



Klasifikasi Kualitas Telur Puyuh Menggunakan Kombinasi Fitur RGB dan GLCM dengan Algoritma K-NN

Danu Ahmad Maulana¹, Hardian Oktavianto², Dudi Irawan³,

^{1,2,3}Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Jember, Jember, Indonesia

Corresponding author: danmaulana710@gmail.com

Article Information: submission received XXX; revision: XXX; accepted XXX; first published online XXX

Abstract

Kualitas telur puyuh merupakan faktor penting yang memengaruhi nilai jual dan kepercayaan konsumen. Namun, proses penilaian mutu telur puyuh masih banyak dilakukan secara manual dan subjektif sehingga berpotensi menimbulkan inkonsistensi. Penelitian ini menyajikan pengembangan sistem klasifikasi kualitas telur puyuh berbasis pengolahan citra digital dengan memanfaatkan kombinasi fitur warna RGB dan tekstur GLCM menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN). Dataset yang digunakan terdiri dari 200 citra telur puyuh yang dikelompokkan ke dalam tiga kelas mutu, yaitu baik, sedang, dan buruk. Tahapan penelitian meliputi akuisisi citra, pra-pemrosesan, segmentasi menggunakan *Otsu Thresholding*, ekstraksi fitur warna RGB dan fitur tekstur GLCM, penggabungan fitur dengan metode *early fusion*, normalisasi data menggunakan *StandardScaler*, serta klasifikasi menggunakan algoritma K-NN. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 90% pada nilai K = 5, 7, 11, dan 13, dengan nilai K = 5 dipilih sebagai nilai optimal karena menghasilkan performa yang paling stabil. Hasil ini membuktikan bahwa kombinasi fitur warna dan tekstur efektif digunakan dalam klasifikasi kualitas telur puyuh secara objektif.

Keywords: Klasifikasi telur puyuh; RGB; GLCM; K-Nearest Neighbor

1. INTRODUCTION

Perkembangan teknologi informasi dan pengolahan citra digital telah memberikan kontribusi signifikan dalam berbagai sektor, termasuk bidang peternakan. Salah satu komoditas unggas yang memiliki potensi ekonomi tinggi di Indonesia adalah burung puyuh (*Coturnix coturnix japonica*), terutama karena biaya pemeliharaannya yang relatif rendah serta tingkat produktivitas telur yang tinggi, yaitu mencapai 230–300 butir per ekor per tahun (Khoirunnisa, 2021). Telur puyuh juga banyak diminati sebagai sumber protein hewani alternatif yang terjangkau. Namun demikian, kualitas telur menjadi faktor krusial yang memengaruhi nilai jual, khususnya pada pasar modern yang menuntut standar mutu visual dan higienis yang konsisten (Syukri et al., 2022).

Hingga saat ini, proses seleksi mutu telur puyuh masih banyak dilakukan secara visual manual oleh peternak. Metode ini sangat bergantung pada persepsi manusia sehingga



rentan terhadap subjektivitas dan inkonsistensi, terutama dalam membedakan kategori mutu telur baik, sedang, dan buruk. Ketidaktepatan dalam proses seleksi dapat berdampak pada penurunan harga jual serta menurunkan tingkat kepercayaan konsumen. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem klasifikasi mutu telur puyuh berbasis pengolahan citra digital yang mampu memberikan penilaian secara objektif, akurat, dan konsisten dengan memanfaatkan karakteristik visual telur, seperti warna dan tekstur (Sumari et al., 2021).

Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa teknologi berbasis citra digital memiliki potensi yang baik dalam klasifikasi kualitas produk pertanian dan peternakan. Yusuf et al. (2021) mengembangkan sistem identifikasi kualitas telur ayam menggunakan jaringan saraf tiruan dengan akurasi mencapai 94,17% pada fitur bentuk dan 82% pada fitur tekstur. Penelitian oleh Prahudaya dan Harjoko (2017) juga menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna RGB dan tekstur GLCM mampu mengklasifikasikan mutu jambu biji dengan akurasi sebesar 91,15%. Sementara itu, Sumari et al. (2021) melaporkan bahwa penggabungan fitur warna dan tekstur pada telur puyuh dapat meningkatkan akurasi klasifikasi hingga 77,78%. Meskipun demikian, penelitian terkait klasifikasi kualitas telur puyuh berbasis teknologi pengolahan citra masih relatif terbatas dan memerlukan pengembangan lebih lanjut.

