



OPTIMALISASI PARAMETER K DALAM ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR UNTUK KLASIFIKASI KEMATANGAN BUAH PINANG BERDASARKAN FITUR TEKSTUR DAN WARNA

Sesilia Barek Tukan

Institut Keguruan dan Teknologi Larantuka

Alfian Nara Weking

Institut Keguruan dan Teknologi Larantuka

Dominikus Boli Watomakin

Institut Keguruan dan Teknologi Larantuka

Alamat: Jl. Ki Hajar Dewantara Kec. Larantuka - Kab. Flores Timur - Prov. Nusa Tenggara Timur

Korespondensi penulis: sesiltukan@gmail.com

Abstract. *Manual determination of betel nut ripeness often takes a long time and depends on the subjectivity of the observer, so the results are inconsistent. This study aims to improve the accuracy of betel nut ripeness classification by optimizing the K parameter in the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm. The research process begins with the collection of 200 betel nut images that go through a preprocessing stage in the form of resizing, segmentation, and normalization. Furthermore, color feature extraction is carried out from the RGB and HSV models and texture features using the Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM) method. The dataset is divided into training data and test data, then the K value is tested between 1 and 20 using the cross-validation technique. The test results show that the K value = 3 provides the highest accuracy of 85% with fairly balanced predictions in the raw, ripe, and old categories. These findings prove that selecting the appropriate K value can improve classification performance, while opening up opportunities for the application of an automated system to help farmers and industry players in determining the ripeness of betel nuts more quickly, accurately, and consistently.*

Keywords: *KNN algorithm, betel nut, texture features, color features, K parameter optimization*

Abstrak. Penentuan tingkat kematangan buah pinang secara manual sering kali memerlukan waktu yang lama dan bergantung pada subjektivitas pengamat, sehingga hasilnya kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kematangan buah pinang dengan mengoptimalkan parameter K pada algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Proses penelitian diawali dengan pengumpulan 200 citra buah pinang yang melalui tahap pra-proses berupa resizing, segmentasi, dan normalisasi. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur warna dari model RGB dan HSV serta fitur tekstur menggunakan metode Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji, kemudian dilakukan pengujian nilai K antara 1 hingga 20 menggunakan teknik cross-validation. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai K=3 memberikan akurasi tertinggi sebesar 85% dengan prediksi yang cukup seimbang pada kategori mentah, matang, dan tua. Temuan ini membuktikan bahwa pemilihan nilai K yang sesuai dapat meningkatkan kinerja klasifikasi, sekaligus membuka

Received May 13, 2025; Revised May 17, 2025; Accepted June 28, 2025

**Corresponding author, e-mail address*

peluang penerapan sistem otomatis untuk membantu petani dan pelaku industri dalam menentukan kematangan buah pinang secara lebih cepat, akurat, dan konsisten.

Kata kunci: algoritma KNN, buah pinang, fitur tekstur, fitur warna, optimasi parameter K

LATAR BELAKANG

Tingkat kematangan buah pinang merupakan faktor penting yang mempengaruhi mutu rasa dan harga jual pasaran. Penentuan kematangan biasanya masih dilakukan secara manual dengan mengamati perubahan warna dan tekstur kulit buah. Cara tradisional ini memerlukan keterampilan khusus, memakan waktu yang cukup lama, dan rentan kesalahan akibat penilain yang subjektif. Permasalahan semakin kompleks ketika jumlah buah yang harus diperiksa cukup banyak, sehingga dapat mengurangi efisiensi serta konsistensi kualitas (Manek et al., 2023).

Seiring perkembangan teknologi pengolahan citra digital cukup muncul sebagai solusi alternatif untuk mempermudah dan meningkatkan ketepatan klasifikasi kematangan buah pinang. Melalui pendekatan ini, fitur visual seperti warna dan tekstur dapat diekstraksi lalu dianalisis dengan metode K-Nearest Neighbor (K-NN) karena keunggulan yang sederhana, mudah diimplementasi, dan efektif dalam menangani data citra yang tidak terstruktur (Febrinamas et al., 2023).

