

Klasifikasi Tingkat Kematangan Tomat Menggunakan Algoritma Knn (K-Nearest Neighbor) Berbasis Citra Digital

Muhammad Suryanto Rustam ^{1*}, Marlina², Mughaffir Yunus², Andi Wafiah², Wahyu Artanugraha²

^{1,2}Universitas Muhammadiyah Parepare

Jl. Jend. Ahmad Yani No.Km. 6, Bukit Harapan, Kec. Soreang, Kota Parepare, Sulawesi Selatan 91112

email : muhammadsuryanto047@gmail.com¹, marlinairvan85@gmail.com², mughaffir@gmail.com³,
andiwafiah01@gmail.com⁴, wahyusaja212@gmail.com⁵

* Penulis : Muhammad Suryanto Rustam

Abstract: The problem raised in this study is the difficulty of accurately classifying tomato ripeness levels if only relying on visual observation, so a more objective computational method is needed. This study aims to design and implement a tomato ripeness classification system using the K-Nearest Neighbor (KNN) method based on digital image processing. The dataset used consists of 300 tomato images taken from agricultural land in Enrekang Regency, South Sulawesi, with an even distribution in each ripeness category. The method used includes taking tomato images, resizing the images to 200×200 pixels, extracting RGB and HSV color features, and normalizing pixel values. The features used in the classification are the average values of Hue, Saturation, and Value of each image. The KNN algorithm with parameter K = 3 is applied to compare the Euclidean distance between the test data and the training data. The test results show that the accuracy per category reaches 100%, and the overall accuracy is 90%. These findings prove that the combination of HSV and KNN color models is effective in distinguishing tomato ripeness levels, and has the potential to be implemented in automated sorting systems to improve post-harvest efficiency in the agricultural sector.

Keywords: Classification; Tomato; K-Nearest Neighbor (KNN); Digital Image Processing; HSV; Ripeness Level

Abstrak: Permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini adalah sulitnya melakukan klasifikasi tingkat kematangan tomat secara akurat jika hanya mengandalkan pengamatan visual, sehingga dibutuhkan metode komputasi yang lebih objektif. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem klasifikasi tingkat kematangan tomat dengan memanfaatkan metode K-Nearest Neighbor (KNN) berbasis pengolahan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari 300 citra tomat yang diambil dari lahan pertanian di Kabupaten Enrekang, Sulawesi Selatan, dengan distribusi merata pada setiap kategori kematangan. Metode yang digunakan meliputi pengambilan citra tomat, resizing citra menjadi 200×200 piksel ekstraksi ciri warna RGB dan HSV, dan normalisasi nilai piksel. Fitur yang digunakan dalam klasifikasi adalah nilai rata-rata Hue, Saturation, dan Value dari setiap citra. Algoritma KNN dengan parameter K=3 diaplikasikan untuk membandingkan jarak Euclidean antara data uji dan data latih. Hasil pengujian menunjukkan akurasi per kategori mencapai 100%, dan akurasi keseluruhan sebesar 90%. Temuan ini membuktikan bahwa kombinasi model warna HSV dan KNN efektif dalam membedakan tingkat kematangan tomat, serta berpotensi diimplementasikan dalam sistem penyortiran otomatis untuk meningkatkan efisiensi pasca panen di sektor pertanian.