Penelitian ini merujuk pada konsep pengolahan citra digital dan algoritma machine learning. Ekstraksi fitur warna RGB dan fitur tekstur berbasis Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dilakukan untuk memperoleh representasi numerik dari karakteristik visual permukaan telur (Gonzalez & Woods, 2018). Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dipilih karena memiliki struktur yang sederhana namun efektif dalam berbagai aplikasi klasifikasi. Fitur warna RGB memberikan informasi dasar mengenai tampilan visual objek, sedangkan GLCM mampu merepresentasikan pola tekstur permukaan yang tidak selalu dapat diamati secara kasat mata (Prahudaya & Harjoko, 2017). Kombinasi kedua jenis fitur ini diharapkan dapat menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 200 citra telur puyuh yang diperoleh dari Agung Farm. Pemilihan jumlah data tersebut didasarkan pada pertimbangan metodologis dan praktis. Menurut Pamuji dan Pamungkas (2023), jumlah dataset yang memadai diperlukan untuk menghindari *overfitting* dan memastikan model mampu mempelajari pola data secara optimal. Selain itu, jumlah 200 citra memungkinkan pembagian data dengan rasio 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian, sehingga evaluasi sistem dapat dilakukan secara lebih objektif. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa penggunaan ratusan citra telur puyuh cukup representatif untuk proses klasifikasi mutu (Sumari et al., 2021). Oleh karena itu, 200 citra dinilai memadai untuk mewakili tiga kelas mutu telur puyuh, yaitu baik, sedang, dan buruk.

Keterbaruan penelitian ini terletak pada integrasi fitur warna RGB dan fitur tekstur GLCM menggunakan metode *early fusion* sebelum proses klasifikasi, sehingga



menghasilkan vektor fitur yang lebih kaya dan representatif dibandingkan penelitian sebelumnya yang umumnya memproses kedua fitur tersebut secara terpisah.

2. LITERATURE REVIEW

Pengolahan citra digital merupakan bidang ilmu yang berfokus pada pemrosesan dan analisis citra untuk mengekstraksi informasi yang relevan secara numerik (Gonzalez & Woods, 2018). Dalam konteks klasifikasi kualitas produk pertanian dan peternakan, citra digital dimanfaatkan untuk merepresentasikan karakteristik visual objek, seperti warna, tekstur, dan bentuk, yang kemudian digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan secara otomatis.

Fitur warna RGB merupakan salah satu fitur dasar yang paling banyak digunakan dalam pengolahan citra karena mampu merepresentasikan informasi warna objek secara langsung sesuai persepsi visual manusia (Kurniawan et al., 2020). Pada citra telur puyuh, variasi warna cangkang dapat menjadi indikator penting dalam membedakan mutu telur, terutama terkait tingkat kecerahan, kebersihan, dan keberadaan bercak alami (Sumari et al., 2021).

Selain warna, tekstur permukaan cangkang telur juga menjadi parameter penting dalam penilaian mutu. *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode statistik yang umum digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur berdasarkan hubungan spasial antar piksel dalam citra grayscale (Pamungkas, 2023). Fitur-fitur GLCM seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* telah terbukti efektif dalam merepresentasikan pola tekstur permukaan objek pada berbagai penelitian klasifikasi citra (Prahudaya & Harjoko, 2017; Rahayu, 2019).

Penelitian oleh Sumari et al. (2021) menunjukkan bahwa penggabungan fitur warna dan tekstur pada telur puyuh mampu meningkatkan akurasi klasifikasi dibandingkan penggunaan fitur tunggal. Namun, representasi tekstur yang digunakan masih relatif sederhana dan penggabungan fitur dilakukan setelah proses klasifikasi. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan pendekatan dengan memanfaatkan fitur tekstur GLCM yang lebih kaya serta menerapkan metode *early fusion* untuk mengintegrasikan fitur warna RGB dan tekstur GLCM sebelum proses klasifikasi, sehingga diharapkan mampu meningkatkan performa sistem.

Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) merupakan salah satu metode klasifikasi berbasis jarak yang banyak digunakan karena kesederhanaan dan efektivitasnya pada dataset dengan jumlah fitur yang relatif terbatas (Rosa & Ramadhanu, 2025). K-NN bekerja dengan menentukan kelas suatu data uji berdasarkan mayoritas kelas dari K tetangga terdekat pada data latih, menggunakan jarak Euclidean sebagai ukuran kedekatan (Adenugrah et al., 2022). Menurut, (Saifullah et al., 2017) metode ini mampu mengklasifikasikan objek visual seperti telur dan biji-bijian secara cukup akurat ketika

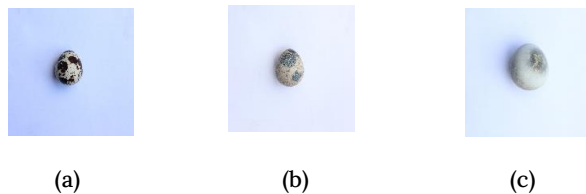


dikombinasikan dengan fitur RGB dan GLCM. Berdasarkan beberapa penelitian terkait maka kombinasi fitur warna RGB, tekstur GLCM, dan algoritma K-NN menjadi dasar konseptual dalam penelitian ini.

3. METHOD

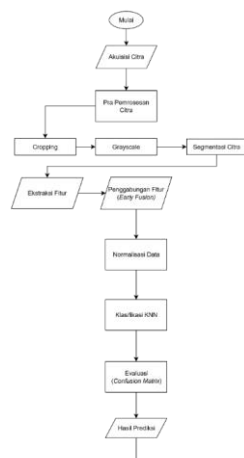
Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimental yang bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kualitas telur puyuh berbasis pengolahan citra digital dan kemudian dianalisis performanya melalui evaluasi akurasi (Sugiyono, 2016). Objek penelitian berupa citra telur puyuh yang diklasifikasikan ke dalam tiga kelas mutu, yaitu baik, sedang, dan buruk (Sumari et al., 2021).

Objek penelitian dalam penelitian ini adalah telur burung puyuh yang dibagi berdasarkan kualitas mutu baik (a), sedang (b), buruk (c). Berikut merupakan contoh sampel telur burung puyuh :



Gambar 1. Objek telur puyuh

Untuk memastikan proses penelitian berjalan secara terstruktur dan mudah dipahami, seluruh tahapan pengolahan citra dan klasifikasi kualitas telur puyuh dirancang dalam suatu



Gambar 2. Alur penelitian



alur kerja sistematis. Alur kerja tersebut divisualisasikan dalam bentuk *flowchart* yang menggambarkan urutan proses.

1. Dataset dan akuisisi citra

Dataset yang digunakan terdiri dari 200 citra telur puyuh yang diperoleh dari Agung Farm. Pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera digital cannon eos 60D dengan latar belakang putih dengan settingan manual, *shutter speed* 1/25, *aperture* F4.5, *Iso* 800, dan *single shooting* guna untuk meminimalkan pengaruh *noise* cahaya. Seluruh citra disimpan dalam format *JPG* dan dikelompokkan sesuai kelas mutu sebagai data berlabel awal dan disimpan dalam bentuk folder. Struktur folder data ini kemudian digunakan dalam proses *training* dan *testing* sistem klasifikasi (Seran & Baso, 2024).

2. Pra-pemrosesan dan segmentasi

Tahap pra-pemrosesan meliputi *cropping* citra untuk memfokuskan area objek telur serta konversi citra RGB ke *grayscale*. Segmentasi objek dilakukan menggunakan metode *Otsu Thresholding*, yang secara otomatis menentukan nilai ambang optimal berdasarkan histogram tingkat keabuan citra (Otsu, 1979) Metode ini digunakan untuk memisahkan objek telur dari latar belakang (Syafi'i et al., 2016). Dengan menggunakan rumus :

$$\sigma \frac{2}{\beta} = \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad 1$$

Dengan:

ω_0, ω_1 : probabilitas piksel di kelas 0 (background) dan kelas 1 (objek)

μ_0, μ_1 : rata-rata intensitas masing-masing kelas

μ_T : rata-rata total semua piksel

3. Ekstraksi Fitur

Tahap ekstraksi fitur bertujuan untuk memperoleh representasi numerik dari karakteristik visual telur puyuh.

