5.9439	0.0601	0.9734	0.3834
4	4 12.jpg	Segar	Segar	Benar	173.5499	187.4853	199.2557	6.0694	0.0619	0.9743	0.4151
5	5 13.jpg	Segar	Segar	Benar	179.9762	184.3269	193.9717	5.9262	0.0595	0.9751	0.4046
6	6 14.jpg	Segar	Segar	Benar	184.9277	202.3683	223.0913	5.0239	0.0198	0.9588	0.7293
7	7 15.jpg	Segar	Segar	Benar	178.0148	188.2142	201.4601	6.1810	0.0594	0.9699	0.3970
8	8 2.jpg	Segar	Segar	Benar	179.6430	196.2733	215.7881	5.5447	0.0270	0.9669	0.5230
9	9 3.jpg	Segar	Segar	Benar	170.9461	191.0507	213.2464	5.5195	0.0280	0.9696	0.4440
10	10 4.jpg	Segar	Segar	Benar	175.3503	194.6880	215.4952	5.8127	0.0316	0.9685	0.4683
11	11 5.jpg	Segar	Segar	Benar	175.3503	194.6880	215.4952	5.8127	0.0316	0.9685	0.4683
12	12 6.jpg	Segar	Segar	Benar	178.3636	197.2069	214.8230	5.6953	0.0442	0.9513	0.5108
13	13 7.jpg	Segar	Busuk	Salah	153.4497	172.0088	192.5498	6.8618	0.0725	0.9737	0.2454

Gambar 6 Tampilan Menu Crossval Akurasi

Menu "Crossval Akurasi" menawarkan fungsi penilaian kinerja model dengan memanfaatkan metode validasi silang (cross-validation). Saat tombol ini ditekan, sistem akan menjalankan validasi silang menggunakan metode k-fold, dengan nilai k ditetapkan sebanyak 5. Dengan kata lain, data pelatihan akan dibagi menjadi lima bagian yang seimbang. Empat bagian digunakan untuk uji coba, sedangkan satu bagian yang tersisa digunakan untuk pelatihan. Proses ini dilaksanakan lima kali sampai semua data mendapatkan kesempatan sebagai data uji. Setelah lima iterasi dilakukan, sistem akan menghitung rata-rata akurasi dari semua proses validasi silang dan menampilkannya dalam bentuk pop-up di antarmuka pengguna grafis. Fitur ini krusial untuk memahami stabilitas serta kemampuan generalisasi dari model Naive Bayes yang telah dibuat. Nilai akurasi pada cross-validation dapat berfungsi sebagai referensi tambahan dalam menilai kinerja sistem klasifikasi, khususnya ketika jumlah data pelatihan cenderung terbatas

Pengujian Sistem

Adapun pengujian yang dilakukan dalam penelitian ini analisis akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi kualitas buah apel malang manalagi berdasarkan fitur warna dan tekstur citra. Penelitian ini menggunakan 110 buah apel manalagi yang terdiri dari 55 apel segar dan 55 apel manalagi busuk. Pengujian sistem dilaksanakan untuk menilai kinerja sistem klasifikasi citra yang telah dirancang dengan menggunakan algoritma Naive Bayes. Sasaran dari pengujian ini adalah untuk memahami sejauh mana sistem dapat menganalisis akurasi algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasi citra buah apel Malang Manalagi ke dalam dua kategori, yaitu Segar dan Busuk. Sistem yang dirancang Berlandaskan Graphical User Interface (GUI) Matlab dan menyediakan antarmuka interaktif yang memudahkan pengguna dalam melaksanakan pelatihan serta pengujian model. Setiap langkah pengujian dikerjakan secara terorganisir melalui menu utama yang telah disiapkan.