Kata kunci: Klasifikasi; Tomat; K-Nearest Neighbor (KNN); Pengolahan Citra Digital; HSV

Diterima: 21 Agustus 2025
Direvisi: 28 Agustus 2025
Diterima: 01 September 2025
Diterbitkan: 04 September 2025
Ver.sekarang: 30 September 2025



Hak cipta: © 2025 oleh penulis.
Diserahkan untuk kemungkinan
publikasi akses terbuka
berdasarkan syarat dan ketentuan
lisensi Creative Commons
Attribution (CC BY SA) (
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi dewasa ini memiliki peranan penting dalam mendukung berbagai sektor kehidupan, termasuk sektor pertanian [1]. Salah satu bentuk penerapannya ialah pada proses klasifikasi hasil panen yang hingga kini masih banyak dilakukan secara manual. Tomat menjadi salah satu komoditas *hortikultura* yang umumnya diklasifikasikan berdasarkan tingkat kematangan melalui pengamatan visual [2]. Akan tetapi, metode pengamatan secara langsung ini kerap bersifat subjektif karena dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan, tingkat kelelahan pengamat, serta perbedaan persepsi antarindividu [3]. Oleh sebab itu, diperlukan suatu metode klasifikasi yang mampu memberikan hasil yang lebih objektif, konsisten, dan dapat mengurangi kesalahan manusia.

Salah satu solusi untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah dengan memanfaatkan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* [4]. Algoritma ini termasuk metode klasifikasi yang sederhana, tetapi cukup efektif karena bekerja dengan mengenali pola berdasarkan tingkat kemiripan data [5]. Dalam kasus klasifikasi tomat, penerapan *KNN* dapat digunakan untuk menentukan tingkat kematangan secara lebih akurat sehingga proses pengamatan menjadi lebih mudah [6]. Penerapan metode ini umumnya berbasis pada pengolahan citra digital, khususnya melalui ekstraksi ciri warna menggunakan model *HSV (Hue, Saturation, Value)* [7]. Model *HSV* dipilih karena memiliki kestabilan yang lebih baik terhadap perubahan pencahayaan dibandingkan dengan model *RGB*, sehingga hasil klasifikasi menjadi lebih konsisten.

Studi sebelumnya telah memanfaatkan metode klasifikasi dalam menentukan tingkat kematangan tomat. Akan tetapi, hasil yang diperoleh masih memiliki keterbatasan, seperti pengaruh pencahayaan yang cukup besar, jumlah dataset yang terbatas, serta tingkat akurasi yang belum maksimal. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini menawarkan kebaruan melalui penggunaan kombinasi model warna *HSV* dengan algoritma *KNN* guna meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat kematangan tomat. Selain itu, penelitian ini juga berupaya merancang sistem sederhana yang dapat dimanfaatkan oleh petani maupun pelaku usaha di bidang pertanian.

Dari uraian latar belakang diatas tujuan penelitian ini adalah mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan tomat berbasis citra digital dengan algoritma *KNN*.

2. Tinjauan Literatur

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian yang dilakukan oleh Hasan Mubarak, Sylviana Murni, dan Mayanda Mega Santoni (2021) menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* untuk klasifikasi tingkat kematangan tomat berdasarkan fitur warna *RGa** yang diperoleh dari konversi citra *RGB* dan *LAB*. Dataset yang digunakan berjumlah 90 citra tomat dengan tiga kategori kematangan, yaitu belum matang, setengah matang, dan matang. Hasil penelitian tersebut menunjukkan akurasi tertinggi sebesar 88% pada nilai $k = 7$, namun masih ditemukan kesalahan klasifikasi terutama antara kelas setengah matang dan matang karena nilai rata-rata fitur warnanya relatif mirip [8].

Sementara itu, penelitian yang saya lakukan menggunakan pendekatan berbeda dengan mengekstraksi ciri warna berbasis model *HSV (Hue, Saturation, Value)* yang lebih stabil terhadap perubahan pencahayaan dibandingkan *RGB* atau *LAB*. Selain itu, *dataset* yang digunakan lebih besar, yaitu 300 citra tomat dengan distribusi merata untuk setiap tingkat kematangan. Implementasi *KNN* pada penelitian ini menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 90%, bahkan mencapai 100% pada beberapa kategori. Dengan demikian, penelitian Anda memberikan kebaruan dalam pemanfaatan model warna *HSV* untuk meningkatkan ketepatan klasifikasi serta membuktikan potensi penerapannya dalam sistem penyortiran otomatis pasca panen.