a. Fitur warna RGB

Ekstraksi fitur warna dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata intensitas kanal merah (R), hijau (G), dan biru (B) pada area objek telur hasil segmentasi. Nilai rata-rata RGB digunakan untuk merepresentasikan karakteristik warna permukaan cangkang telur puyuh yang menjadi salah satu indikator mutu telur (Sumari et al., 2021). Dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$R = \frac{R}{255} \quad 2$$

$$G = \frac{G}{255} \quad 3$$



$$B = \frac{B}{255} \quad 4$$

b. Fitur tekstur GLCM

Ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Empat fitur tekstur utama yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Fitur-fitur tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan variasi dan tingkat keteraturan tekstur permukaan cangkang telur puyuh secara efektif (Prahudaya & Harjoko, 2017). Setiap fitur dihitung dengan rumus sebagai berikut :

1) Contrast

Mengukur variasi intensitas piksel dalam citra.

$$\sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \quad 5$$

2) Correlation

Menunjukkan ketergantungan linear antar piksel.

$$\sum_{i,j} \frac{(i - \mu)(j - \mu) \cdot p(i, j)}{\sigma^2} \quad 6$$

3) Energy

Merepresentasikan keseragaman tekstur.

$$\sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad 7$$

4) Homogeneity

Mengukur kedekatan distribusi GLCM dengan diagonal.

$$\sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + |i, j|^2} \quad 8$$

4. Penggabungan fitur dan normalisasi

Fitur warna RGB dan fitur tekstur GLCM digabungkan menggunakan metode *early fusion* dengan cara menyatukan seluruh fitur ke dalam satu vektor fitur (Yadav & Vishwakarma, 2020). Dengan rumus sebagai berikut :

$$f_{gabung} = \begin{bmatrix} R_{mean}, G_{mean}, B_{mean}, \\ Contrasts, Correlation, Energy, Homogeneity \end{bmatrix} \quad 9$$

Selanjutnya, dilakukan normalisasi data menggunakan *StandardScaler* untuk memastikan seluruh fitur berada pada skala yang setara, sehingga tidak terjadi dominasi oleh fitur tertentu dalam perhitungan jarak *Euclidean* (Ahsan et al., 2021). Proses normalisasi ini mengikuti rumus berikut (Arora et al.,



2022):

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

10

5. Klasifikasi dan evaluasi

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dengan variasi nilai K dari 3 hingga 15. Dengan menghitung jarak *Euclidean distance* dengan rumus :

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2}$$

11

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung nilai akurasi klasifikasi pada data uji (Vincent et al., 2023). Berikut merupakan *confusion matrix* dengan presentasi ke tiga kelas :

Tabel 1. Confusion Matrix

		Nilai Aktual		
		Positif	Netral	Negatif
Nilai prediksi	Positif	TP	FP	FN
	Netral	FN	TL	FL
	Negatif	FN	FN	TN

Dengan 6 istilah pengelompokan yaitu :

- True Positive (TP) : Data dengan aktual positif dan diprediksi positif.
- False Positive (FP) : Data dengan aktual bukan positif yang diprediksi positif.
- True Negative (TN) : Data dengan aktual negatif yang diprediksi negatif.
- False Negative (FN) : Data dengan aktual bukan negatif yang diprediksi negatif.
- True Neutral (TL) : Data dengan aktual netral yang diprediksi netral.
- False Neutral (FL) : Data dengan aktual bukan netral yang diprediksi netral.

Confusion matrix tersebut digunakan untuk menghitung akurasi Tingkat kecocokan terhadap proses klasifikasi dengan menggunakan rumus :

$$Akurasi = \frac{TP + TL + TN}{TP + TL + TN + FP + FL + FN} \times 100\%$$

12

4. RESULTS and DISCUSSION

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan hasil akuisisi citra telur puyuh dari tiga kelas mutu, yaitu baik, sedang, dan buruk. Jumlah keseluruhan dataset sebanyak 200 citra, dengan



proporsi 80% untuk data latih (160 citra), dan 20% untuk data uji (40) citra. Distribusi data latih dan data uji disajikan pada tabel berikut :

Tabel 2 Distribusi data uji

Kelas	Jumlah Label Asli
Baik	18
Sedang	11
Buruk	11
Total	40

Tabel 3 Distribusi data latih

Kelas	Jumlah Label Asli
Baik	57
Sedang	52
Buruk	51
Total	40

1. Hasil ekstraksi fitur warna RGB

Ekstraksi fitur warna RGB dilakukan untuk memperoleh karakteristik warna permukaan cangkang telur puyuh pada setiap kelas mutu. Hasil rata-rata fitur warna RGB untuk masing-masing kelas mutu telur puyuh disajikan pada tabel berikut.

