

Deteksi Telur Ayam Kampung Berdasarkan Analisis Fitur Warna (HSV) dan Tekstur (GLCM) Cangkang Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbors

Moch Nasikh Andhyka Pratama¹, Salman Alfarizi², Anggraini Puspita Sari³

^{1,2,3} Informatika, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

e-mail: 23081010037@student.upnjatim.ac.id

Abstrak

Kualitas telur ayam kampung sangat penting dalam industri makanan. Deteksi telur busuk sejak dini diperlukan untuk mengurangi kerugian dan risiko kesehatan. Cara tradisional untuk memeriksa kualitas telur kurang objektif dan tidak efisien, apalagi untuk jumlah produksi yang besar. Penelitian ini membuat sistem otomatis untuk mendeteksi telur ayam kampung busuk menggunakan ciri digital dari gambar cangkangnya. Ciri warna diambil menggunakan model *Hue, Saturation, Value* (HSV), sedangkan ciri tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) dipakai untuk mengklasifikasikan telur menjadi kategori busuk atau bagus berdasarkan gabungan ciri tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan ciri HSV dan GLCM bersama-sama dapat meningkatkan ketepatan klasifikasi hingga mencapai akurasi 0.9524. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan ini berpotensi menjadi solusi yang objektif dan efisien untuk mengontrol kualitas telur ayam kampung.

Kata Kunci: *Deteksi Kualitas Telur, HSV, GLCM, K-Nearest Neighbors, Pemrosesan Citra Digital.*

Abstract

The quality of free-range chicken eggs is a crucial aspect in the food industry, and early detection of rotten eggs is essential to minimize economic losses and consumer health risks. Traditional egg quality inspection methods have limitations in objectivity and efficiency, especially at large production scales. This study aims to develop an automatic detection system for rotten free-range chicken eggs based on quantitative analysis of digital features from their shell images. Color features are extracted using the *Hue, Saturation, Value* (HSV) model, while texture features are obtained through the *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) method. Furthermore, the *K-Nearest Neighbors* (KNN) algorithm is used to classify eggs into rotten or good categories based on the combination of these features. The experimental results show that the integration of HSV and GLCM features can significantly improve the classification accuracy, reaching an accuracy rate of 95%. These findings show the great potential of this approach as an objective and efficient solution in quality control of free-range chicken eggs.

Keywords : *Egg Quality Detection, HSV, GLCM, K-Nearest Neighbors, Digital Image Processing*

PENDAHULUAN

Kualitas makanan adalah fondasi utama untuk kesehatan masyarakat dan stabilitas sektor pertanian. Salah satu produk utama dalam konteks ini adalah telur ayam kampung, yang sangat digemari oleh masyarakat Indonesia karena nilai gizi yang dimilikinya (Putra & Petrus, 2024). Proses pemisahan kualitas telur ini masih sering dilakukan dengan cara tradisional, seperti peneropongan dan uji apung, yang mengandalkan pengalaman visual manusia. Metode seperti ini menghadirkan tantangan besar terkait konsistensi, kecepatan, dan objektivitas, terutama saat menangani permintaan sortasi dalam volume besar (Rachmawanto & Sari, 2020).

Pemilihan telur ayam kampung sebagai objek penelitian tidak hanya didorong oleh popularitasnya, tetapi juga karena produk ini memiliki nilai jual yang lebih tinggi dibandingkan telur biasa, serta didistribusikan secara luas dari pasar tradisional hingga ritel modern. Variasi kualitas

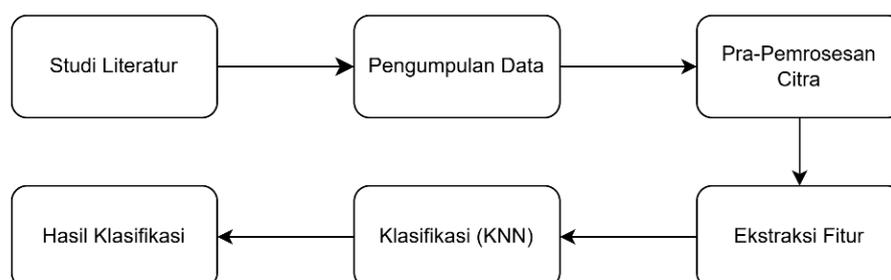
pada telur ayam kampung berdampak besar terhadap kepercayaan konsumen, karena produk ini seringkali dikonsumsi secara segar tanpa banyak proses pengolahan. Tingkat risiko kerusakan fisik dan biologis selama proses distribusi juga semakin meningkat akibat kurangnya sistem pengawetan yang memadai. Permintaan terhadap sistem penyortiran otomatis kian mendesak untuk memastikan kualitas dan efektivitas distribusi pangan (Çelik & Tekin, 2024; Napitu et al., 2023). Secara teknis, kulit telur ayam kampung menunjukkan variasi visual yang lebih rumit dibandingkan telur ras, menjadikannya tantangan penting dan ideal untuk pengembangan serta pengujian metode berbasis citra digital.