Data Ekstraksi Fitur Citra Training Apel Manalagi Class Segar

Tabel 1 Data Ekstraksi Fitur Citra Training Apel Manalagi Class Segar

No	Nama Cit	Label	Rmean	Gmean	Bmean	Entropy	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Smoothness	Skewness	Intensitas
1	21.jpg	Busuk	165,1414	177,6851	190,4566	6,9030504	0,0733333	0,36463615	0,4472405	0,9710148	0,9990007	-2,63389	176,4479
2	22.jpg	Busuk	165,219	174,2196	194,4737	6,2285312	0,0794349	0,36662759	0,4365702	0,9671246	0,9991261	-2,41556	173,8723
3	23.jpg	Busuk	164,8652	175,9077	195,475	6,1047079	0,0491919	0,37283074	0,4808451	0,9782071	0,9988505	-2,65262	174,9142
4	24.jpg	Busuk	165,219	174,2196	194,4737	6,2285312	0,0794349	0,36662759	0,4365702	0,9671246	0,9991261	-2,41556	173,8723
5	25.jpg	Busuk	164,6115	173,5147	192,0821	6,3075721	0,0583838	0,37463133	0,4285466	0,9768771	0,999102	-2,30451	173,0081
6	26.jpg	Busuk	166,5416	174,8761	193,3627	6,2130605	0,1261677	0,39884292	0,3975451	0,9651431	0,9983757	-2,40558	174,5526
7	27.jpg	Busuk	166,5846	175,3413	194,2064	5,91585	0,0716162	0,39396537	0,5031934	0,9711448	0,9988321	-2,79632	174,9498
8	28.jpg	Busuk	165,7832	175,0511	194,0052	5,9774516	0,0662626	0,36327466	0,4326752	0,9717761	0,9988562	-2,66592	174,5177
9	29.jpg	Busuk	169,1052	178,1526	196,0668	5,3386996	0,1128283	0,33624061	0,4035025	0,9631431	0,9987978	-2,72825	177,9078
10	30.jpg	Busuk	168,4059	178,384	196,0629	6,0023547	0,0613107	0,36161225	0,4390944	0,9697896	0,9987884	-2,62664	177,4765
11	31.jpg	Busuk	168,6436	178,4006	197,861	6,2352795	0,1071772	0,35259271	0,386064	0,9630926	0,9990138	-2,46167	177,7324
12	32.jpg	Busuk	168,3168	178,1038	195,7123	6,1765662	0,1522222	0,32240845	0,4033405	0,9607553	0,9989386	-2,47273	177,2287
13	33.jpg	Busuk	158,0387	176,061	204,142	6,1223179	0,0725253	0,35248415	0,3331142	0,9747845	0,998427	-1,9555	173,8712
14	34.jpg	Busuk	160,4871	176,4572	200,8114	6,2834155	0,0398839	0,38404082	0,3202256	0,9832576	0,9990482	-1,59982	174,4049
15	35.jpg	Busuk	160,8739	176,8316	203,1834	6,312245	0,0446465	0,3835012	0,3271679	0,9819109	0,9991426	-1,74919	175,0257
16	36.jpg	Busuk	158,803	174,125	200,1383	6,4348039	0,0413131	0,38485572	0,3135329	0,9835774	0,9991524	-1,48017	172,4426
17	37.jpg	Busuk	160,7863	175,9646	200,7647	6,3089512	0,0458586	0,38257601	0,3208429	0,9823293	0,9990996	-1,65814	174,204
18	38.jpg	Busuk	164,4278	180,1076	204,597	6,2885291	0,0584848	0,37781574	0,316219	0,9729425	0,9991579	-2,07299	178,1786
19	39.jpg	Busuk	162,8074	176,342	201,2663	6,1874608	0,0680808	0,36051063	0,3443008	0,9669024	0,9986703	-2,20074	175,0869
