

Klasifikasi Kesegaran Stroberi Berdasarkan Multi-Fitur

Qonitatul Hasanah¹, Lukas Raden Arya Jatayu²

^{1,2} Program Studi Teknik Informatika - Politeknik Negeri Jember

Jl. Mastrip, Kotak Pos 164, Jember 68101, Jawa Timur, Indonesia

qonitatul@polije.ac.id, aryalukas65@gmail.com

Abstrak— Stroberi merupakan buah hortikultura yang sangat rentan mengalami penurunan kualitas setelah dipanen, sehingga klasifikasi tingkat kesegaran menjadi tahap penting dalam menjaga standar produk. Selama ini, penilaian kualitas masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual yang bersifat subjektif, rentan terhadap kelelahan manusia, dan kurang efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode identifikasi tingkat kesegaran stroberi secara otomatis menggunakan teknik pengolahan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari 500 citra stroberi yang dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Proses ekstraksi fitur dilakukan dengan mengombinasikan tiga parameter utama, yaitu fitur warna RGB, fitur tekstur menggunakan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), serta fitur deteksi tepi melalui Laplacian Filter. Klasifikasi tingkat kesegaran dilakukan dengan menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Hasil evaluasi performa menunjukkan bahwa penggunaan parameter $k=5$ memberikan hasil paling optimal dengan tingkat akurasi sistem sebesar 94%, presisi 94%, dan recall 94%, sedangkan berdasarkan pengujian manual mencapai akurasi 97%, presisi 96%, dan recall 98%. Kombinasi multi-fitur terbukti mampu memberikan representasi visual yang lebih menyeluruh serta meningkatkan stabilitas model dalam membedakan antara karakteristik stroberi segar dan busuk secara akurat dan konsisten.

Kata Kunci— Identifikasi Kesegaran Stroberi, K-Nearest Neighbor, GLCM, Laplacian Filter, Pengolahan Citra Digital

Abstract— Strawberries are highly perishable horticultural commodities, rendering postharvest freshness classification a critical procedure for maintaining product quality standards. Conventionally, quality assessment relies heavily on manual visual inspection, a method that is inherently subjective, susceptible to human fatigue, and broadly inefficient. This study aims to develop an automated method for identifying strawberry freshness utilizing digital image processing techniques. The dataset comprises 500 strawberry images, partitioned into 80% training and 20% testing sets. Feature extraction was conducted by integrating three primary parameters: RGB color features, spatial texture characteristics derived from a Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), and structural edge attributes extracted via a Laplacian Filter. Subsequent freshness classification was executed utilizing the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm. Performance evaluation indicated that configuring the hyperparameter at $k=5$ yielded optimal outcomes, achieving a system accuracy of 94%, precision of 94%, and recall of 94%, whereas manual validation attained an accuracy of 97%, precision of 96%, and recall of 98%. The proposed multi-feature integration proved capable of providing a more comprehensive visual representation,

significantly enhancing the model's stability in accurately and consistently distinguishing between the characteristics of fresh and rotten strawberries.

Keywords— Strawberry Freshness Identification, K-Nearest Neighbor, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM), Laplacian Filter, Digital Image Processing

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi dalam beberapa tahun terakhir menunjukkan peningkatan yang sangat pesat dan memengaruhi berbagai aspek kehidupan manusia. Pemanfaatan teknologi tidak lagi terbatas pada bidang industri atau komunikasi, tetapi juga mulai banyak diterapkan pada sektor pertanian dan pangan. Salah satu teknologi yang berkembang cukup signifikan adalah pengolahan citra digital. Teknologi ini memungkinkan komputer untuk mengenali dan menganalisis objek berdasarkan informasi visual yang ditangkap melalui citra. Kemampuan tersebut membuka peluang untuk menggantikan proses manual yang sebelumnya dilakukan oleh manusia menjadi lebih otomatis, cepat, dan konsisten [1].