Penelitian ini menerapkan metode pengolahan citra digital yang terdiri dari tiga komponen utama: ekstraksi warna dengan *Hue-Saturation-Value* (HSV), analisis tekstur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), dan klasifikasi memakai algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Model HSV dipilih karena kemampuannya memisahkan informasi warna dari pengaruh pencahayaan, yang telah terbukti efektif dalam klasifikasi buah mangga (Muchtar & Muchtar, 2024), jeruk (Napitu et al., 2023), dan bunga (Salsabila et al., 2021). Selanjutnya, metode GLCM digunakan untuk mengidentifikasi ketidakteraturan pada permukaan cangkang dengan menganalisis parameter tekstur seperti kontras dan homogenitas, sebuah pendekatan yang juga berhasil dalam klasifikasi cabai (Putra & Wulandari, 2023) dan rambutan (Hadi & Rachmawanto, 2022). Gabungan fitur warna dan tekstur ini kemudian diklasifikasikan menggunakan KNN, sebuah pendekatan sederhana namun efisien yang menentukan kelas objek berdasarkan kemiripan dengan tetangga terdekatnya di dalam ruang fitur (Muhammad et al., 2021). Efektivitas KNN dalam klasifikasi produk pertanian telah divalidasi dalam studi tentang kopi *greenbean* (Ikhsan et al., 2020) dan klasifikasi umum berbasis citra (Fauzi et al., 2020; Rajbongshi et al., 2024).

Penelitian ini mempunyai sejumlah keunggulan dibandingkan studi sebelumnya. Sistem yang dibuat tidak hanya bergantung pada satu jenis fitur, melainkan mengintegrasikan informasi warna dan tekstur secara bersamaan untuk menghasilkan klasifikasi yang lebih tepat. Penerapan metode HSV, GLCM, dan KNN terbukti efektif dalam banyak studi klasifikasi berbasis gambar, seperti identifikasi kualitas buah atau objek pertanian lainnya (Fauzi et al., 2020; Muchtar & Muchtar, 2024). Pemilihan algoritma KNN juga memfasilitasi efisiensi dalam penerapan sistem pada perangkat dengan spesifikasi rendah. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kualitas telur ayam kampung otomatis dengan mengkombinasikan fitur warna (HSV) dan tekstur (GLCM) dari citra cangkang, yang diklasifikasikan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Pendekatan multi-fitur ini diajukan untuk mengatasi keterbatasan studi sebelumnya yang seringkali hanya menggunakan satu jenis fitur, seperti pada penelitian klasifikasi belimbing yang hanya mengandalkan warna (Muhammad et al., 2021). Dengan mengintegrasikan fitur multi-dimensi (Salsabila et al., 2021) dan algoritma yang ringan, sistem ini diharapkan lebih akurat, stabil, dan praktis untuk proses sortasi berskala industri.

METODE

Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi telur ayam kampung busuk menggunakan fitur warna HSV dan tekstur GLCM dengan algoritma KNN. Proses dilakukan secara berurutan mulai dari studi literatur hingga hasil klasifikasi. Gambar 1 menampilkan alur penelitian.



