Department of Digital Business
Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)
Homepage: https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS
Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 23835-23841
P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Optimasi Metode K-Nearest Neighbor (KNN) pada Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan Citra Digital

Shofi Camila Laisya Amanda, Fitri Yunita, Samsudin
Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Islam Indragiri
shofii.amandaa14@gmail.com, fitriyun@gmail.com, samsudinsadek@gmail.com

Abstrak

Penentuan tingkat kematangan buah pinang secara manual masih bergantung pada pengamatan visual, sehingga rentan terhadap kesalahan, subjektivitas, dan ketidakkonsistenan akibat perbedaan pengalaman pengamat serta kondisi pencahayaan. Penelitian ini bertujuan mengoptimasi metode K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pinang menggunakan citra digital berdasarkan variasi nilai parameter K. Dataset terdiri atas 360 citra buah pinang yang dikelompokkan ke dalam empat kelas, yaitu muda, sedang, tua, dan kering, dengan pembagian 300 citra sebagai data latih dan 60 citra sebagai data uji. Tahapan penelitian mencakup akuisisi data, pra-pemrosesan berupa penghapusan latar belakang, cropping, dan resize menjadi 64 × 64 piksel, kemudian ekstraksi 17 fitur yang terdiri atas 12 fitur warna RGB dan HSV serta 5 fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Proses klasifikasi menggunakan jarak Euclidean dengan pengujian nilai K sebesar 1, 3, 5, 7, dan 9. Kinerja model dievaluasi menggunakan accuracy, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa seluruh variasi nilai K menghasilkan performa yang identik, yaitu accuracy 96,67%, precision 97,06%, recall 96,67%, dan F1-score 96,65%. Dari 60 citra uji, sebanyak 58 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai K = 1 dipilih sebagai parameter optimal karena memberikan performa tinggi dengan konfigurasi paling sederhana. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur RGB, HSV, dan GLCM efektif merepresentasikan karakteristik visual kematangan buah pinang.

Kata kunci: K-Nearest Neighbor, Klasifikasi, Kematangan Buah Pinang, Citra Digital, Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM).

1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi pengolahan citra digital telah meningkatkan efisiensi dan akurasi proses identifikasi objek di berbagai bidang, termasuk sektor pertanian. Teknologi ini memungkinkan karakteristik visual, seperti warna, tekstur, dan bentuk, dianalisis secara otomatis sehingga mengurangi subjektivitas pada proses identifikasi manual. Salah satu penerapannya adalah klasifikasi tingkat kematangan buah untuk mendukung kualitas hasil panen dan meningkatkan nilai ekonomi komoditas pertanian[1].

Buah pinang (*Areca catechu*) merupakan komoditas perkebunan bernilai ekonomi tinggi yang banyak dimanfaatkan sebagai bahan baku industri dan komoditas ekspor. Kualitas buah sangat dipengaruhi oleh tingkat kematangannya saat dipanen[2]. Namun, penentuan tingkat kematangan masih dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual, sehingga rentan terhadap kesalahan dan dipengaruhi oleh pengalaman pengamat serta kondisi pencahayaan [3]. Oleh karena itu, diperlukan metode klasifikasi otomatis yang lebih objektif, cepat, dan akurat.

Berbagai penelitian telah menerapkan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan buah berbasis citra digital[4]. Penggunaan kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) pada klasifikasi buah pinang mampu menghasilkan akurasi hingga 88%, sedangkan pada buah mengkudu dan jambu bol masing-masing mencapai 88,62% dan 93%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma KNN memiliki performa yang baik dalam klasifikasi citra digital karena sederhana, mudah diimplementasikan, dan mampu menghasilkan akurasi yang kompetitif.
Meskipun telah menunjukkan hasil yang baik, performa metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) masih dipengaruhi oleh pemilihan nilai parameter *K*, kualitas citra, dan fitur yang digunakan [5]. Selain itu, beberapa penelitian belum

mengoptimalkan parameter *K* secara menyeluruh maupun mengombinasikan berbagai fitur, sehingga konfigurasi terbaik untuk menghasilkan performa klasifikasi yang optimal masih perlu diteliti.