2.2 Klafikasi

Klasifikasi merupakan proses pengelompokan data atau objek ke dalam kelas tertentu berdasarkan karakteristik atau fitur yang dimilikinya [9]. Dalam bidang *machine learning*,

klasifikasi termasuk ke dalam kategori *supervised learning*, yaitu metode pembelajaran yang memanfaatkan data berlabel sebagai acuan untuk melatih sistem agar mampu memprediksi label pada data yang belum dikenali. Inti dari proses klasifikasi adalah menemukan pola dari data latih sehingga pola tersebut dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan pada data uji

2.3 Tomat

Tomat (*Solanum lycopersicum*) merupakan komoditas hortikultura yang banyak dibudidayakan di Indonesia karena memiliki nilai ekonomi yang cukup tinggi. Buah ini dapat dikonsumsi secara langsung maupun dijadikan bahan olahan dalam berbagai produk pangan. Tingkat kematangan tomat umumnya ditentukan melalui perubahan warna kulitnya, mulai dari hijau pada fase mentah, berubah menjadi oranye kekuningan saat setengah matang, hingga merah ketika mencapai kematangan penuh. Penentuan tingkat kematangan menjadi aspek penting karena berpengaruh pada cita rasa, mutu, daya simpan, serta harga jual tomat di pasaran [10].

2.4 K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* merupakan salah satu metode *supervised learning* yang banyak diterapkan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi maupun regresi. Prinsip kerja *KNN* didasarkan pada konsep kedekatan atau kemiripan antara data uji dengan data latih. Suatu data uji akan ditentukan kelasnya berdasarkan mayoritas kelas dari sejumlah tetangga terdekat (K) yang dihitung menggunakan ukuran jarak, umumnya *Euclidean Distance*. Keunggulan utama *KNN* adalah kesederhanaannya, kemudahan dalam implementasi, serta efektivitasnya dalam menangani klasifikasi berbasis fitur visual, seperti perbedaan warna [11].

2.5 Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital merupakan teknik yang digunakan untuk memanipulasi serta menganalisis gambar dalam format digital dengan tujuan memperbaiki kualitas citra maupun memperoleh informasi penting dari gambar tersebut [12]. Proses ini umumnya mencakup beberapa tahapan, mulai dari akuisisi citra, *preprocessing*, segmentasi, ekstraksi ciri, hingga tahap klasifikasi. Dalam bidang pertanian, teknologi pengolahan citra digital banyak diterapkan, misalnya untuk mendeteksi objek, menilai mutu hasil panen, serta menentukan tingkat kematangan buah.

3. Metode

Jenis penelitian ini merupakan penelitian eksperimental yang bersifat aplikatif. Penelitian ini menggunakan dua pendekatan, yaitu studi pustaka dengan menelaah literatur terkait klasifikasi buah berbasis citra digital dan algoritma *KNN*, serta pengumpulan data lapangan untuk memperoleh data yang relevan. Kedua pendekatan ini diperlukan guna membangun landasan teori dan mendukung analisis penelitian. Model yang diterapkan adalah meliputi: (1) persiapan penelitian, (2) pengumpulan data, (3) analisis, (4) perancangan, (5) pengujian, serta (6) implementasi yang disajikan pada gambar 1 berikut ini:

Gambar 1. Tahapan Model Penelitian



Gambar 1. Diagram Tahapan Model Penelitian

1. Persiapan Penelitian

Tahap awal berupa perencanaan penelitian dengan menyiapkan literatur seperti buku dan artikel yang relevan, serta menentukan kebutuhan produk atau perangkat yang digunakan dalam penelitian.

2. Pengumpulan Data

Pada tahap ini peneliti mengumpulkan informasi terkait topik penelitian melalui buku, jurnal, maupun sumber daring yang relevan.