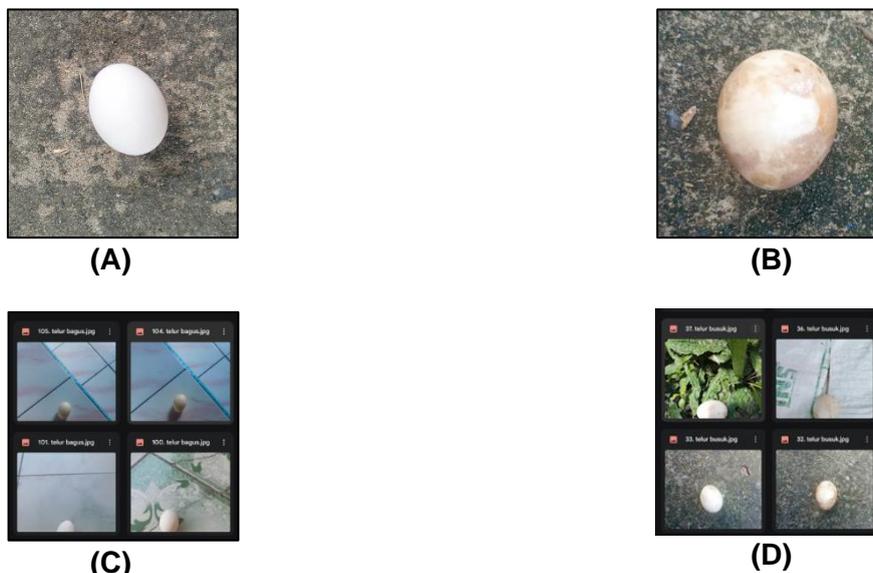
Gambar 1. Alur Penelitian

Studi Literatur

Studi ini dimulai dengan tinjauan literatur terkait metode identifikasi kualitas produk melalui pengolahan gambar. Tinjauan itu mengindikasikan bahwa penggabungan fitur warna dan tekstur menghasilkan identifikasi kondisi objek biologis yang lebih tepat. Karena itu, penelitian ini memanfaatkan ekstraksi fitur warna (HSV) dan tekstur (GLCM) yang diklasifikasikan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) karena dianggap mudah dan efisien

Pengumpulan Data dan pembentukan Database

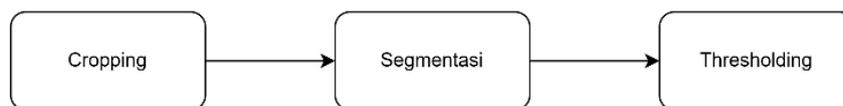
Data primer berupa 210 citra telur ayam kampung dikumpulkan dari peternakan tradisional di Pulau Bawean, Gresik Sampel terdiri dari 105 telur bagus dan 105 telur busuk Kriteria telur busuk ditentukan melalui uji apung (telur tenggelam dianggap bagus, telur mengapung dianggap busuk) dan verifikasi visual (warna cangkang, kondisi permukaan, bau) Citra diambil dalam kondisi pencahayaan terkontrol. Contoh citra asli dari telur bagus dan telur busuk yang menjadi bagian dari dataset penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Citra Asli
(A) Telur Bagus, (B) Telur Busuk, (C) Dataset Telur Bagus, (D) Dataset Telur Busuk

Pra-Pemrosesan Citra

Pra-pemrosesan citra dilakukan untuk mempersiapkan citra telur agar siap untuk ekstraksi fitur dengan mengisolasi cangkang dari latar belakang. Gambar 2 menampilkan alur pra-pemrosesan citra.



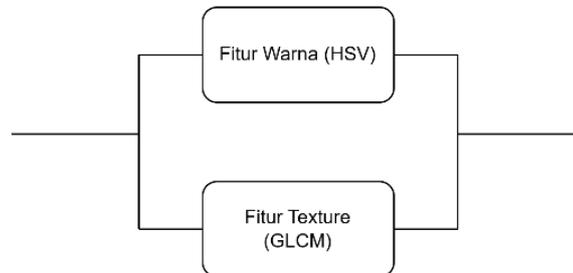
Gambar 3. Alur Pra-Pemrosesan

1. Cropping : Cropping merupakan proses pengurangan citra di lokasi tertentu pada area citra. Prosedur teknik yang diterapkan untuk mengidentifikasi dengan akurat bagian mana dari gambar itu yang memiliki area objek yang akan diproses. Proses ini juga dapat mengecilkan ukuran (resize) citra agar mempercepat perhitungan
2. Segmentasi : Segmentasi dilakukan untuk memisahkan objek telur dari latar belakang. Pada tahap ini, citra diubah ke ruang warna HSV dan diterapkan batas nilai warna tertentu untuk menandai area yang merupakan objek (telur) dan bukan objek (latar belakang). Hasilnya berupa citra dengan objek telur tampak jelas dan latar belakang terhilangkan.

3. Thresholdin : Hasil segmentasi kemudian diubah menjadi citra biner (hitam-putih) menggunakan teknik thresholding. Proses ini bertujuan untuk mempertegas batas antara objek dan latar belakang agar proses ekstraksi fitur berjalan lebih akurat.

Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya setelah pra-pengolahan adalah proses ekstraksi fitur. Pada tahap ini, dua jenis informasi utama diambil dari setiap citra, yaitu fitur warna (HSV) dan fitur tekstur (GLCM). Alur lengkap dari proses ekstraksi fitur ini diilustrasikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Ekstraksi Fitur

- Warna HSV: HSV diterapkan untuk ekstraksi fitur dengan memilih warna berdasarkan nilai Hue, Saturasi, dan Nilai. Hue merupakan sifat warna fundamental. Saturasi merupakan tingkat kekuatan cahaya putih yang memengaruhi penguasaan warna. Nilai merupakan perbedaan kecerahan dari sebuah objek. Prosedur untuk mendapatkan nilai dari setiap warna yang ingin ditampilkan melalui perhitungan dengan mengubah ruang warna RGB menjadi ruang warna HSV.
- Tekstur GLCM: GLCM merupakan metode untuk menghitung nilai statistik derajat kedua dengan menilai kemungkinan hubungan kedekatan antara sepasang piksel pada jarak (d) dan sudut (θ) tertentu. Proses kerja pada metode GLCM mencakup pembentukan co-occurrence dari data gambar, kemudian menentukan karakteristik fungsional dari matriks antara pixel.