Berbagai penelitian telah menerapkan metode klasifikasi citra untuk mendeteksi tingkat kematangan buah. Metode *Nearest Mean Classifier* pada klasifikasi biji pinang menghasilkan akurasi sebesar 80% [6], sedangkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) memperoleh akurasi 88% pada buah pinang [7], 88,62% pada buah mengkudu[8], 87% pada buah pepaya[9]. penelitian lain juga menerapkan KNN pada klasifikasi kematangan buah berdasarkan bentuk dan warna[10], dan 93% pada jambu bol[11]. Selain itu, metode *Support Vector Machine* (SVM) mencapai akurasi 93% pada klasifikasi buah kelapa sawit[12], sementara metode *Self Organizing Map* (SOM) menghasilkan akurasi hingga 100% pada klasifikasi buah pinang menggunakan kombinasi fitur RGB, HSV, dan GLCM[13]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa ekstraksi fitur warna memberikan kontribusi penting terhadap keberhasilan proses klasifikasi[14], sedangkan metode *Naïve Bayes* memperoleh akurasi hingga 85,71%[15].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan optimasi metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pinang menggunakan kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur GLCM. Optimasi dilakukan melalui pengujian beberapa variasi nilai parameter *K* untuk memperoleh konfigurasi dengan performa klasifikasi terbaik. Hasil klasifikasi kemudian disajikan dalam bentuk *dashboard* visualisasi sebagai media penyajian hasil evaluasi model.

Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh variasi nilai *K* serta menentukan parameter optimal berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah pinang yang lebih akurat, objektif, dan efisien.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen untuk mengoptimasi algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pinang berdasarkan citra digital. Proses penelitian dilakukan melalui serangkaian tahapan yang meliputi pengumpulan dataset, pre-processing citra, ekstraksi fitur, pelatihan model, pengujian, serta evaluasi performa klasifikasi.



Gambar 1 Kerangka penelitian

Gambar 1 menunjukkan kerangka penelitian yang menggambarkan alur pelaksanaan penelitian secara sistematis. Tahapan penelitian diawali dengan pengumpulan data citra buah pinang, dilanjutkan dengan pre-processing citra,

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12727
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

ekstraksi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur GLCM, pembagian data menjadi data latih dan data uji, serta proses klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Selanjutnya dilakukan optimasi parameter K melalui pengujian beberapa nilai K untuk memperoleh performa terbaik, kemudian hasil klasifikasi dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score.

Tahapan penelitian diawali dengan proses akuisisi citra menggunakan kamera ponsel Xiaomi Redmi 10 5G beresolusi 50 MP. Seluruh citra kemudian melalui tahap pre-processing yang meliputi background removal, cropping, dan resize menjadi 64 × 64 piksel untuk memperoleh ukuran citra yang seragam. Selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan kombinasi fitur warna RGB dan HSV serta fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Fitur warna yang digunakan terdiri atas nilai mean dan standard deviation pada setiap kanal RGB dan HSV, sedangkan fitur tekstur meliputi contrast, homogeneity, energy, correlation, dan dissimilarity, sehingga diperoleh total 17 fitur sebagai masukan model klasifikasi.

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma KNN dengan metrik jarak Euclidean Distance. Proses optimasi dilakukan melalui pengujian beberapa nilai parameter K, yaitu 1, 3, 5, 7, dan 9. Setiap konfigurasi dievaluasi menggunakan data uji untuk menentukan nilai K yang menghasilkan performa terbaik.

Kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix dengan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Seluruh proses implementasi dan pengujian dilakukan menggunakan Kaggle Notebook sebagai lingkungan pengembangan. Hasil evaluasi digunakan untuk menentukan konfigurasi optimal algoritma KNN dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pinang.

3. Hasil dan Diskusi

3.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data menghasilkan dataset citra buah pinang yang terdiri atas empat kategori tingkat kematangan, yaitu muda, sedang, tua, dan kering. Seluruh citra diperoleh menggunakan kamera Xiaomi Redmi 10 5G dengan resolusi 50 MP pada kondisi pencahayaan yang relatif seragam. Dataset yang digunakan berjumlah 360 citra, terdiri atas 300 data latih dan 60 data uji. Pembagian data dilakukan secara seimbang sehingga setiap kelas memiliki jumlah sampel yang sama. Komposisi dataset yang seimbang membantu mengurangi bias model terhadap kelas tertentu dan meningkatkan objektivitas proses klasifikasi.



a. muda b. sedang c. tua d. kering

Gambar 2 Data buah pinang

Gambar 2 menampilkan contoh dataset citra buah pinang yang digunakan dalam penelitian, yang dikelompokkan berdasarkan empat tingkat kematangan, yaitu muda, sedang, tua, dan kering. Pengelompokan tersebut didasarkan pada karakteristik visual buah, terutama perubahan warna kulit yang terjadi selama proses pematangan. Variasi karakteristik pada setiap tingkat kematangan menjadi dasar dalam proses ekstraksi fitur warna dan tekstur yang selanjutnya digunakan sebagai masukan pada algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan buah pinang.