Kebutuhan akan sistem otomatis dalam sektor pertanian semakin meningkat seiring dengan tuntutan pasar terhadap kualitas produk yang tinggi. Produk hortikultura, khususnya buah-buahan, memiliki karakteristik yang sangat bergantung pada kondisi fisik dan visual. Penilaian kualitas buah menjadi tahap penting sebelum produk dipasarkan kepada konsumen. Selama ini, proses penilaian kualitas masih banyak dilakukan secara manual melalui pengamatan visual [2]. Cara tersebut terlihat sederhana, tetapi sebenarnya memiliki banyak keterbatasan, terutama dari segi konsistensi dan ketepatan hasil. Perbedaan persepsi antar individu sering kali menyebabkan hasil penilaian yang tidak seragam [3].

Stroberi (*Fragaria sp.*) merupakan salah satu buah hortikultura yang memiliki daya tarik tinggi di pasar [4]. Warna merah yang cerah, rasa yang khas, serta kandungan nutrisi yang baik menjadikan stroberi banyak diminati oleh berbagai kalangan [5]. Namun, karakteristik stroberi yang mudah rusak menyebabkan kualitas buah ini cepat menurun setelah dipanen [5]. Tingkat kesegaran menjadi salah satu indikator utama yang

menentukan apakah buah tersebut layak dikonsumsi atau dijual [6]. Proses penentuan tingkat kesegaran sering kali dilakukan secara visual dengan melihat warna dan kondisi permukaan buah [6]. Pendekatan tersebut tidak selalu memberikan hasil yang akurat, terutama ketika perubahan kualitas tidak terlihat secara jelas oleh mata manusia [7].

Berbagai penelitian mulai memanfaatkan teknologi pengolahan citra untuk membantu proses identifikasi kualitas buah secara otomatis [8], [9], [10]. Pendekatan ini bekerja dengan cara mengekstraksi fitur tertentu dari citra, kemudian memanfaatkan algoritma *machine learning* untuk melakukan klasifikasi. Salah satu algoritma yang cukup banyak digunakan adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN) [11]. Algoritma ini melakukan klasifikasi berdasarkan kedekatan jarak antar data, sehingga cukup sederhana dan mudah diimplementasikan. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penggunaan fitur warna, seperti HSV, mampu memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik pada objek buah [12], [13], [14].

Peneliti lain juga memanfaatkan fitur warna RGB untuk melakukan proses klasifikasi kualitas buah. Fitur ini memberikan representasi warna yang lebih langsung dan mudah digunakan dalam proses komputasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa fitur warna mampu membedakan tingkat kematangan atau kesegaran pada kondisi tertentu [15], [16]. Namun demikian, pendekatan berbasis warna saja memiliki keterbatasan [17]. Perubahan kualitas buah tidak selalu hanya ditandai oleh perubahan warna, tetapi juga melibatkan perubahan tekstur dan struktur permukaan [18], [19].

Upaya untuk mengatasi keterbatasan tersebut mendorong peneliti untuk memanfaatkan fitur tambahan selain warna. Fitur tekstur menjadi salah satu alternatif yang banyak digunakan karena mampu menggambarkan pola permukaan objek [20]. Metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) sering digunakan untuk mengekstraksi informasi tekstur dari citra [18]. Metode ini menganalisis hubungan antar piksel sehingga mampu menangkap karakteristik permukaan yang tidak terlihat secara langsung. Selain itu, metode deteksi tepi seperti *Laplacian filter* juga digunakan untuk memperkuat informasi struktur objek, terutama pada bagian-bagian yang mengalami perubahan bentuk [21].

Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa penggunaan lebih dari satu jenis fitur dapat meningkatkan performa sistem klasifikasi [22], [23]. Kombinasi fitur warna, tekstur, dan struktur mampu memberikan representasi visual yang lebih lengkap dibandingkan penggunaan satu fitur saja. Setiap jenis fitur memiliki keunggulan masing-masing, sehingga penggabungan beberapa fitur dapat saling melengkapi dalam proses identifikasi. Meskipun demikian, penelitian yang mengintegrasikan ketiga jenis fitur tersebut secara bersamaan masih belum banyak dilakukan.