20	40.jpg	Busuk	163,4704	176,4193	201,2825	6,3553811	0,0655556	0,36995623	0,2979999	0,9701347	0,9988999	-1,89779	175,3276
21	41.jpg	Busuk	163,3275	174,0544	194,2599	6,0933279	0,0634343	0,36786855	0,5007041	0,9713003	0,9989649	-2,67065	173,1655
22	42.jpg	Busuk	164,4654	174,9492	192,2884	6,2372512	0,0732323	0,36350453	0,4252152	0,965404	0,9993256	-2,51989	173,8235
23	43.jpg	Busuk	166,6917	177,3037	196,7818	6,4408276	0,0631033	0,37276337	0,374531	0,9728788	0,9990894	-2,26535	176,3493
24	44.jpg	Busuk	162,8	174,346	194,8443	6,2324418	0,0525225	0,36939381	0,4463159	0,9756061	0,9988176	-2,69336	173,2624
25	45.jpg	Busuk	166,941	178,5743	199,7814	6,451937	0,0566667	0,3666894	0,4657293	0,9755219	0,9987762	-2,66663	177,5249
26	46.jpg	Busuk	163,1915	173,1438	196,271	6,2951353	0,0306061	0,35465137	0,3535063	0,986696	0,9988861	-2,46357	178,1418
27	47.jpg	Busuk	163,8312	173,739	192,6338	6,4272396	0,0775758	0,36594722	0,3864658	0,9647138	0,9990732	-2,28173	172,9596
28	48.jpg	Busuk	164,4139	174,6564	194,1832	6,3132593	0,0738384	0,36333929	0,4144403	0,9672306	0,999347	-2,46815	173,8484
29	49.jpg	Busuk	162,252	172,1882	191,7042	6,443008	0,0948485	0,36152841	0,3943323	0,962096	0,9991573	-2,25044	171,4678
30	50.jpg	Busuk	162,252	172,1882	191,7042	6,443008	0,0948485	0,36152841	0,3943323	0,962096	0,9991573	-2,25044	171,4678
31	51.jpg	Busuk	166,2381	178,6121	198,3654	6,1287231	0,1365657	0,32780196	0,3978578	0,976465	0,9988577	-2,72715	177,1251
32	52.jpg	Busuk	167,3825	178,8841	197,8725	6,1346573	0,0926268	0,35888497	0,3671409	0,9604293	0,9993647	-2,5839	177,8202
33	53.jpg	Busuk	163,3527	174,7453	197,433	6,239953	0,0685859	0,36740136	0,4059371	0,9713101	0,998974	-2,5787	173,9377
34	54.jpg	Busuk	162,6019	175,5507	195,5371	6,2930451	0,1008001	0,35126191	0,3830415	0,9619764	0,9989463	-2,61583	173,3347
35	55.jpg	Busuk	162,0627	173,6	192,7007	6,3293356	0,0771373	0,36314053	0,3969765	0,9641414	0,9989836	-2,39788	172,3579
36	56.jpg	Busuk	164,4139	174,6564	194,1832	6,3132593	0,0738384	0,36333929	0,4144403	0,9672306	0,999347	-2,46815	173,8484
37	57.jpg	Busuk	162,0627	173,6	192,7007	6,3293356	0,0771373	0,36314053	0,3969765	0,9641414	0,9989836	-2,39788	172,3579
38	58.jpg	Busuk	162,252	172,1882	191,7042	6,443008	0,0948485	0,36152841	0,3943323	0,962096	0,9991573	-2,25044	171,4678
39	59.jpg	Busuk	164,4139	174,6564	194,1832	6,3132593	0,0738384	0,36333929	0,4144403	0,9672306	0,999347	-2,46815	173,8484
40	60.jpg	Busuk	163,8312	173,739	192,6338	6,4272396	0,0775758	0,36594722	0,3864658	0,9647138	0,9990732	-2,28173	172,9596