3.2 Pra-pemrosesan Citra

Tahap *pre-processing* dilakukan untuk mempersiapkan citra sebelum memasuki proses ekstraksi fitur sehingga kualitas data yang digunakan dalam klasifikasi menjadi lebih baik. Proses diawali dengan *background removal* untuk menghilangkan latar belakang dan memisahkan objek buah pinang dari area yang tidak relevan. Tahap ini bertujuan mengurangi gangguan (*noise*) yang dapat memengaruhi proses ekstraksi fitur. Selanjutnya dilakukan *cropping* untuk memusatkan area citra pada objek buah pinang sehingga informasi visual yang diproses hanya berasal dari objek utama. Setelah itu, seluruh citra diubah ukurannya (*resize*) menjadi 64 × 64 piksel agar memiliki dimensi yang seragam. Keseragaman ukuran citra diperlukan untuk memastikan setiap sampel memiliki format

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12727
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

yang sama sehingga proses ekstraksi fitur warna dan tekstur dapat dilakukan secara konsisten. Melalui tahapan *pre-processing* ini, citra yang dihasilkan menjadi lebih terstruktur, memiliki kualitas yang lebih baik, serta mampu meningkatkan efektivitas proses klasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN).

3.3 Ekstraksi Fitur Citra

Tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk memperoleh karakteristik penting dari citra buah pinang yang akan digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Pada penelitian ini, fitur yang diekstraksi merupakan kombinasi fitur warna dan tekstur agar mampu merepresentasikan karakteristik visual buah pinang pada setiap tingkat kematangan.

Ekstraksi fitur warna dilakukan menggunakan ruang warna RGB (*Red, Green, Blue*) dan HSV (*Hue, Saturation, Value*). Pada masing-masing kanal RGB dihitung nilai *mean* dan *standard deviation* untuk merepresentasikan intensitas serta variasi warna. Selanjutnya, citra dikonversi ke ruang warna HSV menggunakan fungsi cv2.cvtColor(), kemudian dihitung nilai *mean* dan *standard deviation* pada setiap kanal HSV. Penggunaan ruang warna HSV memungkinkan representasi corak, kejenuhan, dan kecerahan warna secara lebih baik sehingga lebih efektif dalam membedakan tingkat kematangan buah pinang. Secara keseluruhan, proses ini menghasilkan 12 fitur warna yang terdiri atas nilai rata-rata dan simpangan baku dari setiap kanal RGB dan HSV.

Selain fitur warna, penelitian ini memanfaatkan fitur tekstur menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Sebelum proses ekstraksi, citra terlebih dahulu dikonversi menjadi citra grayscale. Matriks GLCM dibentuk dengan jarak piksel (distance) sebesar 1 dan sudut 0° menggunakan parameter symmetric dan normed bernilai True. Dari matriks tersebut dihitung lima parameter tekstur, yaitu contrast, homogeneity, energy, correlation, dan dissimilarity. Kelima parameter tersebut digunakan untuk menggambarkan karakteristik tekstur permukaan buah pinang sehingga mampu membedakan setiap tingkat kematangan.

Hasil ekstraksi menghasilkan 17 atribut pada setiap citra, yang terdiri atas 12 fitur warna dan 5 fitur tekstur GLCM. Dataset yang digunakan menghasilkan matriks fitur berukuran (300,17) untuk data latih dan (60,17) untuk data uji. Selanjutnya, seluruh fitur tersebut digunakan sebagai masukan pada proses klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).

3.4 Pembagian data training dan testing

Setelah proses ekstraksi fitur selesai dilakukan, dataset dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membangun model klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN), sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah digunakan pada tahap pelatihan. Pembagian dataset dilakukan secara seimbang pada setiap kelas untuk menghindari bias selama proses pelatihan maupun evaluasi model.

Tabel 1 Komposisi data *training*

No	Kelas	Jumlah Citra
1	Muda	75
2	Sedang	75
3	Tua	75
4	Kering	75
Total		**300**

Tabel 1 menunjukkan komposisi data training yang digunakan dalam penelitian. Dataset terdiri atas 300 citra buah pinang yang didistribusikan secara seimbang ke dalam empat kelas, yaitu muda, sedang, tua, dan kering, dengan masing-masing kelas berjumlah 75 citra.