3. Analisis

Data yang diperoleh kemudian dianalisis untuk mengidentifikasi permasalahan pada sistem yang ada, sehingga dapat dirumuskan solusi atau alternatif penyelesaiannya.

4. Perancangan

Berdasarkan hasil analisis, peneliti merancang aplikasi atau sistem sesuai kebutuhan penelitian.

5. Pengujian

Rancangan yang telah dibuat diuji untuk melihat apakah terdapat kekurangan. Jika masih ditemukan kelemahan, dilakukan perbaikan dengan kembali ke tahap analisis.

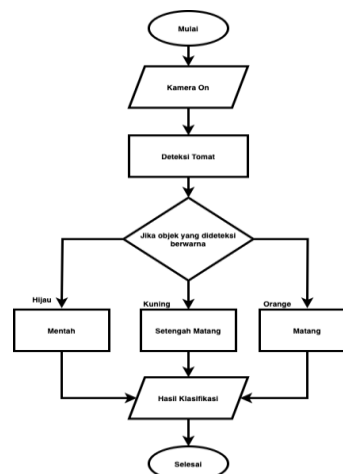
6. Implementasi

Apabila aplikasi telah dinyatakan layak dan tidak memiliki kekurangan berarti, maka sistem siap diimplementasikan dan digunakan oleh pengguna.

4. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menggunakan perangkat keras berupa laptop dengan spesifikasi prosesor Intel Core i5, RAM 8 GB, dan kartu grafis terintegrasi yang dimanfaatkan untuk proses perancangan, pengembangan, serta pengujian aplikasi. Perangkat lunak yang digunakan meliputi Unity 3D sebagai *game engine* untuk membangun media pembelajaran berbasis game, Android Studio untuk pengemasan aplikasi ke dalam format APK, *CorelDraw* atau *Photoshop* untuk mendukung desain grafis, serta *Microsoft Word* dan *Excel* untuk pengolahan data dan penyusunan laporan. Adapun dataset penelitian bersumber dari materi ajar Bahasa Indonesia kelas VII SMP, khususnya pada kompetensi dasar terkait teks deskripsi, berupa contoh teks, struktur kebahasaan.

4.1 Rancangan Sistem



Gambar 2. Rancangan *Flowchart* Sistem

Flowchart sistem merupakan diagram yang menunjukkan urutan langkah logis dalam suatu proses, mulai dari masukan (*input*) hingga keluaran (*output*). Dengan adanya *flowchart*, alur kerja sistem klasifikasi dapat tergambar secara menyeluruh sehingga memudahkan proses analisis maupun pengujian.

4.2 Data Set



Gambar 3. Tingkat kematangan Tomat

Dataset penelitian dikumpulkan melalui pengambilan citra tomat di lahan pertanian yang berlokasi di Kabupaten Enrekang, Sulawesi Selatan. Proses pengambilan dilakukan pada rentang waktu pagi hingga siang hari dengan memanfaatkan cahaya alami matahari, sehingga dapat mengurangi efek bayangan maupun perubahan warna yang biasanya muncul akibat penggunaan pencahayaan buatan. Setiap citra diambil menggunakan kamera *smartphone* beresolusi 12 MP dengan jarak pengambilan sekitar 30–40 cm

4.3 Kategori Kematangan Tomat

Dataset dalam penelitian ini dibagi ke dalam tiga kategori tingkat kematangan tomat berdasarkan standar *USDA (United States Department of Agriculture)* serta hasil pengamatan langsung di lapangan. Kategori tersebut ditentukan berdasarkan perbedaan warna kulit tomat yang menjadi indikator utama kematangan, yaitu:

1. Mentah (*Green Stage*)

Tomat pada tahap ini memiliki kulit berwarna hijau merata tanpa perubahan ke arah kuning atau oranye. Tekstur kulit masih keras, kadar gula rendah, dan rasa cenderung asam. Umumnya dipanen untuk pengiriman jarak jauh karena daya simpannya relatif lama.