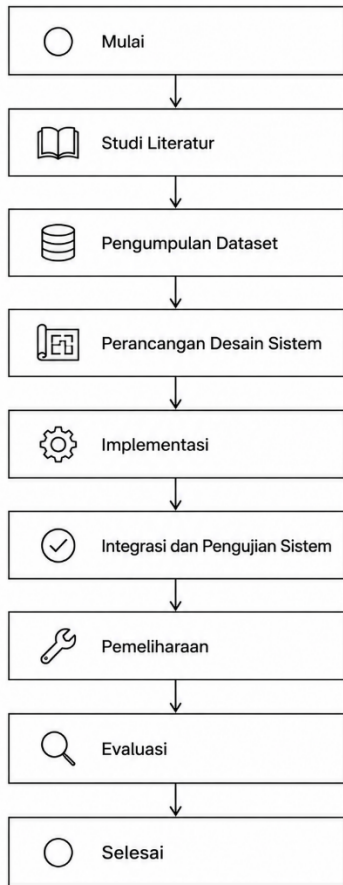
Kondisi tersebut menunjukkan adanya peluang untuk mengembangkan sistem klasifikasi yang lebih komprehensif. Kebutuhan akan sistem yang mampu memberikan hasil yang akurat dan konsisten semakin penting, terutama untuk mendukung proses distribusi dan pemasaran produk hortikultura. Sistem berbasis pengolahan citra dapat menjadi solusi yang relevan untuk membantu pelaku usaha dalam menjaga kualitas produk secara lebih terstandar.

Penelitian ini mengembangkan sistem identifikasi tingkat kesegaran stroberi dengan memanfaatkan kombinasi fitur warna RGB, fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), serta deteksi tepi menggunakan *Laplacian filter*. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Pendekatan ini diharapkan mampu memberikan hasil yang lebih akurat serta dapat digunakan sebagai solusi praktis dalam proses identifikasi kualitas stroberi secara otomatis.

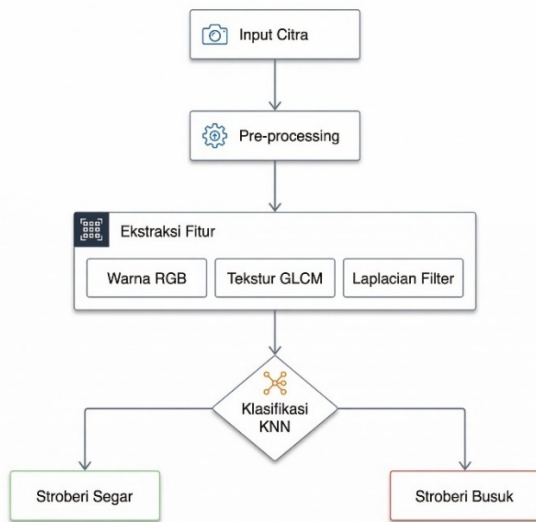
II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen untuk mengembangkan sistem identifikasi tingkat kesegaran stroberi berbasis pengolahan citra digital seperti yang ditampilkan pada Gambar 1. Proses penelitian disusun secara bertahap agar setiap tahapan dapat menghasilkan keluaran yang jelas dan saling terhubung. Tahapan utama dalam penelitian ini meliputi pengumpulan data, *pre-processing* citra, ekstraksi fitur, proses klasifikasi, serta evaluasi kinerja sistem. Gambar 2 mengilustrasikan alur kerja sistem secara keseluruhan. Proses dimulai dari akuisisi citra stroberi yang dilanjutkan ke tahap *pre-processing* untuk memisahkan objek dari latar belakang dan mengonversi citra menjadi format grayscale. Setelah itu, sistem melakukan ekstraksi fitur secara paralel yang mencakup fitur warna RGB, fitur tekstur GLCM, dan fitur deteksi tepi *Laplacian*. Nilai dari ketiga fitur tersebut kemudian diumpungkan ke dalam model *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk diklasifikasikan ke dalam dua kelas akhir: Stroberi Segar atau Stroberi Busuk.