Akan tetapi, performa K-NN sangat dipengaruhi oleh pemilihan nilai parameter K. Nilai K yang terlalu kecil dapat membuat model terlalu peka terhadap noise (*overfitting*), sedangkan K yang terlalu besar dapat menyebabkan model bias terhadap data mayoritas (*underfitting*) (Hadi & Rachmawanto, 2022). Faktor lain seperti perbedaan pencahayaan atau posisi pengambilan gambar juga dapat memengaruhi hasil klasifikasi, sehingga pemilihan fitur warna dan tekstur yang relevan menjadi penting.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna dari model RGB dan HSV serta fitur dari metode *Gray-Level-Co-occurrence Matrix* (GLCM) dapat membantu membedakan tingkat kematangan buah (Maneno et al., 2023), (Hadi & Rachmawanto, 2022). Namun, penelitian yang secara khusus mengkaji optimasi parameter K menggunakan teknik *cross-validation* untuk klasifikasi kematangan buah pinang masih jarang ditemukan.

Penelitian ini memiliki kontribusi baru berupa optimalisasi parameter K pada algoritma KNN menggunakan metode *cross-validation* untuk memperoleh akurasi klasifikasi yang lebih

optimal. Di samping itu, penelitian ini juga memanfaatkan kombinasi fitur tekstur dan warna dari citra buah pinang sebagai variabel klasifikasi.

Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan parameter K dalam algoritma KNN dengan menerapkan teknik cross-validation guna memperoleh akurasi klasifikasi terbaik, serta mengevaluasi pengaruh gabungan fitur warna dan tekstur terhadap akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah pinang.

KAJIAN TEORITIS

a. Pinang

Pinang merupakan tanaman tropis yang banyak dijumpai di Asia, termasuk Indonesia. Tingkat kematangan buah pinang dapat dikenali melalui perubahan warna kulit buah, dari hijau pada tahap mentah, kuning atau kuning kehijauan saat matang, hingga kuning tua atau kecoklatan saat tua (Marina, 2020). Selain warna, perubahan tekstur kulit buah juga menjadi indikator penting yang mencerminkan tingkat kematangan (Sagrim & Soekamto, 2019).

b. Pengolahan citra

Pengolahan citra digital adalah serangkaian proses untuk memperbaiki kualitas citra atau mengekstrak informasi penting dari gambar digital agar dapat dianalisis lebih lanjut oleh komputer. Dalam konteks klasifikasi kematangan buah pinang, pengolahan citra dilakukan untuk memperoleh data visual yang siap dianalisis, meliputi tahap; *resizing*, segmentasi, normalisasi. (Maneno et al., 2023).

c. Fitur warna dan tekstur

Fitur warna sangat penting dalam membedakan tingkat kematangan buah. Penelitian ini memanfaatkan dua model warna; RGB dan HSV (Sari et al., 2014). Sedangkan fitur tekstur merepresentasikan pola distribusi intensitas piksel yang dapat mengindikasikan kondisi permukaan buah. Salah satu metode ekstraksi tekstur yang banyak digunakan adalah *Gray-Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yang menghasilkan beberapa parameter, seperti; *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, *Homogeneity*, *Entropy*, dan *Dissimilarity* (Manek et al., 2023).

d. Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN)

K-NN adalah algoritma klasifikasi berbasis jarak yang mengklasifikasikan data uji dengan melihat K data latih terdekat (Hadi & Rachmawanto, 2022).

e. Optimalisasi parameter K

Pemilihan nilai K yang optimal menjadi penting agar klasifikasi memiliki akurasi yang tinggi. Salah satu cara untuk menentukan nilai K terbaik adalah menggunakan *cross-validation*, yaitu teknik membagi dataset menjadi beberapa subset, lalu menghitung rata-rata akurasi model dari setiap iterasi. Pendekatan ini dapat membantu mengurangi bias dan memastikan model lebih stabil (Ulya et al., 2021).