2. Setengah Matang (*Breaker/Turning Stage*)

Pada tahap ini warna kulit mulai berubah dari hijau ke arah kekuningan atau oranye di beberapa bagian. Kondisi ini merupakan fase transisi menuju matang, di mana kadar gula mulai meningkat. Tomat dalam kategori ini biasanya dipanen untuk kebutuhan pasar lokal dengan masa simpan sedang.

3. Matang (*Fully Ripe/Red Stage*)

Warna kulit tomat merah merata di seluruh permukaan dengan tekstur lebih lunak, kadar gula tinggi, rasa manis, serta aroma khas tomat yang lebih terasa. Tomat matang harus segera dikonsumsi atau diolah karena memiliki daya simpan rendah.

4.4 Jumlah Data

Kategori	Jumlah Data (citra)
Mentah	100
Setengah Matang	100
Matang	100
Total	300

Gambar 4. Jumlah Data Tomat

Seluruh citra dalam penelitian ini diperoleh menggunakan kamera *smartphone* dengan resolusi 12 MP dan disimpan dalam format *JPEG*. Pengambilan gambar dilakukan di lahan pertanian serta rumah penyortiran tomat di Kabupaten Enrekang dengan memanfaatkan pencahayaan alami, sehingga distorsi warna akibat penggunaan cahaya buatan dapat diminimalkan.

4.5 Tahapan Pemrosesan Data

Preprocessing dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 200×200 piksel, mengonversi warna dari *RGB* ke *HSV*, serta menormalisasi nilai piksel ke rentang $[0,1]$. Citra kemudian disimpan dalam folder terstruktur sesuai kategori kematangan. Ekstraksi fitur diperoleh dari rata-rata nilai *Hue*, *Saturation*, dan *Value* yang merepresentasikan perubahan warna sebagai indikator utama tingkat kematangan tomat

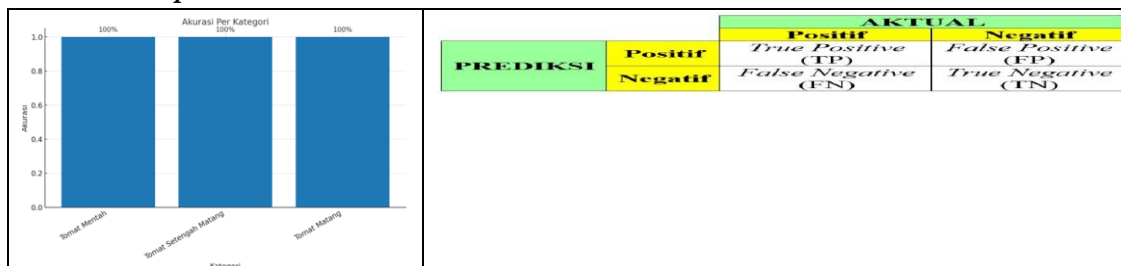
4.6 Implementasi Model *Machine Learning*

Tahap implementasi model dilakukan dengan menerapkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (*KNN*) pada dataset hasil *preprocessing* dan ekstraksi fitur *HSV*. Algoritma ini bekerja dengan menghitung jarak antara data uji dan seluruh data latih menggunakan *Euclidean Distance* yang dirumuskan sebagai:

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - Q_i)^2}$$

Setelah jarak dihitung, data uji diklasifikasikan berdasarkan mayoritas label dari *K* tetangga terdekat. Dalam penelitian ini, 80% data (240 citra) digunakan sebagai data latih dan 20% data (60 citra) digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi kinerja model.