Tahap awal dimulai dengan pengumpulan data citra stroberi yang digunakan sebagai dataset penelitian. Proses mengumpulkan dataset dengan cara mengunduh citra gambar dari situs website *Kaggle*. Dataset tersebut terdiri atas 500 gambar stroberi, yang terbagi menjadi 250 citra stroberi segar ditunjukkan pada Gambar 3 (a) stroberi segar dan 250 citra stroberi busuk ditunjukkan pada Gambar 2 (b) stroberi busuk. Data tersebut kemudian dibagi menjadi 80% data latih (400 citra) dan 20% data uji (100 citra).



Gbr1. Tahapan metode penelitian pengembangan sistem yang digunakan dalam penelitian



Gbr 2. Alur Sistem Identifikasi Kesegaran Stroberi



(a)



(b)

Gbr3. (a) Stroberi Segar, (b) Stroberi Busuk

Tahap *pre-processing* bertujuan untuk mengondisikan citra agar memiliki kualitas yang seragam sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Proses ini diawali dengan melakukan perubahan ukuran citra (*resizing*) menjadi dimensi 250 x 250 piksel. Penyeragaman dimensi ini sangat krusial untuk memastikan konsistensi jumlah piksel N yang akan diproses pada tahap perhitungan statistik fitur. Selanjutnya, dilakukan proses segmentasi untuk memisahkan objek stroberi dari latar belakang (*background removal*). Proses ini menggunakan teknik *thresholding* untuk mengisolasi piksel objek sehingga fitur yang diekstraksi nantinya murni merepresentasikan karakteristik visual buah stroberi tanpa gangguan elemen luar. Selain itu, citra juga dikonversi ke format keabuan (*grayscale*) sebagai prasyarat untuk tahap ekstraksi fitur tekstur dan deteksi tepi. Hasil dari tahap ini adalah citra tersegmentasi yang siap digunakan untuk ekstraksi fitur multi-parameter.

Setelah tahap *pre-processing* selesai, sistem melakukan ekstraksi fitur warna menggunakan model warna RGB (*Red, Green, Blue*). Setiap piksel pada citra stroberi yang telah tersegmentasi memiliki tiga komponen intensitas warna dasar. Karakteristik warna citra secara keseluruhan direpresentasikan melalui nilai rata-rata (*mean*) dari masing-masing komponen warna tersebut. Nilai rata-rata ini memberikan informasi mengenai dominasi pigmen warna pada permukaan stroberi, di mana stroberi segar cenderung memiliki intensitas warna merah yang lebih tinggi dan stabil

dibandingkan stroberi busuk. Perhitungan nilai rata-rata warna untuk setiap komponen dapat dinyatakan melalui persamaan (1), (2), dan (3) berikut:

$$\bar{R} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R_i \quad (1)$$

$$\bar{G} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N G_i \quad (2)$$

$$\bar{B} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N B_i \quad (3)$$

dengan N menyatakan jumlah piksel pada citra, sedangkan R_i , G_i , B_i merupakan nilai intensitas warna pada setiap piksel.

Selain fitur warna, sistem juga mengekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Metode ini bekerja dengan menghitung hubungan kemunculan pasangan piksel berdasarkan jarak dan arah tertentu. Dari matriks GLCM, sistem mengambil beberapa parameter statistik yang mewakili tekstur citra, antara lain *contrast*, *energy*, *homogeneity*, dan *correlation*. Salah satu contoh perhitungan parameter *contrast* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\text{Contrast} = \sum_{i,j} (i - j)^2 \cdot P(i, j) \quad (4)$$

dengan $P(i, j)$ merupakan probabilitas kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas i dan j .