Data Ekstraksi Fitur Citra Training Apel Manalagi Class Busuk

Tabel 2 Data Ekstraksi Fitur Citra Training Apel Manalagi Class Busuk

No	Nama Target	Hasil	Keterangan	Rmean	Gmean	Bmean	Entropy	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Smoothness	Skewness	Intensitas	
1	1.jpg	Segar	Segar	Benar	177,6338	195,5737	215,9689	5,4123975	0,0386869	0,9464051	0,4856314	0,9857542	0,99588565	-2,881191	192,6169
2	10.jpg	Segar	Segar	Benar	189,6184	206,5711	223,3295	5,0556987	0,0223231	0,9391418	0,8537755	0,9906178	0,99506207	-3,793889	203,4633
3	11.jpg	Segar	Segar	Benar	172,3696	186,5491	200,1042	5,9439259	0,060101	0,9739937	0,3834	0,97367	0,99899081	-2,758552	183,8884
4	12.jpg	Segar	Segar	Benar	179,5499	187,4853	199,2557	6,0694236	0,0619192	0,9743462	0,4151188	0,9728114	0,99906148	-2,386325	184,6778
5	13.jpg	Segar	Segar	Benar	179,9762	184,3269	193,9717	5,9261545	0,0594949	0,9751194	0,4046328	0,9780219	0,99909881	-2,860598	184,2034
6	14.jpg	Segar	Segar	Benar	184,9277	202,3683	223,0913	5,023896	0,019798	0,9588041	0,7293487	0,9905051	0,99463904	-3,698204	199,5907
7	15.jpg	Segar	Segar	Benar	178,0148	188,2142	201,4601	6,1809671	0,0693939	0,969947	0,3970383	0,9760774	0,99895941	-2,335139	186,6702
8	2.jpg	Segar	Segar	Benar	179,643	196,2733	215,7881	5,4447229	0,0269697	0,9668863	0,5230221	0,9867845	0,99687211	-2,73741	193,6013
9	3.jpg	Segar	Segar	Benar	170,9461	191,0507	213,2464	5,5194979	0,0279798	0,9696279	0,4440211	0,9864141	0,99677056	-2,746358	187,6545
10	4.jpg	Segar	Segar	Benar	175,3503	194,688	215,4952	5,8126677	0,0316162	0,968538	0,4683151	0,985	0,99748452	-2,609391	191,3642
11	5.jpg	Segar	Segar	Benar	175,3503	194,688	215,4952	5,8126677	0,0316162	0,968538	0,4683151	0,985	0,99748452	-2,609391	191,3642
12	6.jpg	Segar	Segar	Benar	178,3636	197,2089	214,823	5,895297	0,0442424	0,9512956	0,5108368	0,9780135	0,99740105	-2,522379	193,6558
13	7.jpg	Segar	Busuk	Salah	153,4497	172,0088	192,5498	6,0618002	0,0725253	0,9736676	0,2454391	0,9656229	0,99922253	-0,91029	168,7902
14	8.jpg	Segar	Segar	Benar	176,6716	196,1531	218,2772	5,3063507	0,03	0,960464	0,4910357	0,9855387	0,9957682	-2,919439	192,9262
15	9.jpg	Segar	Segar	Benar	188,1865	207,3782	226,852	5,2636123	0,0224242	0,9424877	0,8345362	0,9899747	0,99551161	-3,312595	203,888
16	1.jpg	Busuk	Busuk	Benar	160,3742	174,9065	196,6024	6,5981039	0,0612121	0,9748054	0,3073409	0,972601	0,99910454	-1,906542	172,948
17	10.jpg	Busuk	Busuk	Benar	156,1872	173,4552	202,4667	6,0033521	0,050101	0,9715614	0,5440517	0,9780471	0,99885713	-2,629098	171,5513
18	11.jpg	Busuk	Busuk	Benar	156,1682	172,6096	203,8574	5,9927186	0,0493939	0,9730914	0,5549224	0,97867	0,99890038	-2,62474	171,2152
19	12.jpg	Busuk	Segar	Salah	152,7636	170,7971	203,8698	5,8991484	0,0449495	0,9661698	0,6378201	0,9803283	0,99851942	-2,875802	169,1509
20	13.jpg	Busuk	Busuk	Benar	157,0574	174,4092	205,6728	5,9587459	0,0484848	0,9722871	0,551631	0,9802609	0,9988412	-2,619453	172,7478
21	14.jpg	Busuk	Busuk	Benar	155,7809	172,3337	201,3802	6,2077132	0,0505051	0,9762053	0,4853174	0,9788468	0,99901561	-2,505495	170,6612
22	15.jpg	Busuk	Busuk	Benar	158,1872	174,0669	203,4262	6,0579472	0,0790909	0,9592246	0,4933486	0,9756768	0,99893891	-2,410992	172,6529
23	2.jpg	Busuk	Busuk	Benar	157,9859	172,5241	199,1322	6,0845215	0,0723231	0,9626098	0,4895729	0,9666667	0,99898508	-2,21155	171,1669
24	3.jpg	Busuk	Segar	Salah	155,5392	170,0979	198,5314	5,944003	0,0477778	0,967765	0,6256892	0,9809327	0,99867037	-2,804024	168,9406
25	4.jpg	Busuk	Busuk	Benar	157,1589	172,9772	201,9989	6,0709284	0,0536364	0,9678004	0,5279919	0,9775253	0,99874734	-2,689955	171,4869
26</															