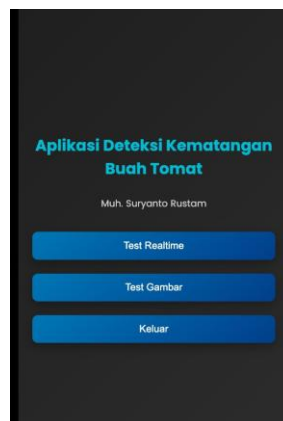
4.7 Hasil Eksprimen dan Akurasi Model



Gambar 5. Grafik Akurasi Per Kategotri Pada Tomat dan Parameter Utama Dari Confusion Matrix

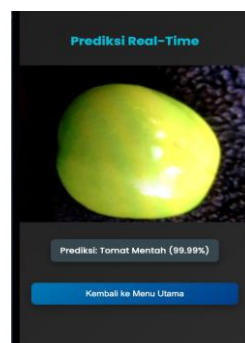
Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma *K-Nearest Neighbor* (*KNN*) dengan fitur warna berbasis *HSV* mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat ke dalam tiga kategori, yaitu mentah, setengah matang, dan matang dengan akurasi sempurna. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* memperlihatkan bahwa semua citra pada setiap kategori berhasil dikenali dengan benar tanpa kesalahan prediksi. Setiap kelas memperoleh akurasi 100%, yang berarti model mampu membedakan warna hijau tomat mentah, transisi warna pada tomat setengah matang, serta merah pekat pada tomat matang secara konsisten. Hasil ini menunjukkan bahwa model *KNN* dengan fitur *HSV* sangat efektif untuk klasifikasi tingkat kematangan tomat.

4.7 Detail Sistem

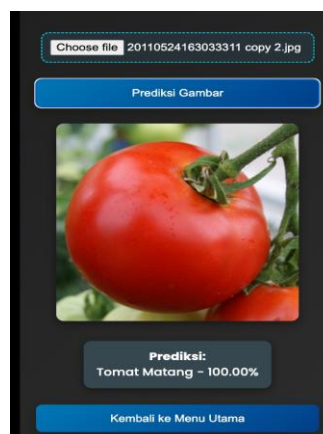


Gambar 6. Halaman Utama

Halaman ini menampilkan menu utama yang terdiri dari beberapa opsi seperti "Tes Gambar", "Tes *Realtime*", dan "Keluar". Pengguna dapat memilih fitur yang ingin digunakan sesuai kebutuhan

Gambar 7. Halaman *Test Realtime*

Fitur ini memungkinkan pengguna untuk mengidentifikasi jenis sampah secara langsung melalui kamera perangkat. Proses klasifikasi dilakukan secara *real-time*, dan hasilnya akan ditampilkan segera setelah gambar diproses

Gambar 8. Tampilan *Test Gambar*

Pada halaman ini, pengguna dapat mengunggah gambar sampah untuk diuji. Setelah gambar diproses, hasil klasifikasi akan ditampilkan dalam bentuk teks

6. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan algoritma *K-Nearest Neighbor (KNN)* dengan parameter $K = 3$ dan fitur warna berbasis *HSV* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan tomat ke dalam tiga kategori: mentah, setengah matang, dan matang. Hasil pengujian menunjukkan akurasi keseluruhan mencapai 90%, dengan akurasi per kategori 100% tanpa kesalahan klasifikasi pada *confusion matrix*. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi fitur HSV dan KNN

efektif dalam membedakan warna setiap tingkat kematangan tomat. Temuan ini mengindikasikan potensi tinggi untuk penerapan sistem penyortiran tomat otomatis di industri pertanian, di mana *preprocessing* seperti *resizing*, konversi ke *HSV*, dan normalisasi berperan penting dalam konsistensi hasil. Meski demikian, pengujian lebih lanjut dengan dataset yang lebih besar dan bervariasi tetap diperlukan agar model dapat teruji keandalannya di kondisi nyata.

