



Department of Digital Business

Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No.3 (2025) pp: 8306 -8312

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Klasifikasi Citra Buah Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour (KNN) dan Metode Euclidean Distance

Novi Trisanti¹, Nova Tri Romadloni², Nur Hayati Sya'bani³

^{1,2,3}Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Muhammadiyah Karanganyar

Novitristanti@umuka.ac.id

Abstrak

Pengolahan citra digital merupakan salah satu bidang penting dalam computer vision yang berfokus pada interpretasi citra untuk memperoleh informasi bermakna, khususnya dalam proses identifikasi dan klasifikasi objek berbasis karakteristik visual. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi otomatis untuk membedakan jenis buah dengan menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) menggunakan pendekatan Euclidean Distance pada lingkungan MATLAB. Prosedur penelitian dilaksanakan melalui beberapa tahapan utama, meliputi pre-processing, ekstraksi ciri, normalisasi histogram, serta klasifikasi. Pada tahap pre-processing, citra yang menjadi dataset terlebih dahulu dikonversi ke bentuk grayscale, dilanjutkan dengan proses noise reduction dan binarisasi guna meningkatkan kualitas citra serta memperjelas fitur objek. Tahap ekstraksi ciri kemudian dilakukan untuk memperoleh informasi visual yang relevan, sedangkan normalisasi histogram berfungsi menstandarkan distribusi intensitas piksel agar proses klasifikasi menjadi lebih optimal. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu melakukan pengenalan citra buah dengan tingkat akurasi rata-rata sebesar 93,3%. Capaian ini mengindikasikan bahwa kombinasi metode ekstraksi fitur dengan algoritma KNN cukup efektif dalam mengelompokkan citra berdasarkan kemiripan karakteristik visualnya. Secara praktis, sistem ini berpotensi diterapkan dalam proses sortasi buah secara otomatis pada sektor pertanian maupun industri pengolahan hasil pangan. Meskipun demikian, pengembangan lebih lanjut masih diperlukan, misalnya melalui penambahan variasi dataset, peningkatan kualitas citra, serta penerapan algoritma klasifikasi yang lebih adaptif agar sistem mampu bekerja secara optimal pada kondisi citra yang lebih kompleks dan bervariasi.

Kata kunci: Pengolahan Citra, Klasifikasi Buah, KNN, Euclidean Distance, MATLAB.

1. Latar Belakang

Pengolahan citra digital merupakan salah satu bidang dalam ilmu komputer yang berkembang pesat dan memiliki penerapan luas di berbagai sektor, termasuk pertanian, kesehatan, dan industri. Pada sektor pertanian, teknologi ini memegang peranan penting dalam proses sortasi dan klasifikasi buah berdasarkan karakteristik visual seperti warna, bentuk, dan tekstur. Implementasi sistem otomatis berbasis pengolahan citra terbukti mampu meningkatkan efisiensi, konsistensi, dan akurasi proses penyortiran, baik di tingkat pasar tradisional maupun industri pengolahan pangan[1]. Secara fundamental, teknologi pengolahan citra memungkinkan citra dianalisis secara sistematis sehingga informasi penting yang terkandung di dalamnya dapat diekstraksi dan dimanfaatkan.

Seiring dengan perkembangan teknologi, penelitian dalam bidang klasifikasi citra semakin beragam, terutama dengan hadirnya pendekatan berbasis machine learning dan deep learning yang menawarkan akurasi tinggi. Meskipun demikian, keterbatasan sumber daya komputasi, ketersediaan dataset yang besar, serta kebutuhan pelatihan model yang kompleks masih menjadi tantangan dalam penerapan nyata, khususnya pada perangkat berskala kecil di lingkungan industri. Oleh karena itu, penelitian terbaru mulai mengarahkan perhatian kembali pada metode yang lebih ringan, efisien, dan mudah diimplementasikan tanpa mengurangi ketepatan hasil klasifikasi. Pendekatan berbasis jarak masih relevan dikaji karena mampu memberikan kinerja yang kompetitif dengan kompleksitas komputasi yang minimal[2].