Sistem kemudian mengekstraksi fitur tepi menggunakan metode *Laplacian filter* untuk menangkap informasi struktur objek. Operator Laplacian bekerja dengan mendeteksi perubahan intensitas yang tajam pada citra. Secara matematis, operator Laplacian dapat dinyatakan sebagai turunan kedua dari fungsi citra, yaitu:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (5)$$

Proses ini menghasilkan citra yang menonjolkan bagian tepi objek, sehingga dapat membantu sistem dalam mengenali perubahan bentuk dan struktur stroberi.

Tahap selanjutnya adalah proses klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Algoritma ini bekerja dengan mencari sejumlah tetangga terdekat dari data uji terhadap data latih berdasarkan jarak

tertentu. Penelitian ini menggunakan jarak Euclidean untuk mengukur kedekatan antar data. Rumus jarak Euclidean dapat dituliskan sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (6)$$

dengan x merupakan data uji, y merupakan data latih, dan n adalah jumlah fitur yang digunakan. Sistem kemudian menentukan kelas data uji berdasarkan mayoritas kelas dari tetangga terdekat dengan nilai k tertentu.

Tahap terakhir adalah evaluasi kinerja sistem untuk mengetahui tingkat akurasi klasifikasi. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* yang membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya. Nilai akurasi dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{Precision} = TP / (FP + TP) \times 100\% \quad (8)$$

$$\text{Recall} = TP / (FN + TP) \times 100\% \quad (9)$$

dengan TP (*TruePositive*) merupakan jumlah data positif yang terdeteksi benar, TN (*TrueNegative*) adalah jumlah data negatif yang terdeteksi dengan tepat, FP (*FalsePositive*) menunjukkan data negatif yang salah diklasifikasikan, dan FN (*FalseNegative*) adalah data positif yang salah terdeteksi sebagai negatif. Nilai akurasi memberikan gambaran ketepatan model secara keseluruhan, presisi digunakan untuk menilai keakuratan prediksi positif sistem, sedangkan *recall* mengevaluasi kemampuan sistem dalam mendeteksi seluruh data positif yang sebenarnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan sistem identifikasi tingkat kesegaran stroberi berbasis pengolahan citra digital yang memanfaatkan kombinasi fitur warna, tekstur, dan struktur objek. Sistem bekerja melalui tahapan *pre-processing* citra, ekstraksi fitur, serta klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Setiap tahapan dirancang secara berurutan agar sistem mampu menangkap karakteristik visual stroberi secara lebih menyeluruh.

Tahap *pre-processing* citra berperan penting dalam menyiapkan data yang seragam dan fokus pada objek utama. Sistem melakukan penyesuaian ukuran citra serta memisahkan objek stroberi dari latar belakang. Hasil dari proses ini membantu sistem dalam menghasilkan fitur yang lebih representatif dan mengurangi gangguan dari elemen yang tidak relevan.

Tahap ekstraksi fitur menghasilkan sejumlah parameter yang merepresentasikan kondisi visual stroberi. Sistem mengambil fitur warna RGB untuk menggambarkan distribusi warna pada permukaan buah. Stroberi segar umumnya memiliki warna merah cerah yang merata, sedangkan stroberi yang mengalami penurunan kualitas menunjukkan perubahan warna yang lebih gelap. Sistem juga mengekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), serta fitur struktur menggunakan *Laplacian filter* untuk menangkap perubahan bentuk objek.

Hasil ekstraksi fitur dari sampel citra dapat dilihat pada Tabel 1. Parameter ini digunakan sebagai acuan perhitungan jarak *Euclidean* pada algoritma KNN untuk menentukan kelas klasifikasi yang paling tepat.