f. Penelitian terdahulu

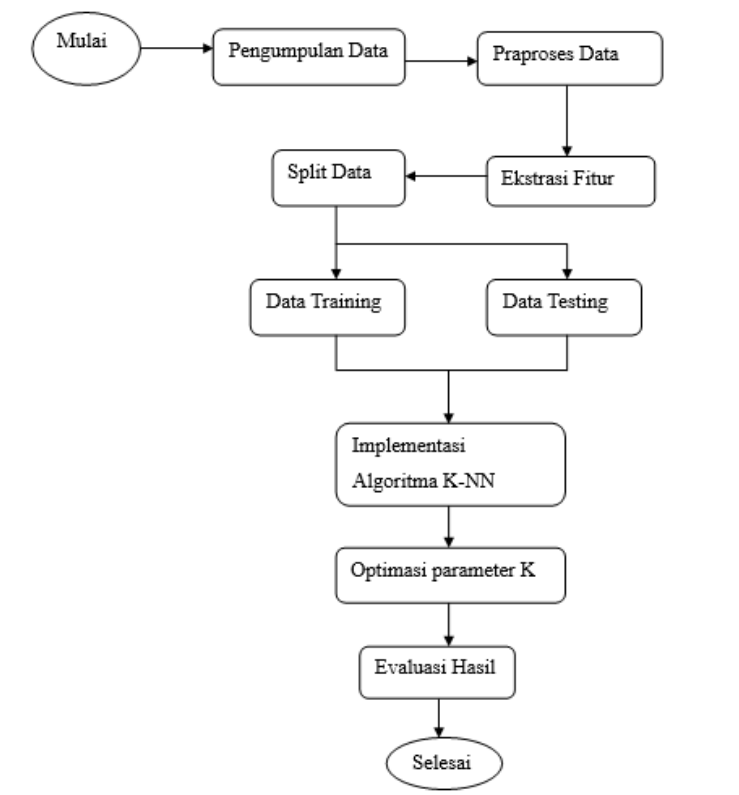
1. (Manek et al., 2023): Menggunakan KNN untuk klasifikasi kematangan buah pinang berdasarkan fitur warna dan tekstur, dengan akurasi tertinggi 86,36%.
2. (Maneno et al., 2023): Menerapkan SVM untuk klasifikasi kematangan buah pinang, memperoleh akurasi hingga 90,90%.
3. (Saputra et al., 2023): KNN untuk klasifikasi kematangan alpukat mentega berdasarkan warna kulit, akurasi 80%.
4. (Dinata et al., 2020): KNN untuk klasifikasi kematangan mangga berbasis citra HSV, akurasi 80%.
5. (Vernanda et al., 2022): SVM untuk klasifikasi kematangan buah nanas, akurasi 65,59%.

Berdasarkan teori dan penelitian terdahulu, penelitian ini dilakukan untuk mengoptimalkan parameter K pada algoritma K-NN dengan teknik *cross-validation* serta menggabungkan fitur warna dan tekstur untuk meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah pinang. Hipotesis tidak dinyatakan secara tersurat, tetapi secara implisit diasumsikan bahwa kombinasi fitur visual dan optimasi parameter K akan menghasilkan akurasi klasifikasi yang lebih baik.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian terapan yang memanfaatkan teknologi pengolahan citra digital dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk klasifikasi tingkat kematangan buah pinang berdasarkan fitur tekstur. Ada beberapa tahapan dalam proses “Optimalisasi Parameter

K Dalam Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Kematangan Buah Pinang Berdasarkan Fitur Tekstur Dan Warna”. Berikut diagram alur penelitian:



Gambar 1. Metode Penelitian

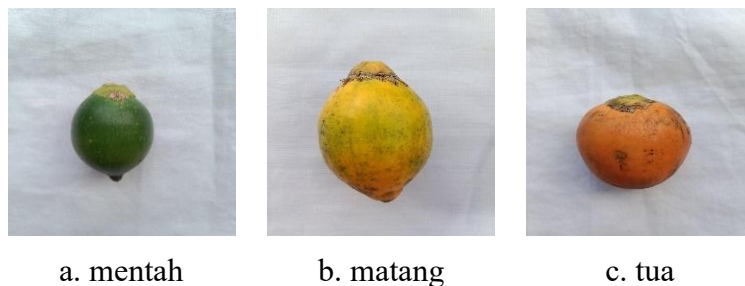
Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimentan dengan tujuh tahapan utama, yaitu: (1) mengumpulkan dataset 200 citra buah pinang dengan cara pemotretan, (2) praproses citra menggunakan tiga langkah yaitu *resizing*, segmentasi dan normalisasi, (3) ekstraksi fitur warna dan tekstur, (4) pembagian data data menjadi data latih dan data uji, (5) penerapan algoritma K-NN, (6) optimalisasi paramter K dengan teknik *cross-validaton* (7) evaluasi performa model klasifikasi. Dari tahapan ini bertujuan untuk mengkaji pengaruh pemilihan parameter K terhadap akurasi klasifikasi kematangan buah pinang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Dataset Citra Buah Pinang

Penelitian ini dilaksanakan pada 10 Mei sampai 10 Juni 2025 di pasar Inpres Larantuka. Data diperoleh melalui proses pemotretan buah pinang dalam tingkat kategori tingkat kematangan, yaitu mentah, matang dan tua. Pemotretan dilakukan dengna menggunakan