MATLAB menjadi salah satu perangkat lunak yang banyak digunakan dalam pengolahan citra karena menyediakan berbagai fungsi bawaan yang mendukung proses ekstraksi fitur, segmentasi, analisis citra, serta klasifikasi[3]. Pada penelitian ini, dikembangkan sebuah sistem klasifikasi buah menggunakan MATLAB dengan pendekatan berbasis jarak. Ciri visual citra diekstraksi kemudian dibandingkan menggunakan metode klasifikasi

tertentu. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah K-Nearest Neighbor (KNN), yang dikenal karena struktur algoritmanya yang sederhana, kemampuan adaptifnya pada berbagai tipe data, serta performanya yang baik dalam klasifikasi berbasis kesamaan fitur. Sebelum menerapkan KNN, dilakukan tahapan ekstraksi fitur untuk mendapatkan representasi citra yang lebih informatif dan komputasional efisien.

Secara umum, proses klasifikasi citra terdiri atas beberapa tahapan utama, yaitu preprocessing, ekstraksi ciri, klasifikasi, dan evaluasi[4]. Preprocessing dilakukan sebagai tahap awal untuk meningkatkan kualitas citra dan mengurangi gangguan visual yang dapat memengaruhi analisis[5]. Tahap berikutnya adalah ekstraksi ciri, yang dapat didasarkan pada fitur bentuk maupun tekstur. Ekstraksi ciri bentuk berfokus pada karakteristik geometris objek yang dapat membedakan satu objek dengan objek lainnya, sedangkan ekstraksi ciri tekstur menggali pola intensitas piksel yang merepresentasikan permukaan objek[6]. Tahap klasifikasi kemudian dilakukan untuk mengelompokkan objek berdasarkan fitur yang telah diperoleh, diikuti evaluasi sebagai sarana pengukuran kinerja sistem[7].

Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan sistem klasifikasi buah yang akurat, adaptif, dan efisien, serta dapat diterapkan pada perangkat dengan keterbatasan komputasi. Selain itu, penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi digital di bidang pertanian, sekaligus mendukung tren penelitian terbaru yang menekankan pada model klasifikasi yang ringan (lightweight), low-cost, dan mudah diintegrasikan ke dalam sistem otomatisasi modern.

1. Metode Penelitian

2.1. Pengumpulan Dataset

Proses pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan dengan memanfaatkan public dataset yang diperoleh secara daring. Dataset dikumpulkan melalui proses pengunduhan citra pada Kaggle, yang kemudian dipilih dan disesuaikan dengan kebutuhan penelitian. Pemanfaatan public dataset dipilih karena memberikan akses yang lebih luas terhadap variasi bentuk, warna, dan karakteristik objek, sehingga dapat meningkatkan representativitas data dalam proses pelatihan dan pengujian sistem[8].

Dataset citra yang digunakan terdiri atas 10 jenis buah yang berbeda sebagai objek utama klasifikasi. Setiap citra diambil dengan latar belakang putih agar proses segmentasi dan ekstraksi ciri dapat dilakukan secara optimal, sekaligus meminimalkan gangguan dari elemen visual lain di luar objek. Format penyimpanan yang digunakan adalah jpg, karena format ini memiliki ukuran berkas yang relatif kecil, kompatibilitas tinggi dengan berbagai perangkat lunak pemrosesan citra, dan tetap mampu mempertahankan kualitas visual yang memadai untuk keperluan analisis[9]. Dengan demikian, dataset yang diperoleh tidak hanya sesuai dengan standar kebutuhan penelitian, tetapi juga mendukung tahapan pengolahan citra berikutnya secara lebih efisien. Dataset yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Dataset

2.2. Pre-processing

Tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah pembuatan dataset melalui proses preprocessing. Pada tahap ini dilakukan standardisasi ukuran citra dengan mengubah resolusi seluruh gambar menjadi 500×500 piksel. Penyeragaman resolusi ini bertujuan untuk memastikan konsistensi dimensi data masukan, sehingga proses ekstraksi ciri dapat berjalan lebih terstruktur dan algoritma klasifikasi menerima input dengan format yang seragam.