Tabel 4 Hasil rata-rata RGB

Kelas	Rata-rata R (red)	Rata-rata G (green)	Rata-rata B (blue)
Baik	102,750	94,767	90,663
Sedang	118,743	117,760	123,427
Buruk	166,963	170,193	172,114
Rata-rata Keseluruhan	129,485	127,573	128,734

Berdasarkan Tabel 4, dapat diamati bahwa telur berkualitas baik memiliki nilai rata-rata RGB yang lebih rendah dibandingkan telur berkualitas sedang dan buruk. Hal ini menunjukkan bahwa telur berkualitas baik cenderung memiliki warna cangkang yang lebih gelap dan merata. Sebaliknya, telur berkualitas buruk menunjukkan nilai RGB tertinggi, yang mengindikasikan tingkat kecerahan cangkang yang lebih tinggi akibat pantulan cahaya atau kondisi permukaan yang kurang baik.

2. Hasil ekstraksi fitur tekstur GLCM



Ekstraksi fitur tekstur dilakukan menggunakan metode *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk merepresentasikan pola tekstur permukaan cangkang telur puyuh. Nilai rata-rata fitur tekstur GLCM untuk masing-masing kelas mutu telur puyuh ditunjukkan pada tabel berikut.

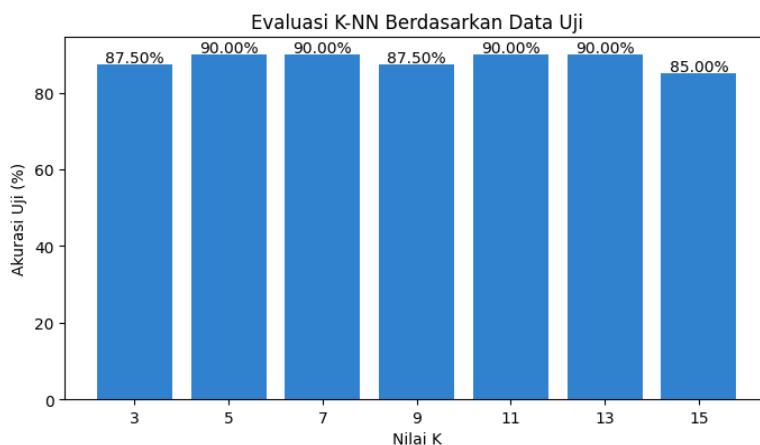
Tabel 5 Hasil rata-rata GLCM

Kelas	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity
Baik	26,063177	0,511588	0,090706	0,384909
Sedang	25,784222	0,389368	0,085448	0,328441
Buruk	13,836990	0,374018	0,132605	0,410460
Rata-rata Keseluruhan	21,894796	0,424991	0,102919	0,374603

Berdasarkan Tabel 5, telur berkualitas baik memiliki nilai *contrast* dan *correlation* yang lebih tinggi dibandingkan kelas lainnya. Nilai *contrast* yang tinggi menunjukkan adanya variasi intensitas piksel yang lebih besar, yang mengindikasikan pola tekstur permukaan cangkang yang lebih kompleks. Sebaliknya, telur berkualitas buruk memiliki nilai *energy* dan *homogeneity* yang lebih tinggi, yang menandakan bahwa tekstur permukaan cangkang cenderung lebih homogen dan kurang bervariasi.

3. Hasil klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor

Proses klasifikasi kualitas telur puyuh dilakukan menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dengan variasi nilai K dari 3 hingga 15. Evaluasi kinerja dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai K terhadap tingkat akurasi klasifikasi. Hasil pengujian akurasi klasifikasi untuk setiap variasi nilai K disajikan pada grafik berikut.