Klasifikasi KNN

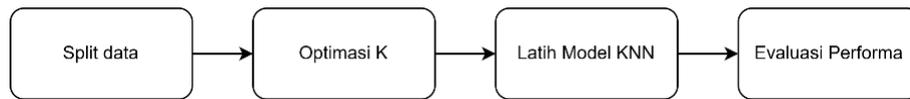
K-Nearest Neighbor (KNN) adalah metode untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan dekatnya objek dengan fitur atau objek lain, data yang digunakan biasanya dalam pembelajaran mesin [19]. Data latih ditempatkan dalam ruang berukuran banyak, di mana setiap dimensi mengandung karakteristik dari data. Ruang terbagi ke dalam beberapa bagian sesuai dengan klasifikasi data pelatihan. Sebuah titik di ruang ini ditetapkan sebagai kategori c, di mana kategori c adalah kategori yang paling umum diantara k tetangga terdekat dari titik-titik tersebut. Kedekatan atau jarak antar tetangga biasanya dinilai dengan Jarak Euclidean (Sari et al., 2022) dengan rumus yang berikut :

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n C_i - j)^2} \quad (1)$$

Keterangan:

- Dij : jarak *Euclidean* antar i dan j.
i : data pada x ke-i untuk tahap perhitungan.
j : data pada y ke-j untuk tahap perhitungan.

Berdasarkan konsep tersebut, alur kerja dari proses klasifikasi menggunakan KNN dapat divisualisasikan. Gambar 5 menyajikan alur yang merangkum tahapan-tahapan dalam proses klasifikasi KNN.



Gambar 5. Alur Proses Klasifikasi

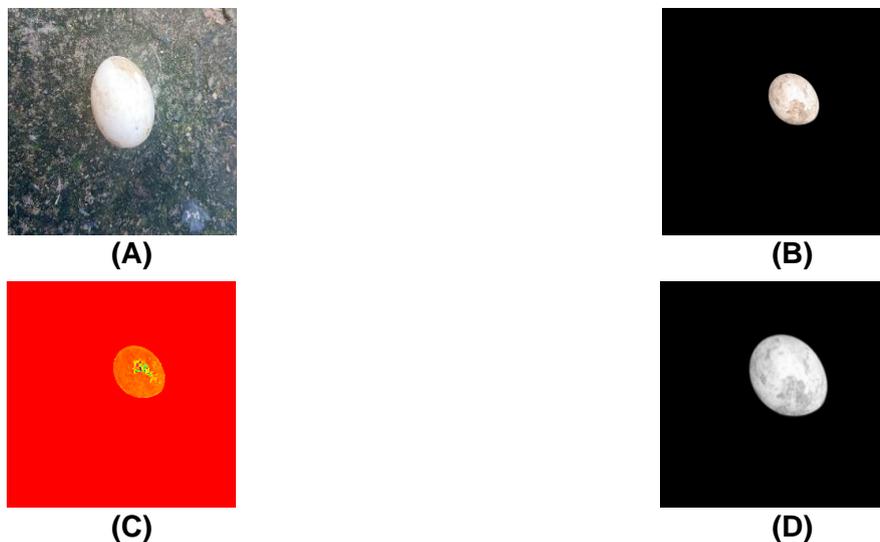
1. Split data : Dataset hasil ekstraksi fitur dibagi menjadi data latih (training), data validasi, dan data uji (testing) dengan rasio 60:20:20.
2. Optimasi Nilai K: Gunakan data latih dan data validasi untuk menguji beberapa nilai K (3, 5, 7, 9, 11, 15). Nilai K terbaik dipilih berdasarkan hasil validasi dengan metrik performa tertinggi.
3. Latih Model KNN: Model KNN dilatih ulang menggunakan gabungan data latih + validasi dengan K terbaik.
4. Evaluasi Performa: Hitung metrik: akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk mengukur kemampuan klasifikasi terhadap data baru.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan temuan yang diperoleh pada setiap tahap penelitian, dimulai dari proses pra-pemrosesan hingga evaluasi performa klasifikasi. Urutan penyajian disesuaikan dengan alur tahapan pada Gambar 1 (Alur Penelitian), agar keterkaitan antara metode dan hasil dapat dipahami dengan sistematis.