TABEL 1
CONTOH HASIL EKSTRAKSI CITRA STROBERI

Samp le	Mean R	Mean G	Mean B	Contra st	Homogen eity	Ener gy	Clas s
S1	654.6 64	654.6 64	654.6 64	660.44 3	55.404	43.37 3	Fres h
S2	590.4 78	590.4 78	590.4 78	608.71 2	57.104	45.96 7	Fres h
S3	713.5 53	713.5 53	713.5 53	721.59 6	54.341	43.82 8	Fres h
S4	669.0 86	669.0 86	669.0 86	693.50 3	44.699	29.52 2	Fres h
S5	476.9 94	476.9 94	476.9 94	2380.4 37	53.034	46.96 7	Rott en
S6	452.5 91	452.5 91	452.5 91	2132.3 41	60.605	54.96 6	Rott en

Tahap klasifikasi menggunakan algoritma KNN (k=5) menghasilkan prediksi kelas berdasarkan kedekatan antar data. Evaluasi kinerja sistem dilakukan menggunakan confusion matrix terhadap 100 data uji yang ditampilkan pada Tabel 2.

TABEL 2
CONFUSION MATRIX HASIL KLASIFIKASI

Kelas Aktual	Prediksi Segar	Prediksi Busuk
Segar	47 (TP)	3 (FP)
Busuk	3 (FN)	47 (TN)

Berdasarkan Tabel 2, sistem berhasil mengklasifikasikan 47 data stroberi segar dengan benar

(True Positive) dan 47 data stroberi busuk dengan benar (True Negative). Perhitungan akurasi menggunakan confusion matrix sistem menghasilkan tingkat keberhasilan sebesar 94%. Capaian ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kinerja yang sangat baik dalam membedakan antara stroberi segar dan busuk.

Tingkat keberhasilan tersebut menunjukkan bahwa sistem mampu bekerja secara efektif dalam mengidentifikasi tingkat kesegaran stroberi. Nilai akurasi yang berada di atas 90% menunjukkan performa yang sangat baik, terutama jika dibandingkan dengan pendekatan yang hanya menggunakan satu jenis fitur. Kombinasi fitur warna, tekstur, dan struktur memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan kemampuan sistem dalam mengenali pola visual objek.

Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa fitur warna berperan penting dalam menangkap perubahan visual utama, terutama pada perbedaan warna antara stroberi segar dan tidak segar. Fitur tekstur membantu sistem dalam mengenali perubahan permukaan yang tidak selalu terlihat secara langsung. Fitur tepi memberikan tambahan informasi terkait struktur objek yang mengalami perubahan bentuk. Integrasi ketiga fitur tersebut menghasilkan sistem yang lebih stabil dan mampu memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat.

Beberapa kesalahan klasifikasi masih terjadi, terutama pada data yang memiliki karakteristik visual yang hampir serupa. Kondisi pencahayaan yang kurang optimal juga memengaruhi hasil ekstraksi fitur, sehingga sistem mengalami kesulitan dalam membedakan kelas tertentu. Meskipun demikian, jumlah kesalahan yang terjadi relatif kecil dan tidak memberikan dampak signifikan terhadap keseluruhan performa sistem.

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis pengolahan citra dengan kombinasi multi-fitur mampu meningkatkan akurasi klasifikasi secara signifikan. Sistem yang dikembangkan berhasil mencapai tingkat keberhasilan sebesar **95,4%**, sehingga dapat digunakan sebagai solusi alternatif dalam proses identifikasi tingkat kesegaran stroberi secara otomatis.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem identifikasi tingkat kesegaran stroberi berbasis pengolahan citra digital dengan memanfaatkan kombinasi fitur warna RGB, fitur tekstur menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), serta deteksi tepi menggunakan *Laplacian filter*. Sistem memproses citra melalui beberapa tahapan utama, yaitu *pre-processing* citra, ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan

algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Setiap tahapan dirancang secara terstruktur untuk memastikan bahwa informasi visual yang diperoleh mampu merepresentasikan kondisi stroberi secara optimal.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai tingkat keberhasilan sebesar 94% berdasarkan pengujian sistem dan 97% berdasarkan pengujian manual. Nilai tersebut menunjukkan performa yang sangat baik dan mengindikasikan bahwa pendekatan kombinasi multi-fitur (RGB, GLCM, dan Laplacian) mampu meningkatkan akurasi sistem secara signifikan. Sistem yang dikembangkan tidak hanya memberikan tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga menawarkan solusi yang lebih praktis dalam proses identifikasi kualitas stroberi. Proses klasifikasi dapat dilakukan secara otomatis dengan waktu yang relatif cepat dan hasil yang lebih konsisten dibandingkan pengamatan manual. Hal ini memberikan potensi penerapan yang cukup luas, khususnya dalam membantu pelaku usaha atau distributor dalam menjaga kualitas produk sebelum dipasarkan.

Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan sistem dengan memperluas jumlah dataset serta mempertimbangkan variasi kondisi lingkungan seperti pencahayaan dan latar belakang citra. Pengujian dengan algoritma klasifikasi lain seperti Support Vector Machine (SVM) atau Convolutional Neural Network (CNN) sangat disarankan untuk membandingkan performa dan memperoleh hasil yang lebih optimal. Selain itu, peningkatan akurasi sistem juga dapat dilakukan dengan mengimplementasikan algoritma segmentasi citra lanjutan seperti DeepLabV3 untuk penghapusan latar belakang yang lebih presisi, serta penambahan tahap deteksi objek awal menggunakan YOLO atau SSD (Single Shot MultiBox Detector) untuk meminimalisasi kesalahan deteksi pada objek non-stroberi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. M. Rohmy, T. Suratman, and A. I. Nihayaty, "UU ITE Dalam Perspektif Perkembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi," *Dakwatuna: Jurnal Dakwah dan Komunikasi Islam*, 2021, doi: 10.54471/dakwatuna.v7i2.1202.
- [2] J. Wieme *et al.*, "Application of hyperspectral imaging systems and artificial intelligence for quality assessment of fruit, vegetables and mushrooms: A review," *Biosyst. Eng.*, 2022, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2022.07.013.
- [3] J.-Y. Choi, K. Seo, J.-S. Cho, and K. Moon, "Applying convolutional neural networks to assess the external quality of strawberries," *Journal of Food Composition and Analysis*, vol. 102, p. 104071, 2021, doi: 10.1016/j.jfca.2021.104071.
- [4] Y. Ma, Q. Zhang, L. Gong, and X. Meng, "Design of a high-tech system to evaluate fresh strawberry quality-based on the principal component analysis," *Journal of Computational Methods in Science and Engineering*, vol. 22, pp. 713–724, 2022, doi: 10.3233/jcm-225968.
- [5] K. Lewers, M. Newell, E. Park, and Y. Luo, "Consumer preference and physiochemical analyses of fresh strawberries from ten cultivars," *International Journal of Fruit Science*, vol. 20, pp. 733–756, 2020, doi: 10.1080/15538362.2020.1768617.
- [6] G. V. Nesterov, A. Guryleva, M. O. Sharikova, S. A. Sukhanova, and A. Machikhin, "Strawberry Freshness Assessment by Hyperspectral Imaging," *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*, 2025, doi: 10.12731/2658-6649-2025-17-1-1041.
- [7] I. Jócsák, G. Végvári, K. Klász, G. Andrásy-Baka, K. Somfalvi-Tóth, and É. Varga-Visi, "Analytical and bioluminescence-based non-invasive quality assessment of differentially grown strawberry (*Fragaria x ananassa* Duch. 'Asia') during household refrigeration storage," *Heliyon*, vol. 9, 2023, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e18358.
- [8] S. Ghazal, W. S. Qureshi, U. S. Khan, J. Iqbal, N. Rashid, and M. Tiwana, "Analysis of visual features and classifiers for Fruit classification problem," *Comput. Electron. Agric.*, vol. 187, p. 106267, 2021, doi: 10.1016/j.compag.2021.106267.
- [9] "Ripeness Level Classification of Banana Fruit Based on Hue Saturate Value (HSV) Color Space Using K-Nearest Neighbor Algorithm," *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 2021, doi: 10.30534/ijatcse/2021/651022021.
- [10] D. G. Koç and M. Vatandaş, "Classification of Some Fruits using Image Processing and Machine Learning," *Turkish Journal of Agriculture - Food Science and Technology*, 2021, doi: 10.24925/turjaf.v9i12.2189-2196.4445.
- [11] M. K. Farhan *et al.*, "Image Processing Implementation to Classify Coffee Fruit Ripeness Using K-Nearest Neighbor (KNN) Algorithm," *2023 International Conference on Information Management and Technology (ICIMTech)*, pp. 538–543, 2023, doi: 10.1109/icimtech59029.2023.10278008.
- [12] A. M. A. Efendi, S. Sriani, and M. S. Hasibuan, "Classification of Watermelon Ripeness Levels Using HSV Color Space Transformation and K-Nearest Neighbor Method," *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, 2024, doi: 10.47709/cnahpc.v6i3.3999.
- [13] D. G. Koç and M. Vatandaş, "Classification of Some Fruits using Image Processing and Machine Learning," *Turkish Journal of Agriculture - Food Science and Technology*, 2021, doi: 10.24925/turjaf.v9i12.2189-2196.4445.