Tabel 2 Komposisi data *testing*

No	Kelas	Jumlah Citra
1	Muda	15
2	Sedang	15
3	Tua	15
4	Kering	15
Total		60

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12727
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Tabel 2 menunjukkan komposisi data testing yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model KNN. Dataset terdiri atas 60 citra buah pinang yang dibagi secara merata ke dalam empat kelas, yaitu muda, sedang, tua, dan kering, dengan masing-masing kelas berjumlah 15 citra.

3.5 Pengujian Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN)

Setelah proses ekstraksi fitur dan normalisasi data selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah pengujian menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Pengujian dilakukan dengan beberapa variasi nilai parameter *K*, yaitu 1, 3, 5, 7, dan 9, untuk mengetahui pengaruh setiap nilai *K* terhadap performa model klasifikasi. Model dibangun menggunakan data *training*, kemudian digunakan untuk memprediksi kelas pada data *testing*. Hasil prediksi selanjutnya dibandingkan dengan label sebenarnya dan dievaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

Tabel 3 Hasil Pengujian Metode KNN

Nilai K	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1	96,67%	97,06%	96,67%	96,65%
3	96,67%	97,06%	96,67%	96,65%
5	96,67%	97,06%	96,67%	96,65%
7	96,67%	97,06%	96,67%	96,65%
9	96,67%	97,06%	96,67%	96,65%

Berdasarkan Tabel 3, seluruh variasi nilai *K* menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang identik. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma KNN mampu memberikan performa klasifikasi yang stabil pada setiap konfigurasi *K* yang diuji. Konsistensi hasil ini mengindikasikan bahwa kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur GLCM memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan karakteristik setiap tingkat kematangan buah pinang, sehingga perubahan nilai *K* pada rentang pengujian tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap kinerja model.

3.6 Optimasi Parameter K

Tahap optimasi dilakukan untuk menentukan nilai parameter *K* yang memberikan performa terbaik pada algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN). Berdasarkan hasil pengujian, seluruh variasi nilai *K* menghasilkan performa yang sama, dengan nilai *accuracy* sebesar 96,67%, *precision* 97,06%, *recall* 96,67%, dan *F1-score* 96,65%. Oleh karena itu, nilai *K* = 1 dipilih sebagai parameter optimal karena mampu memberikan hasil klasifikasi terbaik dengan konfigurasi yang paling sederhana.

Tabel 4. Hasil Optimasi Parameter K

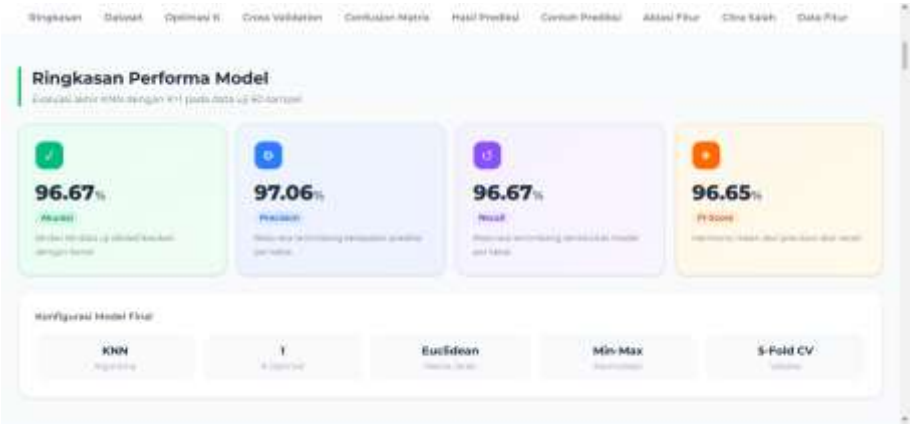
Parameter	Nilai
Nilai *K* Optimal	1
Accuracy	96,67%
Precision	97,06%
Recall	96,67%
F1-Score	96,65%

Tabel 4 menunjukkan hasil optimasi bahwa penggunaan satu tetangga terdekat telah mampu menghasilkan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Kondisi ini mengindikasikan bahwa setiap kelas pada dataset memiliki karakteristik yang cukup berbeda sehingga proses klasifikasi dapat dilakukan secara efektif tanpa memerlukan jumlah tetangga yang lebih banyak. Selain itu, konsistensi performa pada seluruh nilai *K* menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur GLCM mampu merepresentasikan karakteristik tingkat kematangan buah pinang secara baik, sehingga model memiliki tingkat kestabilan yang tinggi terhadap perubahan parameter *K*.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12727
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