Hasil Pra-pemrosesan dan Segmentasi Citra

Langkah pertama yang dilakukan adalah mengolah gambar telur supaya siap untuk dianalisis. Proses ini terdiri dari beberapa tahap: gambar asli dimasukkan, lalu dilakukan pemisahan antara cangkang telur dan latar belakang, selanjutnya gambar diubah ke warna HSV dan terakhir diubah lagi ke warna abu-abu (grayscale) untuk keperluan pengambilan fitur tekstur. Proses ini bisa dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Tahapan Pra-Pemrosesan Citra
(A) Citra Asli, (B) Setelah Segmentasi, (C) Hasil Konversi HSV, (D) Grayscale GLCM .

Proses segmentasi yang berhasil sangat krusial. Dengan menghilangkan latar belakang, fitur-fitur yang diekstraksi menjadi lebih representatif terhadap kondisi sebenarnya dari cangkang telur. Konversi ke HSV memungkinkan analisis warna yang lebih mendalam, sementara konversi ke *grayscale* adalah langkah standar sebelum aplikasi GLCM untuk analisis tekstur, karena GLCM bekerja berdasarkan tingkat keabuan piksel. Kualitas hasil segmentasi ini secara langsung mempengaruhi akurasi fitur yang dihasilkan dan, pada akhirnya, kinerja model klasifikasi.

Hasil Data Fitur Warna dan Tekstur yang Diekstraksi

Proses ekstraksi fitur warna dan tekstur diterapkan pada seluruh dataset citra. Hasil dari proses ini adalah sebuah tabel data numerik yang siap digunakan untuk tahap klasifikasi. Sebagian dari data hasil ekstraksi fitur tersebut disajikan pada Gambar 7.

	h_mean	h_std	s_mean	s_std	v_mean	v_std	contrast	dissimilarity	homogeneity	energy	correlation	ASM	label	filename
0	34.530950	49.091769	37.246675	27.474495	131.044500	48.074731	68.817337	4.004573	0.299164	0.022356	0.985754	0.000500	0	1. telur bagus.jpg
1	37.376325	43.784238	36.641400	24.656534	133.228750	42.161736	114.245955	6.505151	0.193494	0.018949	0.966664	0.000359	0	2. telur bagus.jpg
2	32.021425	41.327340	37.473225	25.189182	142.377225	42.839042	114.657261	6.557462	0.187805	0.018633	0.966689	0.000347	0	3. telur bagus.jpg
3	37.020725	43.025531	33.249175	22.602768	143.210225	43.203779	158.176156	7.849874	0.161117	0.016605	0.955002	0.000276	0	4. telur bagus.jpg
4	36.236375	37.931569	31.140350	20.290161	130.076925	42.872411	133.139121	7.064548	0.179241	0.017505	0.963112	0.000306	0	5. telur bagus.jpg
...
205	96.162025	19.514639	28.826200	21.712153	179.394650	38.357350	376.165905	10.068015	0.168448	0.020889	0.868959	0.000436	1	102. telur busuk.jpg
206	19.508125	18.056179	62.233325	41.416277	133.630450	53.069264	1027.402136	21.172739	0.090612	0.010569	0.822508	0.000112	1	103. telur busuk.jpg
207	97.404975	21.927522	27.973525	22.008322	185.714500	36.111477	382.248015	10.171030	0.167702	0.022115	0.851038	0.000489	1	105. telur busuk.jpg
208	58.949150	59.958125	84.758175	63.773061	119.275600	56.814425	520.824497	14.114849	0.126496	0.012550	0.920285	0.000157	1	104. telur busuk.jpg
209	53.233225	34.870808	26.660675	27.842469	129.328300	44.228684	1000.131935	24.140678	0.050240	0.009033	0.746139	0.000082	1	16. telur busuk.jpg

210 rows x 14 columns

Gambar 7. Data Hasil Ekstraksi Fitur

Dari hasil ekstraksi fitur, diperoleh dataset seperti yang ditampilkan pada gambar dataset. Setiap kolom memiliki arti sebagai berikut:

- h_mean : nilai rata-rata Hue (warna dasar) dari piksel cangkang telur.
- h_std : standar deviasi Hue, menggambarkan variasi warna dasar.
- s_mean : nilai rata-rata Saturation (kejenuhan warna).
- s_std : standar deviasi Saturation.
- v_mean : nilai rata-rata Value (tingkat kecerahan).
- v_std : standar deviasi Value.
- contrast : pengukuran selisih tingkat keabuan antar piksel dalam tekstur.
- dissimilarity : tingkat ketidaksamaan tekstur antar piksel.
- homogeneity : tingkat keseragaman tekstur pada cangkang.
- energy : tingkat keteraturan tekstur (kebulatan distribusi GLCM).
- correlation : tingkat hubungan linier antar piksel pada tekstur.
- ASM : Angular Second Moment, indikator lain dari keseragaman tekstur.
- label : kelas data (0 = telur bagus, 1 = telur busuk).
- filename : nama file citra telur yang digunakan.