Data Ekstraksi Fitur Citra Testing Apel Manalagi

Tabel 3 Data Ekstraksi Fitur Citra Testing Apel Manalagi

No	Nama Citr Label	Rmean	Gmean	Bmean	Entropy	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	Smoothness	Skewness	Intensitas
1	1.jpg Segar	177,6338	195,5737	215,9689	5,412397512	0,038686869	0,946405124	0,485631405	0,985754209	0,99588565	-2,881191424	192,6161
2	10.jpg Segar	189,6184	206,5711	223,3295	5,055698719	0,022323232	0,939141787	0,853775513	0,990617845	0,999062075	-2,793888543	203,4631
3	11.jpg Segar	172,3696	186,5491	200,1042	5,943925933	0,060102001	0,973393726	0,383399998	0,973670034	0,998990813	-2,758551992	183,8989
4	12.jpg Segar	173,5499	187,4853	199,2557	6,069423601	0,061919152	0,97434618	0,415118763	0,972811448	0,999061477	-2,386324705	184,6771
5	13.jpg Segar	179,9762	184,3269	193,9717	5,9216154475	0,059494949	0,975119437	0,404632833	0,978021886	0,999098808	-2,860598074	184,2039
6	14.jpg Segar	184,9277	202,3683	223,0913	5,023893643	0,01979798	0,95880414	0,729348679	0,990505051	0,994639039	-2,698204411	199,590
7	15.jpg Segar	178,0148	188,2142	201,4601	6,180967074	0,059393939	0,969948976	0,397038282	0,976077441	0,998959412	-2,335138916	186,670
8	2.jpg Segar	179,643	196,2733	215,7881	5,544722873	0,026969697	0,966886327	0,52302212	0,986784512	0,996872113	-2,737410331	193,601
9	3.jpg Segar	170,9461	191,0507	213,2464	5,519497856	0,027979798	0,969627918	0,44402112	0,986414141	0,996770558	-2,746357699	187,654
10	4.jpg Segar	175,3503	194,688	215,4952	5,812667693	0,031616162	0,968538043	0,46831509	0,985	0,997484521	-2,609391264	191,364
11	5.jpg Segar	175,3503	194,688	215,4952	5,812667693	0,031616162	0,968538043	0,46831509	0,985	0,997484521	-2,609391264	191,364
12	6.jpg Segar	178,3636	197,2069	214,823	5,695297034	0,044242424	0,951295596	0,510836833	0,978013468	0,997401055	-2,522378652	193,6551
13	7.jpg Segar	153,4497	172,0088	192,5498	6,861800161	0,072512523	0,973667612	0,245439139	0,965621896	0,999225231	-0,91029041	168,790
14	8.jpg Segar	176,6716	196,1531	216,2772	5,306350689	0,03	0,960464008	0,491035731	0,985538721	0,995768197	-2,919439453	192,926
15	9.jpg Segar	188,1865	207,3782	226,852	5,263612337	0,022424242	0,942487741	0,834536211	0,989974747	0,995511614	-3,12594724	203,881
16	1.jpg Busuk	160,3742	174,9065	196,6024	6,5981039	0,061212121	0,974805365	0,307340333	0,97260101	0,999104542	-1,906541578	172,94
17	10.jpg Busuk	156,1872	173,4552	202,4667	6,003352095	0,050101001	0,971561432	0,544051709	0,978047138	0,998857133	-2,629080269	171,551
18	11.jpg Busuk	156,1862	172,6096	203,8574	5,992718597	0,049393939	0,973091412	0,554922436	0,978670034	0,998900382	-2,624739995	171,215
19	12.jpg Busuk	152,7636	170,7971	203,8698	5,899148372	0,044949495	0,966169762	0,637820012	0,980328283	0,998519418	-2,875082344	169,150
20	13.jpg Busuk	157,0574	174,4092	205,6728	5,958745839	0,048484848	0,972287141	0,551631038	0,980260843	0,998841201	-2,619452575	172,747
21	14.jpg Busuk	155,7809	172,3337	201,3802	6,207713195	0,050505051	0,976205297	0,485317417	0,978846801	0,999015619	-2,505495369	170,661
22	15.jpg Busuk	158,1872	174,0669	203,4262	6,057947225	0,079090909	0,959224591	0,493348638	0,975676768	0,998938908	-2,410992079	172,652
23	2.jpg Busuk	157,9859	172,5241	199,1322	6,084521514	0,072323232	0,96260981	0,489572942	0,966666667	0,998965082	-2,211550194	171,168
24	3.jpg Busuk	155,5392	170,0979	198,5314	5,944082987	0,047777778	0,967764991	0,625689154	0,98093266	0,998670369	-2,804024481	168,940
25	4.jpg Busuk	157,1589	172,9772	201,9389	6,070928423	0,053636364	0,967800399	0,527931885	0,977525253	0,998747345	-2,689955445	171,489
26	5.jpg Busuk	159,2339	175,9002	204,3195	6,103323793	0,057575758	0,968196671	0,475371595	0,97576936	0,998841777	-2,625572525	174,133
27	6.jpg Busuk	155,9429	171,489	198,4489	5,998609175	0,075656566	0,949851932	0,603869462	0,977457912	0,998735182	-2,642361156	169,865
28	7.jpg Busuk	157,8725	173,2858	200,3386	6,149060156	0,079191919	0,952815726	0,493884767	0,97343266	0,998774987	-2,552228261	171,707
29	8.jpg Busuk	163,2438	172,6385	192,7527	6,224184804	0,069595959	0,969606266	0,471248913	0,972845118	0,999062772	-2,388925919	172,152
30	9.jpg Busuk	156,405	172,4183	201,9856	6,097196754	0,054545455	0,969109079	0,501741986	0,974882155	0,998811472	-2,585249274	170,960