3.7 Implementasi

Sebagai media penyajian hasil penelitian, dikembangkan sebuah dashboard visualisasi yang menampilkan hasil proses klasifikasi tingkat kematangan buah pinang menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Dashboard ini berfungsi sebagai sarana visualisasi hasil penelitian, meliputi informasi dataset, proses klasifikasi, hasil optimasi parameter K, serta evaluasi kinerja model. Melalui penyajian dalam bentuk visual, hasil pengolahan data dan analisis dapat dipahami dengan lebih mudah tanpa melakukan proses klasifikasi secara langsung.



Gambar 3 Tampilan dashboard

Gambar 3 menyajikan hasil evaluasi performa model *K-Nearest Neighbor* (KNN) dalam bentuk kartu metrik (*metric cards*) yang menampilkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Keempat metrik tersebut digunakan untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pinang berdasarkan fitur warna dan tekstur yang telah diekstraksi.

3.8 Evaluasi Hasil Klasifikasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur performa akhir model *K-Nearest Neighbor* (KNN) setelah dilakukan pengujian terhadap beberapa variasi nilai parameter *K*. Berdasarkan hasil pengujian, seluruh nilai *K* yang diuji (*K* = 1, 3, 5, 7, dan 9) menghasilkan performa yang identik, yaitu *accuracy* sebesar 96,67%, *precision* 97,06%, *recall* 96,67%, dan *F1-score* 96,65%. Oleh karena itu, nilai *K* = 1 dipilih sebagai parameter optimal karena mampu memberikan performa terbaik dengan konfigurasi yang paling sederhana.

Selain menggunakan metrik evaluasi, performa model juga dianalisis melalui *confusion matrix* untuk mengetahui distribusi hasil prediksi pada setiap kelas kematangan. Hasil analisis menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan 58 dari 60 data uji sesuai dengan label sebenarnya, sedangkan dua data mengalami kesalahan klasifikasi. Kesalahan tersebut mengindikasikan bahwa masih terdapat beberapa citra dengan karakteristik warna dan tekstur yang sangat mirip antar kelas sehingga memengaruhi proses prediksi. Namun, jumlah kesalahan yang relatif kecil menunjukkan bahwa model memiliki tingkat konsistensi dan keandalan yang tinggi dalam membedakan tingkat kematangan buah pinang.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi membuktikan bahwa metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) yang memanfaatkan kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur GLCM mampu memberikan performa klasifikasi yang sangat baik. Kombinasi fitur tersebut berhasil merepresentasikan karakteristik visual setiap tingkat kematangan buah pinang sehingga model mampu melakukan proses klasifikasi secara efektif dan menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi.

Tabel 5. Hasil Evaluasi Model KNN

Metrik Evaluasi	Hasil
Accuracy	96,67%
Precision	97,06%
Recall	96,67%
F1-Score	96,65%
Data Uji	60 citra
Prediksi Benar	58 citra
Prediksi Salah	2 citra

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12727
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Tabel 5 menyajikan hasil evaluasi performa model *K-Nearest Neighbor* (KNN) berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh *accuracy* sebesar 96,67%, *precision* 97,06%, *recall* 96,67%, dan *F1-score* 96,65%. Dari total 60 data uji, model berhasil mengklasifikasikan 58 citra dengan benar dan hanya 2 citra mengalami kesalahan klasifikasi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi dan konsistensi yang tinggi dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah pinang berdasarkan kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan tekstur GLCM.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian, metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pinang ke dalam empat kategori, yaitu muda, sedang, tua, dan kering, menggunakan kombinasi fitur warna RGB, HSV, dan fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Pengujian terhadap variasi nilai parameter *K* menunjukkan bahwa seluruh nilai yang diuji menghasilkan performa klasifikasi yang konsisten, dengan nilai *accuracy* sebesar **96,67%**, *precision* **97,06%**, *recall* **96,67%**, dan *F1-score* **96,65%**. Berdasarkan hasil tersebut, nilai $K = 1$ dipilih sebagai parameter optimal karena mampu memberikan performa terbaik dengan konfigurasi yang paling sederhana. Hasil evaluasi juga menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan **58 dari 60** data uji dengan benar, sedangkan dua data mengalami kesalahan klasifikasi akibat kemiripan karakteristik visual antar kelas. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa metode KNN yang dioptimalkan mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi dan berpotensi diterapkan sebagai dasar pengembangan sistem identifikasi tingkat kematangan buah pinang berbasis citra digital.