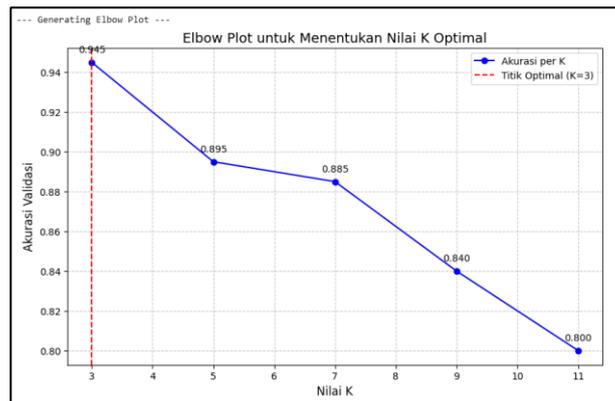
Optimasi Parameter K pada KNN

Nilai optimal parameter K pada KNN ditentukan melalui proses validasi silang menggunakan data validasi. Uji coba dilakukan terhadap K ganjil (3, 5, 7, dst), dan hasilnya disajikan dalam Gambar 8 serta divisualisasikan pada Gambar 9.

```

--- Tabel Hasil Akurasi Validasi ---
Nilai K Akurasi Validasi
3          0.945
5          0.895
7          0.885
9          0.840
11         0.800
    
```

Gambar 8. Data Hasil Ekstraksi Fitur



Gambar 9. Elbow Akurasi Nilai K

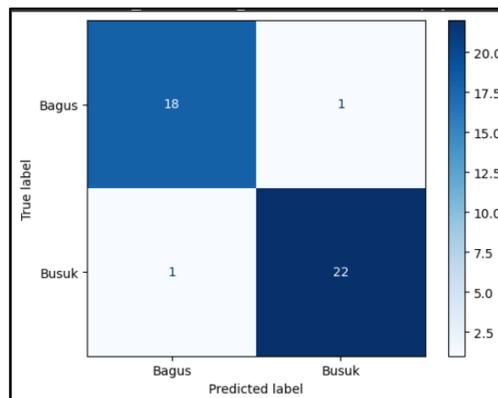
Berdasarkan Gambar 8, nilai K=3 menunjukkan titik elbow, yaitu titik optimal sebelum akurasi mulai menurun atau stagnan. Dengan demikian, nilai ini dipilih sebagai parameter untuk model klasifikasi akhir.

Evaluasi Hasil Klasifikasi pada Data Uji

Setelah proses training dan penentuan parameter K optimal, dilakukan pengujian model pada data uji. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan dua skema pembagian data, yaitu data latih (training) : data validasi : data uji (testing) dengan perbandingan 60:20:20 dan 70:15:15, untuk menguji stabilitas kinerja model dalam berbagai komposisi data.

Evaluasi Skema Split 60:20:20

Pada skema pembagian data 60% data latih, 20% validasi, dan 20% data uji, model KNN menghasilkan nilai K optimal sebesar 3. Hasil pengujian pada data uji menunjukkan akurasi sebesar 0.9524, dengan hasil confusion matrix dan classification report ditampilkan pada Gambar 10 dan Gambar 11.



Gambar 10. Confusion Matrix 60:20:20

```

Split 60:20:20 - K yang digunakan: 3
Akurasi Uji: 0.9524
Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

   Bagus      0.95      0.95      0.95        19
   Busuk      0.96      0.96      0.96        23

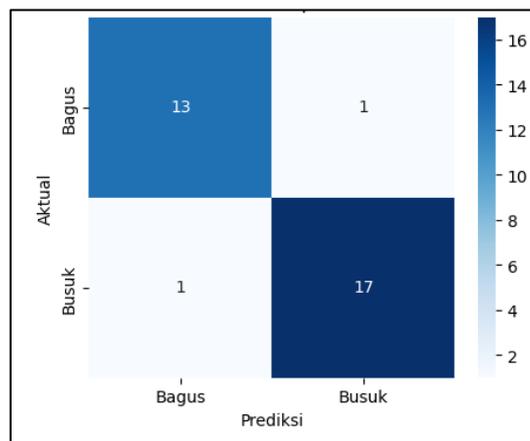
 accuracy          0.95          0.95          0.95        42
 macro avg          0.95          0.95          0.95        42
 weighted avg          0.95          0.95          0.95        42
    
```

Gambar 11 Classification Report 60:20:20

Pada Gambar 10 (Confusion Matrix), terlihat model mampu mengklasifikasikan 18 telur bagus dan 22 telur busuk secara benar, dengan masing-masing 1 kesalahan klasifikasi. Sedangkan Gambar 11 (Classification Report), menunjukkan precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0.95 untuk kelas bagus dan 0.96 untuk kelas busuk. Secara umum, model menunjukkan performa yang baik dan seimbang dalam mendeteksi kedua kelas.