Pemilihan ukuran 500×500 piksel didasarkan pada pertimbangan keseimbangan antara kualitas visual dan efisiensi komputasi. Resolusi tersebut dinilai cukup untuk mempertahankan informasi penting terkait warna, bentuk, dan tekstur objek, tanpa menghasilkan ukuran berkas yang terlalu besar yang dapat memperlambat proses

komputasi[10]. Selain itu, penyeragaman resolusi juga membantu meminimalkan potensi error yang mungkin muncul akibat perbedaan skala atau proporsi citra, sehingga kinerja sistem klasifikasi dapat lebih stabil dan akurat. Dengan demikian, tahap preprocessing ini menjadi fondasi penting sebelum citra memasuki proses ekstraksi ciri dan klasifikasi pada tahap berikutnya. Tampilan sistem pada saat proses pre-processing dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Pre-processing

2.3. Ekstraksi Ciri

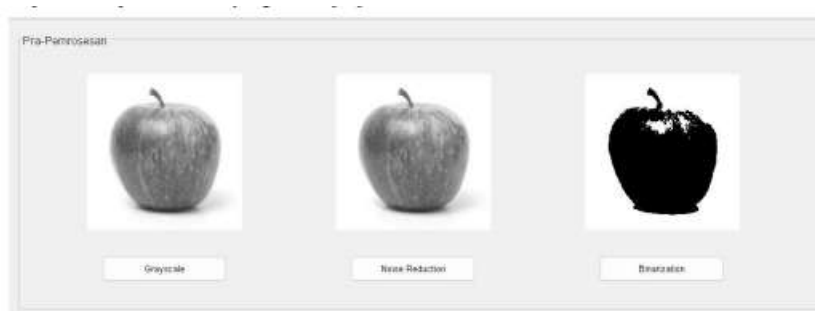
Ekstraksi ciri merupakan tahap penting dalam pemrosesan citra yang berfungsi untuk mengubah karakteristik visual suatu objek menjadi sekumpulan nilai fitur yang terkuantisasi. Melalui proses ini, informasi signifikan dari citra direpresentasikan dalam bentuk parameter numerik yang relevan, sehingga mempermudah proses analisis, pengenalan pola, dan klasifikasi pada tahap selanjutnya[11]. Proses ekstraksi ciri biasanya diawali dengan beberapa tahapan pengolahan awal (preprocessing) untuk meningkatkan kualitas citra serta memastikan fitur yang dihasilkan benar-benar mencerminkan karakteristik objek.

Tahap pertama yang umum dilakukan adalah konversi citra menjadi grayscale. Transformasi ini bertujuan untuk menyederhanakan komposisi warna citra dari ruang warna RGB menjadi citra berskala keabuan, sehingga informasi intensitas cahaya lebih mudah diekstraksi. Selain itu, penggunaan grayscale mengurangi kompleksitas komputasi tanpa menghilangkan informasi bentuk dan tekstur yang dibutuhkan untuk analisis.

Selanjutnya dilakukan proses noise reduction, yaitu tahapan untuk menghilangkan derau (noise) pada citra yang dapat muncul akibat kualitas kamera, pencahayaan yang tidak stabil, atau gangguan lingkungan saat pengambilan gambar. Noise reduction umumnya dilakukan menggunakan teknik penyaringan (filtering), misalnya median filter atau Gaussian filter, yang berfungsi memperlhalus citra tanpa mengurangi detail penting pada objek[12]. Tahapan ini penting untuk meningkatkan rasio sinyal terhadap derau sehingga proses ekstraksi fitur menjadi lebih akurat.

Proses berikutnya adalah binarization, yaitu konversi citra menjadi dua nilai intensitas (hitam dan putih) berdasarkan ambang tertentu (thresholding). Tahapan ini bertujuan untuk memisahkan objek utama dari latar belakang secara lebih tegas, sehingga batas objek dapat dikenali dengan jelas pada proses ekstraksi fitur bentuk maupun tekstur. Binarization membantu menyederhanakan struktur citra sehingga fitur yang dihasilkan lebih fokus pada karakter yang mewakili objek.