Referensi

- [1] O. Lastiur Sianipar, A. H. Damanik, S. T. Akuntansi, M. Indonesia, and S. T. Akuntansi, “Peranan Teknologi Informasi Dalam Meningkatkan Pemasaran Hasil Pertanian Di Kecamatan Ajibata Kabupaten Toba Samosir,” *Jurnal EK&BI*, vol. 4, no. 2, pp. 2620–7443, 2021, doi: 10.37600/ekbi.v4i2.371.
- [2] I. R. M. Fatah, A. H. Ginting, and W. T. Ina, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Warna,” *Jurnal Teknik Elektro*, vol. 1, no. 1, 2024, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://elektro.ejournal.web.id/index.php/elektro/article/view/112/44>
- [3] L. L. Karliman and E. Sarvia, “Perancangan Alat Material Handling untuk Mereduksi Tingkat Risiko Cedera Tulang Belakang Operator pada Aktivitas Pemindahan Semen di Toko Bangunan,” *Journal of Integrated System*, vol. 2, no. 2, 2019, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://journal.maranatha.edu/index.php/jis/article/view/1609>
- [4] S. Margaretta, I. Arwani, and D. E. Ratnawati, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Pada Database Menggunakan Bahasa SQL,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 7, pp. 2043–2052, 2020, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/7535>
- [5] N. Safitri, D. Kusnandar, and S. Martha, “Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dengan Normalisasi Z-Score Dalam Klasifikasi Penerima Bantuan Sosial Desa Serunai,” *Buletin Ilmiah Math. Stat. dan Terapannya (Bimaster)*, vol. 13, no. 1, pp. 99–106, 2024, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.untan.ac.id/index.php/jbmstr/article/view/74063>
- [6] Sesilia Berek Tukan, Alfian Nara Weking, and Dominikus Boli Watomakin, “Optimalisasi Parameter K Dalam Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Kematangan Buah Pinang Berdasarkan Fitur Tekstur Dan Warna,” *Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 2, pp. 72–83, Jul. 2025, doi: 10.55606/teknik.v5i2.7405.
- [7] Relin Pramudiya, Cerwyn Asyraq, Aldo Kadafi, and Ricky Putra Sardika, “Analisis Gambar Menggunakan Metode Grayscale Dan Hsv (Hue, Saturation, Value),” *Just IT: Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 14, no. 3, 2024, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.umj.ac.id/index.php/just-it/article/view/22099/10373>
- [8] H. Mubarak, S. Murni, and M. M. Santoni, “Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Tomat Berdasarkan Fitur Warna,” *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA) Jakarta-Indonesia*, vol. 2, no. 1, 2021, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/1438>
- [9] N. Istiana and A. Mustafiril, “Perbandingan Metode Klasifikasi pada Data dengan Imbalance Class dan Missing Value,” *Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 101–108, Oct. 2023, doi: 10.31294/inf.v10i2.15540.
- [10] Petrus Oktavianus Nurak and Yoseph Yakop Da Rato, “Prospek Pengembangan Usahatani Tomat (*Solanum Lycopersicum L.*) di Kebun Fakultas Pertanian Universitas Nusa Nipa Maumere,” *Jurnal Ilmiah Wabana Pendidikan*, vol. 8, no. 1, 2022, Accessed: Aug. 21, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.peneliti.net/index.php/JIWP/article/view/1318>
- [11] J. Homepage, S. R. Cholil, T. Handayani, R. Prathivi, and T. Ardianita, “Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) Untuk Klasifikasi Seleksi Penerima Beasiswa,” *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, vol. 6, no. 2, pp. 118–127, 2021.

- [12] Supiyandi Supiyandi, Muhammad Abdul Mujib, Khairul Azis, Rahmat Abdillah, and Salsa Nabila Iskandar, "Penerapan Teknologi Pengolahan Citra dalam Analisis Data Visual pada Tinjauan Komprehensif," *Jurnal Kendali Teknik dan Sains*, vol. 2, no. 3, pp. 179–187, Jul. 2024, doi: 10.59581/jkts-widyakarya.v2i3.3796.