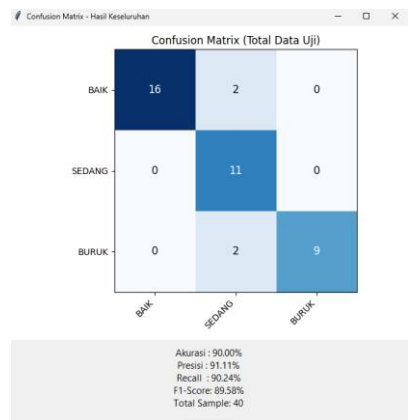


Gambar 3 Diagram batang akurasi K-NN

Berdasarkan hasil pada diagram diatas, dapat diketahui bahwa sistem mencapai akurasi tertinggi sebesar 90% pada nilai K = 5, 7, 11, dan 13. Nilai K = 5 dipilih sebagai nilai optimal karena menghasilkan akurasi tertinggi dengan kestabilan performa yang lebih baik dibandingkan nilai K lainnya. Hasil ini menunjukkan bahwa algoritma K-NN mampu mengklasifikasikan kualitas telur puyuh dengan baik ketika dikombinasikan dengan fitur warna RGB dan tekstur GLCM yang telah dinormalisasi.

4. Evaluasi akurasi

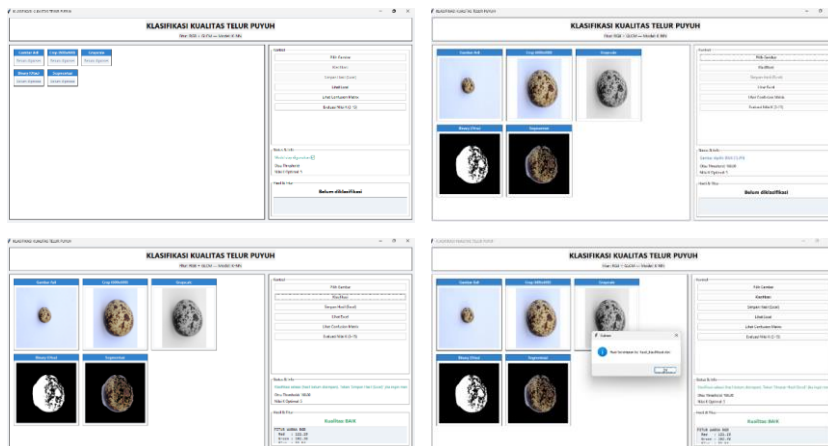
Selain grafik akurasi, sistem juga menampilkan *confusion matrix* untuk memberikan gambaran prediksi model terhadap seluruh data uji dengan nilai K = 5, yang merupakan nilai K optimal dengan akurasi sebagai berikut:



Gambar 4 Evaluasi *confusion matrix*

5. Implementasi sistem

Sistem klasifikasi kualitas telur puyuh diimplementasikan dalam bentuk aplikasi desktop berbasis Python dengan antarmuka grafis (GUI). Implementasi sistem bertujuan untuk memvalidasi bahwa model klasifikasi yang dikembangkan dapat diterapkan secara nyata dan digunakan secara langsung oleh pengguna.



Gambar 5 Implementasi sistem

5. CONCLUSION

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi kualitas telur puyuh berbasis pengolahan citra digital dengan memanfaatkan kombinasi fitur warna RGB dan tekstur GLCM menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor. Hasil penelitian menunjukkan bahwa perbedaan mutu telur puyuh dapat direpresentasikan secara kuantitatif melalui karakteristik warna dan tekstur cangkang telur. Penerapan metode *early fusion* dan normalisasi *StandardScaler* terbukti mampu meningkatkan kestabilan dan akurasi klasifikasi, dengan akurasi tertinggi mencapai 90% pada nilai $K = 5$. Sistem yang dikembangkan berpotensi digunakan sebagai dasar pengembangan sistem klasifikasi mutu telur puyuh yang lebih objektif dan konsisten di masa mendatang..

Acknowledgments

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Agung Farm atas kesediaannya menyediakan data penelitian serta kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan dan masukan selama proses penelitian..