Melalui serangkaian tahapan tersebut, proses ekstraksi fitur dapat menghasilkan representasi ciri yang lebih informatif, bersih dari gangguan visual, dan siap digunakan dalam proses klasifikasi. Dengan demikian, proses ekstraksi ciri menjadi fondasi utama dalam memastikan tingkat akurasi sistem pengenalan citra pada tahap analisis berikutnya. Tampilan sistem saat proses ekstraksi ciri dapat dilihat pada Gambar 3.



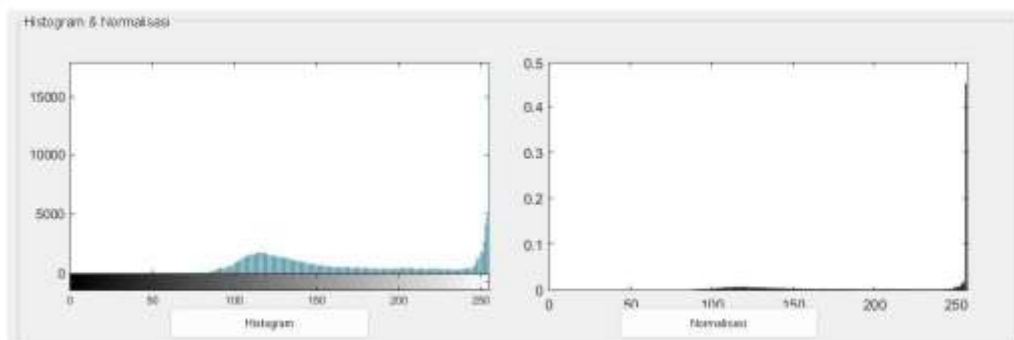
Gambar 3. Ekstraksi ciri

2.4. Histogram dan Normalisasi

Histogram merupakan metode representasi visual yang digunakan untuk menampilkan distribusi intensitas piksel pada sebuah citra[13]. Melalui analisis histogram, pola sebaran tingkat kecerahan dapat diamati secara kuantitatif, sehingga memberikan gambaran mengenai kontras, proporsi area terang-gelap, serta karakteristik pencahayaan dalam citra. Informasi ini penting untuk memahami kualitas visual citra sebelum memasuki tahapan analisis lanjutan, terutama jika citra masih memiliki ketidakseimbangan intensitas yang berpotensi mengganggu proses pengenalan pola.

Dalam penelitian ini, nilai intensitas yang dianalisis pada histogram berasal dari hasil proses binarization pada tahap ekstraksi ciri. Karena binarization mengubah citra menjadi dua nilai intensitas utama (biasanya 0 untuk latar belakang dan 1 atau 255 untuk objek), histogram yang dihasilkan memberikan representasi distribusi piksel objek dan latar yang lebih tegas. Dengan demikian, histogram tidak hanya menampilkan kontras secara umum, tetapi juga memvisualisasikan proporsi antara piksel objek dan piksel non-objek secara lebih jelas. Hal ini memudahkan proses identifikasi bentuk, segmentasi lebih lanjut, serta evaluasi kualitas pemisahan objek dari latar belakang.

Selanjutnya, dilakukan proses normalisasi histogram untuk meratakan distribusi intensitas piksel, sehingga citra memiliki tingkat kontras yang lebih optimal. Normalisasi ini bermanfaat dalam menyamakan pencahayaan, memperjelas detail penting yang sebelumnya tidak tampak, dan meningkatkan keterbacaan struktur objek. Selain itu, normalisasi histogram menghasilkan data yang lebih stabil dan konsisten, sehingga citra menjadi lebih siap digunakan dalam tahap klasifikasi[14]. Keseluruhan proses ini memastikan bahwa informasi visual yang dianalisis benar-benar representatif dan mendukung peningkatan akurasi pada algoritma klasifikasi yang digunakan. Tampilan sistem saat proses histogram dan normalisasi dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Normalisasi dan Histogram