Evaluasi Skema Split 70:15:15

Pada skema split 70% data latih, 15% validasi, dan 15% data uji, kembali diperoleh nilai K optimal sebesar 3. Akurasi pada data uji mencapai 0.9375. Hasil confusion matrix dan classification report ditampilkan pada Gambar 12 dan Gambar 13.



Gambar 12. Confusion Matrix 70:15:15

```

Split 70:15:15 - K yang digunakan: 3
Akurasi Uji: 0.9375
Classification Report:
      precision    recall  f1-score   support

   Bagus      0.93      0.93      0.93        14
   Busuk      0.94      0.94      0.94        18

 accuracy          0.94          0.94          0.94        32
 macro avg          0.94          0.94          0.94        32
 weighted avg          0.94          0.94          0.94        32
    
```

Gambar 13. Classification Report 70:15:15

Dari Gambar 12, model berhasil mengklasifikasikan 14 telur bagus dan 18 telur busuk secara benar, dengan masing-masing terdapat 1 kesalahan klasifikasi. Pada Gambar 13, precision, recall, dan F1-score untuk kelas bagus sebesar 0.93, dan 0.94 untuk kelas busuk. Secara keseluruhan, performa model tetap stabil meskipun jumlah data latih dan uji berbeda.

Perbandingan Kinerja Kedua Skema

Penelitian ini menguji dua skema pembagian data berbeda untuk mencari kinerja terbaik. Skema pertama memakai rasio 60:20:20, sementara skema kedua memakai rasio 70:15:15. Tabel 1 menyajikan hasil perbandingan akurasi dari kedua skema tersebut.

Skema Split Data	Akurasi
60:20:20	0.9524
70:15:15	0.9375

Hasil dalam Tabel 1 menunjukkan skema pembagian 60:20:20 mencapai akurasi tertinggi sebesar 0.9524. Skema 70:15:15 memperoleh akurasi lebih rendah, yaitu 0.9375. Melihat hasil yang lebih unggul, skema pembagian 60:20:20 dipilih sebagai metode terbaik penelitian ini.

Gambaran visual mengenai hasil klasifikasi disajikan melalui beberapa contoh citra telur beserta hasil prediksi model. Setiap gambar dilengkapi dengan label aktual dan hasil prediksi ditampilkan pada Gambar 14.

Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Bagus



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Aktual : Telur Busuk
Predik : Telur Busuk



Gambar 14. Visualisasi Hasil Klasifikasi Benar (Label Hijau) dan Salah (Label Merah)

Gambar 14 tersebut menyajikan contoh visual dari hasil klasifikasi model, di mana setiap gambar diberi label Aktual (kondisi asli) dan Predik (hasil prediksi model). Sistem kode warna

digunakan untuk membedakan hasilnya: warna hijau menandakan klasifikasi yang benar saat label Aktual dan Predik cocok, sedangkan warna merah menyoroti adanya kesalahan atau miskalsifikasi. Dari sembilan contoh yang ditampilkan, terlihat delapan prediksi berhasil dan satu miskalsifikasi, yang membantu dalam analisis kesalahan untuk memahami karakteristik citra yang menantang bagi model.

SIMPULAN

Pengembangan sistem klasifikasi kualitas telur ayam kampung berbasis citra digital menggunakan kombinasi fitur warna (HSV) dan tekstur (GLCM) berhasil memberikan hasil klasifikasi yang akurat. Pengujian dengan algoritma KNN menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 0.9524 pada pembagian data 60:20:20 dan 0.9375 pada pembagian data 70:15:15. Performa yang stabil pada kedua skema pembagian data menunjukkan bahwa model memiliki tingkat generalisasi yang baik, serta tetap mampu mengklasifikasikan telur bagus dan busuk secara efektif walaupun jumlah data latih dan data uji bervariasi. Sistem ini berpotensi diterapkan dalam proses sortir telur otomatis di industri, dengan kecepatan pengolahan data yang efisien dan kesalahan klasifikasi yang rendah.