- [14] S. Naik and B. Patel, "Machine Vision based Fruit Classification and Grading - A Review," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 170, pp. 22–34, 2017, doi: 10.5120/ijca2017914937.
- [15] A. H. Elmetwalli *et al.*, "Machine learning-driven assessment of biochemical qualities in tomato and mandarin using RGB and hyperspectral sensors as nondestructive technologies," *PLoS One*, vol. 19, 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0308826.
- [16] V. E. Nambi, K. Thangavel, S. Shahir, and V. Thirupathi, "Comparison of Various RGB Image Features for Nondestructive Prediction of Ripening Quality of 'Alphonso' Mangoes for Easy Adoptability in Machine Vision Applications: A Multivariate Approach," *J. Food Qual.*, vol. 39, pp. 816–825, 2016, doi: 10.1111/jfq.12245.
- [17] E. Ratnasari, "Pengenalan Jenis Buah pada Citra Menggunakan Pendekatan Klasifikasi Berdasarkan Fitur Warna Lab dan Tekstur Co- Occurrence," *Inform : Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 2016, doi: 10.25139/inform.v1i2.846.
- [18] E. Ropelewska and K. Rutkowski, "Differentiation of peach cultivars by image analysis based on the skin, flesh, stone and seed textures," *European Food Research and Technology*, vol. 247, pp. 2371–2377, 2021, doi: 10.1007/s00217-021-03797-9.
- [19] Y. Gurubelli, R. Malmathanraj, and P. Palanisamy, "Texture and Colour Gradient Features for Grade analysis of Pomegranate and Mango Fruits using kernel-SVM Classifiers," *2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, pp. 122–126, 2020, doi: 10.1109/icaccs48705.2020.9074221.
- [20] R. A. Asmara *et al.*, "Chicken meat freshness identification using colors and textures feature," in *2018 Joint 7th International Conference on Informatics, Electronics & Vision (ICIEV) and 2018 2nd International Conference on Imaging, Vision & Pattern Recognition (icIVPR)*, 2018, pp. 93–98.
- [21] S. Paris, S. W. Hasinoff, and J. Kautz, "Local Laplacian filters: edge-aware image processing with a Laplacian pyramid," *ACM SIGGRAPH 2011 papers*, 2011, doi: 10.1145/1964921.1964963.
- [22] K. Meethongjan, V. T. Hoang, and T. Surinwarangkoon, "Data augmentation by combining feature selection and color features for image classification," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 2022, doi: 10.11591/ijece.v12i6.pp6172-6177.
- [23] C. Li, Q. Liu, B. Li, and L. Liu, "Investigation of Recognition and Classification of Forest Fires Based on Fusion Color and Textural Features of Images," *Forests*, 2022, doi: 10.3390/f13101719.