Referensi

[1] D. Ega Saputra, D. Rahmawati, and A. Fiqhi Ibadillah, "Pengolahan Citra Digital Dalam Penentuan Panen Jamur Tiram".
[2] P. B. Ariska Putra Gotamaa, K. Yota Ernanda, and L. J. Erawati Dewi, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Dan Kualitas Buah Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstrur Dan Bentuk Menggunakan Metode Transformasi Ruang Warna HSV".
[3] Hamdi Aulia Ramadhan and S. Sriani, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Salak Sidempuan Menggunakan K-Nearest Neighbor pada Ruang Warna HSV," *INSOLOGI: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 4, no. 4, pp. 997–1012, Aug. 2025, doi: 10.55123/insologi.v4i4.6298.
[4] H. R. Cahyaputra and R. Rahmadewi, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Paprika Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Rgb Melalui Aplikasi Matlab," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 242–249, Feb. 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i1.4440.
[5] D. R. Febrinamas, R. Hidayati, and I. Nirmala, "Klasifikasi Buah Pinang Berdasarkan Data Sensor Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Web," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 4, pp. 1046–1055, Aug. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i4.3805.
[6] A. Firmansyah, A. * Samsudin, J. Provinsi Parit, T. H. Indragiri, and H. Riau, "Rancang Bangun Sistem Klasifikasi Biji Pinang Menggunakan Metode Nearest Mean Classifier Berbasis Android," 2021. [Online]. Available: http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id
[7] F. Yunita, "Sistem Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (K-NN)," *Sistem Klasifikasipenyakit Diabetes....(Fitri)*.
[8] S. Gayatri Hehanussa, S. Hartono Wijaya, and T. Haryanto, "Penerapan Metode K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine untuk Klasifikasi Kematangan Buah Mengkudu Application of K-Nearest Neighbor Method and Support Vector Machine for Noni Fruit Ripeness Classification," vol. 12, pp. 25–37, [Online]. Available: https://jurnal.ipb.ac.id/index.php/jika
[9] Wildan Amin Wiharja, Tohirin Al Mudzakir, Hilda Yulia Novita, and Jamaludin Indra, "Perbandingan Algoritma Logistic Regression dan K-Nearest Neighbor Dalam Klasifikasi Kematangan Buah Pepaya," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 5, no. 4, pp. 353–360, Jun. 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i4.550.
[10] M. H. Hanafi, N. Fadillah, and A. Insan, "Optimasi Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Alpukat Berdasarkan Warna," *IT JOURNAL RESEARCH AND DEVELOPMENT*, vol. 4, no. 1, pp. 10–18, May 2019, doi: 10.25299/itjrd.2019.vol4(1).2477.
[11] A. Syarifah, A. Akbar Riadi, and A. Susanto, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Jambu Bol Berbasis Pengolahan Citra Digital Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," 2022.
[12] B. Oktaviana, "Implementation of the Support Vector Machine (SVM) Method for Classifying the Maturity Level of Oil Palm Fruit," 2025. [Online]. Available: http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC
[13] A. Setiawan, "Penerapan Gray Level Co-Ocurrence Matrix Dengan Metode Self Organizing Map Pada Deteksi Kematangan Buah Pinang Application of Gray Level Co-Occurrence Matrix Using the Self Organizing Map Method in Detecting Areca Fruit Ripeness," *Juni*, vol. 16, no. 2, pp. 174–187, 2024, doi: 10.22303/csrid.1.1.2022.01-10.
[14] N. Azmi Wardhana, A. S. Yudo Husodo MT, and F. Bimantoro, "Ekstraksi Fitur Warna Dalam Proses Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Rambutan Dengan Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (Color Feature Extraction In The Process Of Classifying The Ripeness Level Of Rambutan Using The K-Nearest Neighbor Method)."
[15] E. Widyastuti, A. Hermawan, and D. Avianto, "Klasifikasi Tomat Berdasarkan Varietas Dengan Ekstraksi Fitur Rgb Dan Algoritma Naïve Bayes," 2025. [Online]. Available: http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/indexEviWidyastuti|http://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/IDEALIS/index|

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.12727
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)