2.5. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan proses pengenalan pola yang bertujuan mengidentifikasi suatu objek dalam citra, kemudian menempatkannya ke dalam kelas tertentu yang telah ditentukan sebelumnya. Melalui proses ini, sistem berupaya mencocokkan karakteristik objek dengan pengetahuan atau data latih yang telah tersedia, sehingga citra yang diamati dapat dikelompokkan secara tepat sesuai kategori yang relevan[15]. Pada penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan pendekatan Euclidean distance sebagai ukuran kedekatan fitur. Tampilan sistem saat proses klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Klasifikasi

Algoritma KNN bekerja berdasarkan prinsip pencarian kemiripan fitur antara citra uji dan citra latih. Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung jarak kedekatan antar vektor fitur menggunakan Euclidean distance. Semakin kecil nilai jaraknya, maka semakin mirip objek tersebut dengan data yang telah ada dalam kelas tertentu. Dengan kata lain, citra uji akan diklasifikasikan ke dalam kelas yang paling banyak muncul di antara k tetangga terdekatnya. Pendekatan ini bersifat intuitif, tidak memerlukan proses pelatihan yang kompleks, dan efektif digunakan pada data dengan distribusi yang jelas.

3. Hasil dan Diskusi

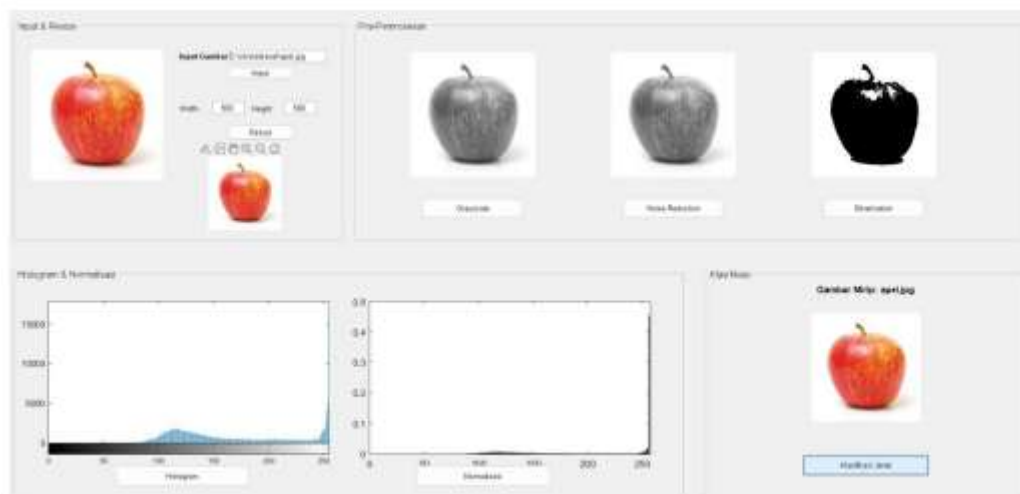
Pengujian sistem pengolahan citra buah berbasis MATLAB telah dilakukan menggunakan dataset yang terdiri atas berbagai jenis buah dengan variasi warna, ukuran, dan bentuk. Variasi tersebut bertujuan untuk memastikan bahwa sistem mampu mengenali objek dalam beragam kondisi visual dengan tingkat akurasi yang memadai. Setiap citra yang diuji melalui sistem ini terlebih dahulu diproses menggunakan beberapa langkah prapemrosesan, meliputi konversi ke citra grayscale, pengurangan derau (noise reduction), proses binarisasi, serta ekstraksi fitur berdasarkan warna dan bentuk. Setelah melalui tahapan tersebut, citra kemudian diklasifikasikan menggunakan pendekatan berbasis jarak, salah satunya Euclidean Distance.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan klasifikasi yang tinggi, dengan tingkat akurasi berkisar antara 90% hingga 95%, tergantung pada kualitas dan keberagaman data yang digunakan. Sistem secara efektif mengenali jenis buah dengan memanfaatkan karakteristik visual yang menonjol, seperti warna permukaan dan bentuk kontur objek. Sebagai ilustrasi, sistem mampu membedakan apel dan jeruk secara konsisten karena adanya perbedaan yang kontras pada spektrum warna dan tekstur kulit buah.