References

Adenugrah, S. P., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2022). Klasifikasi kematangan buah pisang ambon menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan Principal Component

Klasifikasi Kualitas Telur Puyuh Menggunakan Kombinasi Fitur RGB dan GLCM dengan Algoritma K-NN 106

Commented [o81]: Daftar pustaka minimal 20 buah



- Analysis berdasarkan citra RGB dan HSV. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 9(2), 215–224.
- Ahsan, M., Mahmud, M. A. P., Saha, P. K., Gupta, K. D., & Siddique, Z. (2021). Effect of data scaling methods on machine learning algorithms and model performance. *Proceedings of the International Conference on Big Data Analytics*, 5–9.
- Arora, I., Khanduja, N., & Bansal, M. (2022). Effect of distance metric and feature scaling on K-Nearest Neighbor algorithm while classifying X-ray images. *International Journal of Computer Applications*, 174(7), 15–21.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2018). *Digital image processing* (4th ed.). Pearson Education.
- Khoirunnisa. (2021). Produktivitas dan potensi pengembangan usaha ternak burung puyuh di Indonesia. *Jurnal Peternakan Terapan*, 3(1), 45–52.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9(1), 62–66. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1979.4310076>
- Pamungkas, A. D. (2023). Analisis tekstur citra digital menggunakan Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). *Jurnal Sistem Informasi dan Komputasi*, 5(2), 87–95.
- Pamuji, R., & Pamungkas, A. (2023). Pengaruh jumlah dataset terhadap performa algoritma klasifikasi machine learning. *Jurnal Teknologi Informasi*, 11(1), 1–10.
- Prahudaya, T. Y., & Harjoko, A. (2017). Metode klasifikasi mutu jambu biji menggunakan K-Nearest Neighbor berdasarkan fitur warna dan tekstur. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 11(1), 67–78.
- Rahayu, S. (2019). Klasifikasi citra daun jambu air menggunakan fitur Gray Level Co-occurrence Matrix. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 3(2), 56–64.
- Rosa, A., & Ramadhanu, R. (2025). Analisis algoritma K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi citra digital. *Jurnal Teknologi dan Informasi*, 13(1), 45–54.
- Saifullah, S., Sunardi, S., & Yudhana, A. (2017). Analisis ekstraksi ciri fertilitas telur ayam kampung dengan grey level co-occurrence matrix. *Jurnal Nasional Teknik Elektro*, 6(1). <https://jnte.ft.unand.ac.id/index.php/jnte/article/view/376>
- Seran, K. J. T., & Baso, B. (2024). Glcm feature and color based sandalwood leaves disease identification. *Jurnal Edik Informatika*, 7(1). <https://ejournal.upgrisba.ac.id/index.php/eDikInformatika/article/view/7442>
- Sugiyono. (2016). *Metode penelitian pendidikan: Pendekatan kuantitatif, kualitatif, dan R&D*. Bandung: Alfabet
- Sumari, A. D. W., Mawarni, P. I., & Syulistyo, A. R. (2021). Klasifikasi mutu telur burung puyuh berdasarkan warna dan tekstur menggunakan metode K-Nearest Neighbor dan fusi informasi. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(3), 543–552.
- Syafi'i, M., Hidayat, R., & Prasetyo, E. (2016). Segmentasi citra digital menggunakan metode Otsu thresholding. *Jurnal Informatika Mulawarman*, 11(2), 93–98.



- Syukri, M., Azizen, A., & Rokana, R. (2022). Pengaruh pakan terhadap kualitas dan produksi telur burung puyuh. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Peternakan*, 5(1), 14–22.
- Vincent, F., Nugroho, S., & Hartono, B. (2023). Evaluasi performa model klasifikasi menggunakan confusion matrix pada data multikelas. *Jurnal Data Mining dan Sistem Informasi*, 7(2), 101–110.
- Yadav, D., & Vishwakarma, D. K. (2020). Feature fusion based approaches for image classification: A review. *International Journal of Computer Vision and Image Processing*, 10(2), 1–18.
- Yusuf, M. N., Ramadhani, P., & Kaswar, A. B. (2021). Identifikasi kualitas telur ayam berbasis pengolahan citra digital dan jaringan saraf tiruan. *Jurnal Teknologi Informasi*, 9(1), 55–64.