DAFTAR PUSTAKA

- Achmad, Y. F., Yulfitri, A., & Maharani, P. (2022). Penerapan Algoritma GLCM dan KNN dalam Pengenalan Jenis Jerawat. *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, 6(2), 74-82.
- Ardi, M.S., Abdullah, A. & Usman, U. (2021). Rancang Bangun Pendeteksi Kualitas Beras Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Android. *Jurnal Informatika Upgris*, 7(2).
- Arhinza, R. S., Sari, A. P., & Akbar, F. A. (2024). Klasifikasi Citra Aksara Lontara menggunakan K-NN dan Ekstraksi Fitur HOG. *Generation Journal*, 8(2), 101-110.
- Çelik, A., & Tekin, E. (2024). Classification of hatchery eggs using a machine learning algorithm based on image processing methods: A comparative study. *Brazilian Journal of Poultry Science*.
- Fathoni, F. M., & Atika, C. (2024). Klasifikasi Penyakit Daun Anggur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Gray Level Co-Occurrence Matrix. *Jurnal Ilmiah Informatika dan Komputer*. (Detail volume dan halaman perlu dikonfirmasi dari sumber aslinya).
- Fauzi, A. A., Utamingrum, F., & Ramdani, F. (2020). Road surface classification based on LBP and GLCM features using KNN classifier. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(4), 1446-1453.
- Fitriyah, H., Syauqy, D., & Susilo, F. A. (2020). Deteksi Kesegaran Ikan Tongkol (*Euthynnus Affinis*) Secara Otomatis Berdasarkan Citra Mata Menggunakan Binary Similarity. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 7(5), 879-885.
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna Dan Glcm Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambut. *Jurnal Informatika Polinema*, 8(3), 63-68.
- Hilmi, A. N., Puspaningrum, E. Y., & Wahanani, H. E. (2024). Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Identifikasi Penyakit pada Tanaman Jeruk Berdasarkan Citra Daun. *Router: Jurnal Teknik Informatika dan Terapan*, 2(2), 107-117.
- Ikhsan, D., Utami, E., & Wibowo, F. W. (2020). Metode Klasifikasi Mutu Greenbean Kopi Arabika Lanang Dan Biasa Menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Bentuk. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 18(2), 1.
- Jatmoko, C., & Sinaga, D. (2022). Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Fitur GLCM untuk Mengklasifikasikan Biji Kopi Robusta dan Arabika Lokal. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Multidisiplin Ilmu (SEMNASTEKMU)*.
- Lamasigi, Z. Y. (2021). DCT Untuk Ekstraksi Fitur Berbasis GLCM Pada Identifikasi Batik Menggunakan K-NN. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 3(1).
- Mahendra, I., & Rachmat, N. (2023). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kakao Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Algoritme*, 4(1), 31-42.

- Muchtar, M., & Muchtar, R. A. (2024). Perbandingan Metode KNN dan SVM dalam Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Berdasarkan Citra HSV dan Fitur Statistik. *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, 12(2).
- Muhammad, D. I., Ermatita, & Falih, N. (2021). Penggunaan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Mengklasifikasi Citra Belimbing Berdasarkan Fitur Warna. *IFTK Jurnal Informatik, Edisi ke-17(1)*, 9-16.
- Napitu, S., Panjaitan, R. P., Nulhakim, P. A., & Lubis, M. K. (2023). Klasifikasi Buah Jeruk Segar dan Busuk Berdasarkan RGB dan HSV Menggunakan Metode KNN. *Jurnal Saintekom*, 13(2), 214-221.
- Nasution, S. A. B., Lestari, D., Azzahra, D. P., & Kiswanto, D. (2025). Deteksi Jenis Tanaman Berdasarkan Bentuk Daun Menggunakan KNN. *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, 10(1).
- Putra, B., & Petrus, J. (2024). Identifikasi Kualitas Beras Berdasarkan Fitur Citra Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors. *Jurnal Algoritme*, 5(1), 1-11.
- Putra, R. S., & Wulandari, F. A. (2023). Klasifikasi Mutu Cabai Merah Menggunakan Fitur Warna HSV dan Tekstur GLCM dengan Support Vector Machine. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(1), 1-8.
- Rachmawanto, E. H., & Sari, C. A. (2020). Eggs classification based on egg shell image using k-nearest neighbors classifier. *IEEE International Conference on Application for Technology (ICAT)*.
- Rajbongshi, A., Shakil, R., Akter, B., & Lata, M. A. (2024). A comprehensive analysis of feature ranking-based fish disease recognition. *Array*, 22, 100250.
- Safitri, E., Sibarani, R. H. R., Sidabutar, Y. S. M., & Kiswanto, D. (2024). Klasifikasi Penyakit Daun Anggur Berbasis Citra Menggunakan Metode K-Nearest Neighbors (KNN). *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(6), 12633-12642.
- Salsabila, A. P. B., Yunita, R. D., & Rozikin, C. (2021). Identifikasi Citra Jenis Bunga menggunakan Algoritma KNN dengan Ekstraksi Warna HSV dan Tekstur GLCM. *Technomedia Journal*, 6(1).
- Sari, A. P., Sihananto, A. N., & Prasetya, D. A. (2022). Implementasi Metode K-NN dalam Klasterisasi Kasus Kesehatan Jantung. *ALINIAR Journal Of Artificial Intelligence & Applications*, 3(2), 18-21.