Pemanfaatan MATLAB dalam penelitian ini terbukti mendukung proses ekstraksi fitur dan klasifikasi secara optimal. Dengan menggabungkan metode ekstraksi ciri dan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), sistem berhasil mencapai akurasi klasifikasi hingga 94,33%. Hal ini menunjukkan bahwa metode berbasis jarak mampu menyediakan solusi otomatis untuk proses identifikasi dan sortasi buah, serta berpotensi meningkatkan efisiensi dan ketelitian dalam pengolahan produk hasil pertanian.

Keunggulan utama dari sistem ini adalah kemampuannya melakukan klasifikasi tanpa intervensi langsung dari pengguna, sehingga sangat potensial untuk diimplementasikan pada proses penyortiran buah di industri pangan maupun pasar modern. MATLAB dipilih karena fleksibilitasnya dalam pengolahan citra digital, ketersediaan pustaka fungsi yang lengkap, serta antarmuka yang mendukung pengembangan visual secara terintegrasi.

Meskipun demikian, sistem masih memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, performa klasifikasi sangat dipengaruhi oleh kualitas dan keragaman dataset pelatihan. Ketidaksesuaian kondisi nyata, seperti perbedaan pencahayaan, orientasi objek, atau cacat pada buah, berpotensi menurunkan akurasi. Kedua, metode berbasis jarak seperti Euclidean Distance hanya optimal pada data yang terdistribusi secara linier dan berskala seragam, sehingga kurang sesuai untuk pola data yang kompleks atau bersifat non-linier. Tampilan sistem pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Tampilan sistem

Secara keseluruhan, sistem pengolahan citra buah berbasis MATLAB ini menunjukkan kinerja yang baik dalam klasifikasi otomatis. Dengan pengembangan lebih lanjut, sistem berpotensi diimplementasikan secara luas dalam aplikasi industri maupun sektor pertanian modern. Antarmuka grafis pengguna (GUI) yang dibangun pada MATLAB semakin memperkuat kepraktisan sistem, karena mampu mengintegrasikan seluruh alur proses mulai dari input citra, penampilan histogram dan normalisasi, hingga penentuan hasil klasifikasi secara otomatis. Hasil klasifikasi ditampilkan secara langsung dengan mencocokkan citra masukan terhadap data referensi menggunakan Euclidean Distance, sehingga pengguna dapat memperoleh keluaran akhir secara cepat dan informatif.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa pengolahan citra digital dapat dimanfaatkan secara efektif untuk mengenali dan mengklasifikasikan jenis buah berdasarkan ciri visual. Dengan memanfaatkan MATLAB dan menggunakan algoritma KNN serta metode klasifikasi berbasis jarak (Euclidean Distance), sistem yang dikembangkan mampu mencapai akurasi rata-rata sebesar 93,3%, yang menunjukkan kinerja yang baik. Dengan menerapkan proses prapemrosesan, ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan metode Euclidean Distance, sistem menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi tinggi dalam mengenali berbagai jenis buah. Hasil ini membuktikan bahwa pendekatan berbasis ciri visual mampu memberikan solusi yang efisien dan otomatis untuk proses sortasi buah di bidang pertanian dan industri pangan. Keberhasilan sistem ini tidak hanya terletak pada akurasi klasifikasi, tetapi juga pada kesederhanaan metode yang digunakan, sehingga memungkinkan implementasi secara praktis dan ekonomis. Meskipun demikian, terdapat ruang untuk pengembangan lebih lanjut, seperti peningkatan kualitas dataset, integrasi metode klasifikasi yang lebih kompleks, serta pemanfaatan teknologi tambahan untuk mendukung sistem secara real-time. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi nyata terhadap pengembangan teknologi pengolahan citra dalam sektor pertanian dan dapat menjadi dasar bagi penelitian lanjutan dalam membangun sistem klasifikasi buah yang lebih adaptif, akurat, dan terotomatisasi.