Hasil ini menunjukkan bahwa sistem memiliki akurasi yang sangat baik, yaitu 90,00%, dengan tingkat kesalahan (error rate) sebesar 10,00%. Ini menunjukkan bahwa perpaduan antara warna dan tekstur fitur bisa secara efisien digunakan untuk membedakan mutu apel Malang Manalagi dalam dua jenis, yaitu Segar dan Busuk. Penilaian kualitas buah apel Malang Manalagi dalam studi ini didasarkan pada ekstraksi fitur citra digital, yang meliputi fitur warna (Rmean, Gmean, Bmean) dan fitur tekstur (Entropy, Contrast, Energy, Homogeneity, Smoothness, Skewness, dan Intensitas). Fitur-fitur tersebut diambil dari citra RGB yang dihasilkan dari dataset melalui metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk analisis tekstur dan rata-rata saluran warna untuk analisis fitur warna. Setiap gambar apel yang dianalisis akan menghasilkan nilai-nilai statistik dari fitur tersebut. Contohnya, apel segar biasanya memiliki nilai Rmean, Gmean, dan Bmean yang lebih tinggi, menunjukkan warna yang cerah serta kulit yang segar. Di sisi lain, apel yang telah busuk biasanya memiliki nilai warna yang lebih rendah, serta nilai Entropy dan Contrast yang tinggi, yang mengindikasikan permukaan yang tidak merata akibat kerusakan atau pembusukan.

Setelah fitur diekstraksi, algoritma Naive Bayes diterapkan oleh sistem untuk mengidentifikasi kelas dari setiap citra. Algoritma ini beroperasi dengan menganalisis distribusi fitur dari dua kategori data pelatihan (apel segar dan apel cacat), lalu menghitung kemungkinan bahwa gambar uji termasuk dalam salah satu kategori berdasarkan kesamaan distribusi fiturnya. Kelas dengan kemungkinan paling besar dipilih sebagai hasil klasifikasi. Sebagai contoh, Tabel 3 menampilkan hasil klasifikasi dari 30 citra apel, di mana hanya terdapat tiga gambar yang mengalami kesalahan klasifikasi. Kesalahan ini muncul pada citra 3.jpg, 7.jpg, 12.jpg, yang seharusnya digolongkan sebagai apel segar tetapi terklasifikasi sebagai busuk. Kesalahan ini mungkin terjadi karena nilai-nilai fitur menyimpang dari ciri umum apel segar, misalnya akibat pencahayaan yang kurang baik atau adanya noda pada permukaan buah.