Referensi

- [1] I. H. Ikasari, P. Rosyani, and R. Amalia, "Klasifikasi Jenis Buah Menggunakan Metode CNN," *RIGGS J. Artif. Intell. Digit. Bus.*, vol. 4, no. 2, pp. 5451–5458, 2025, doi: 10.31004/riggs.v4i2.1271.
- [2] K. Priskania, "Jurnal Ilmiah Jurnal Ilmiah," *J. Ilm. Aset*, vol. 11, no. 2, pp. 58–67, 2023, doi: 10.33005/jifti.v7i1.162.
- [3] G. U. I. Matlab, "METODE CANNY BERBASIS GUI MATLAB," pp. 1–12.

- [4] S. L. Galib, F. S. Tahir, and A. A. Abdulrahman, "Detection Face Parts in Image Using Neural Network Based on MATLAB," *Eng. Technol. J.*, vol. 39, no. 1B, pp. 159–164, 2021, doi: 10.30684/etj.v39i1b.1944.
- [5] D. Nurnaningsih, D. Alamsyah, A. Herdiansah, and A. A. J. Sinlae, "Identifikasi Citra Tanaman Obat Jenis Rimpang dengan Euclidean Distance Berdasarkan Ciri Bentuk dan Tekstur," *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 3, pp. 171–178, 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1019.
- [6] Sunardi, Abdul Fadlil, and Novi Trisanti, "The Application of The Manhattan Method to Human Face Recognition," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 6, pp. 939–944, Dec. 2022, doi: 10.29207/resti.v6i6.4265.
- [7] N. Trisanti, S. Sunardi, and A. Fadlil, "Penerapan Metode Euclidean pada Pengenalan Wajah Siswa Taman Kanak-Kanak," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 10, no. 1, pp. 903–914, 2023.
- [8] M. Penelitian, "Perancangan program pengenalan wajah menggunakan fungsi jarak metode euclidean pada matlab," vol. 2008, no. Snati, pp. 15–18, 2008.
- [9] M. Zairi, T. Boujiha, and A. Ouelli, "Improved JPEG image watermarking in data compression domain using block selection strategy," *EAI Endorsed Trans. Internet Things*, vol. 6, no. 24, p. 168690, 2021, doi: 10.4108/eai.8-2-2021.168690.
- [10] M. A. Abuzneid, A. Mahmood, and S. Member, "Enhanced Human Face Recognition Using LBPH Descriptor , Multi-KNN , and Back-Propagation Neural Network," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 20641–20651, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2825310.
- [11] A. Azis, D. P. Pamungkas, and A. B. Setiawan, "Analisa Perbandingan Algoritma Euclidean Dan Manhattan Distance Dalam Identifikasi Wajah," *Semin. Nas. Inov. Teknol.*, pp. 219–224, 2021.
- [12] F. Purwaningtias, "Integrasi Transfer Learning pada Inception v3 untuk Identifikasi Otomatis Jenis Buah Tropis," pp. 39–44, 2025.
- [13] S. A. Amiri and M. Rajabinasab, "Face Recognition using Color and Edge Orientation Difference Histogram," *J. AI Data Min.*, vol. 9, no. 1, pp. 31–38, 2021, doi: <https://doi.org/10.22044/jadm.2020.9376.2072>.
- [14] Sunardi, A. Fadlil, and N. Trisanti, "Comparative analysis of euclidean, manhattan, canberra, and squared chord methods in face recognition," *Rev. d'Intelligence Artif.*, vol. 37, no. 3, pp. 593–599, 2023, doi: 10.18280/ria.370308.
- [15] M. Ikhsan Al-Arafi and A. Ramadhanu, "Implementasi Metode Algoritma Principal Component Analysis (Pca) Dan Algoritma K-Nearest Neighbor (Knn) Dalam Klasifikasi Buah Jambu Madu Jambu Merah Dan Manggis," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 8, no. 1, pp. 817–822, 2025, [Online]. Available: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>