Untuk mengukur performa sistem klasifikasi, digunakan rumus perhitungan akurasi sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Klasifikasi Benar}}{\text{Jumlah Seluruh Data}} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{27}{30} \times 100\% = 90,00\%$$

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

1. Sistem pengklasifikasian kualitas buah apel Malang Manalagi berbasis citra digital telah berhasil dibuat menggunakan GUI MATLAB dan memanfaatkan algoritma Naive Bayes. Sistem ini dapat mengelompokkan buah apel menjadi dua kategori, yaitu segar dan busuk.
2. Ekstraksi fitur yang diterapkan mencakup fitur warna (Rmean, Gmean, Bmean) serta fitur tekstur dan statistik (Entropy, Kontras, Korelasi, Energi, Homogenitas, Halusnya, Skewness, dan Intensitas). Fitur-fitur ini terbukti sangat berpengaruh dalam membedakan ciri visual antara apel yang baru dan yang membusuk.
3. Berdasarkan penelitian pada 30 gambar apel uji, sistem dapat mengklasifikasikan 27 gambar dengan tepat dan 3 gambar salah klasifikasi, sehingga memperoleh tingkat akurasi sebesar 90,00%. Ini menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes sangat efisien dalam mengenali kualitas apel berdasar fitur gambar.

Saran

1. Agar performa model meningkat, disarankan untuk menambah jumlah data latih dan uji dengan variasi kondisi citra yang lebih beragam agar sistem lebih tahan terhadap variasi nyata di lapangan.
2. Akuisisi citra seharusnya dilakukan dengan pencahayaan yang konsisten dan latar belakang yang merata untuk mengurangi dampak noise pada hasil ekstraksi fitur.
3. Sebagai langkah pengembangan selanjutnya, dapat dilakukan analisis performa algoritma Naive Bayes dibandingkan dengan algoritma lainnya seperti SVM, K-NN, atau CNN untuk menentukan metode yang paling optimal dalam kasus klasifikasi gambar apel.

DAFTAR PUSTAKA

- Fansyuri, M., & Yunita, D. (2022). Identifikasi Jenis Buah Apel Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk dan Warna Menggunakan Metode Klasifikasi Naive Bayes. *Journal of Artificial Intelligence and Innovative Applications*, 3(3), 186–195. <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/JOAIIA/index>
- H. Abd al karim, M., & A. Karim, A. (2021). Using Texture Feature in Fruit Classification. *Engineering and Technology Journal*, 39(1B), 67–79. <https://doi.org/10.30684/etj.v39i1b.1741>
- Haba, R. K., & Pelangi, K. C. (2020). Pengelompokan Buah Jeruk menggunakan Naïve Bayes dan Gray Level Co-occurrence Matrix. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12(1), 17–24. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i1.494.17-24>
- Saputra, A. J., & Andriyani, W. (2025). Fruit Image Classification Using Naive Bayes Algorithm with Histogram of Oriented Gradients (HOG) Feature Extraction. *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering (J-AISE)*, 5(1), 215. <https://doi.org/10.30811/jaise.v5i1.6536>
- (Afriansyah et al. 2023) Afriansyah, M., Joni Saputra, Yuan Sa'adati, and Valian Yoga Pudya Ardhana. 2023. "Optimasi Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna RGB." *Bulletin of Computer Science Research* 3(3):242–49. doi: 10.47065/bulletincsr.v3i3.251.
- (Prajatama et al. 2019) Prajatama, Kholiq, Fajar Eko Nugroho, Andri Faisal Sentosa, and Syifa Fauziah. 2019. "Deteksi Kualitas Buah Apel Malang Manalagi Menggunakan Algoritma Naive Bayes." *E-Jurnal JUSITI (Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi)* 8–1(1):32–38. doi: 10.36774/jusiti.v8i1.598.
- (Fatmiatun 2023) Fatmiatun, Husnul. 2023. "Dengan Citra Digital Menggunakan Algoritma Naive Bayes Ripeness Classification of Banana Level Using Digital Image With Naive Bayes Algorithm Husnul Fatmiatun Program Studi Informatika Majene Tahun 2023 Abstrak." 1–27.
- (Syuja 2025) Syuja, Muhammad Abid. 2025. "Analisis Perbandingan Akurasi Buah Apel Emas Berdasarkan Kelas Dengan Algoritma Gray Level Co-Occurrence (GLCM) Dan Convolutional

- Neural Network (CNN)." *Inovasi Pendidikan Nusantara* 6(1):523–39.
- Li, Y., Feng, X., Liu, Y., & Han, X. (2021). Apple quality identification and classification by image processing based on convolutional neural networks. *Scientific Reports*, 11(1), 1–15. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-96103-2>
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna Dan Glcm Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambutan. *Jurnal Informatika Polinema*, 8(3), 63–68. <https://doi.org/10.33795/jip.v8i3.949>