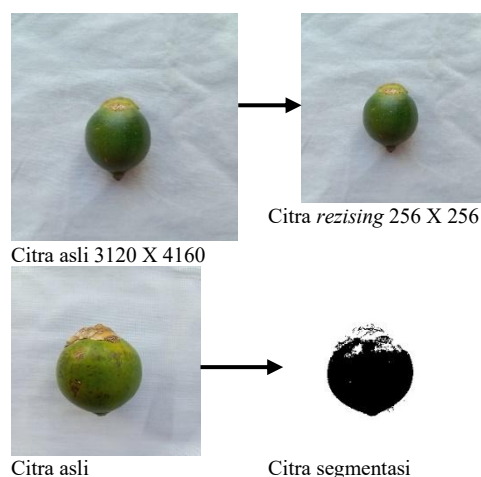
kamera ponsel dalam kondisi pencahayaan alami serta belakang polos agar citra yang dihasilkan lebih seragam dan sesuai untuk tahap pemrosesan selanjutnya. Jumlah total citra yang terkumpul sebanyak 200 citra dengan rincian 70 citra kategori mentah, 70 citra kategori matang, dan 60 citra kategori tua. Penentuan label kematangan pada setiap citra dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual terhadap warna kulit buah pinang, yaitu hijau untuk mentah, kuning kehijauan untuk matang, dan kuning tua atau kecoklatan untuk kategori tua.

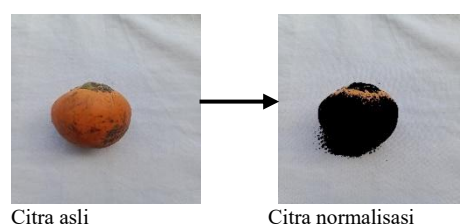


Gambar 2. Buah pinang

2. Praproses Citra

Pada tahap praproses citra ini bertujuan untuk mempersiapkan citra agar siap digunakan pada proses ekstraksi fitur dan klasifikasi. Praproses citra yang dilakukan meliputi penyesuaian ukuran (*resizing*) menjadi dimensi seragam 256 x 256 piksel, sehingga data citra akan memiliki resolusi yang sama. Selain itu, dilakukan segmentasi citra untuk memisahkan objek utama (buah pinang) dari latar belakang, agar fitur yang diekstraksi hanya berasal dari objek yang relevan. Proses normalisasi juga dilakukan dengan mengubah nilai intensitas piksel ke dalam rentang 0-1. Langkah ini penting untuk meminimalkan pengaruh variasi pencahayaan pada data citra yang digunakan. Tahapan praproses citra dapat dilihat pada gambar berikut ini:





Gambar 3. Praproses citra

3. Ekstraksi Fitur

Setelah tahap praproses, dilakukan ekstraksi fitur warna sebagai representasi visual tingkat kematangan buah pinang. Fitur warna diambil dari dua model warna yang berbeda, yaitu RGB dan HSV. Dari model RGB, dihitung nilai rata-rata (mean) pada masing-masing kanal *Red*, *Green*, dan *Blue*. Sementara itu, dari model HSV juga dihitung nilai rata-rata pada kanal *Hue*, *Saturation*, dan *Value*. Fitur warna ini mencerminkan perubahan warna kulit buah pinang yang terjadi saat proses pematangan, sehingga menjadi parameter penting dalam membedakan tingkat kematangan. Hasil ekstraksi fitur warna ditampilkan beberapa mewakili pada tabel ini:

Tabel 1. Ekstraksi fitur warna

No	Data Citra	Fitur Warna					
		R	B	G	H	S	V
1	Mentah_01	0,741	0,721	0,681	92,825	21,457	189,374
2	Mentah_55	0,715	0,689	0,668	97,894	16,135	182,187
3	Matang_88	0,642	0,622	0,624	93,604	21,939	170,572
4	Matang_115	0,652	0,661	0,667	98,327	22,919	179,158
...	...	...	...	...	...	...	...
199	Tua_199	0,676	0,656	0,661	100,629	16,381	176,817
200	Tua_200	0,635	0,621	0,626	93,019	14,664	166,122

Selain warna, dilakukan juga ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Metode ini menghasilkan beberapa parameter tekstur, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, *entropy*, dan *dissimilarity*. Fitur tekstur memberikan gambaran mengenai pola distribusi intensitas piksel dalam citra, yang dapat menunjukkan perubahan permukaan kulit buah pinang pada tiap tingkat kematangan. Misalnya, kulit buah pinang yang semakin tua cenderung memiliki tekstur yang lebih kasar atau lebih tidak seragam. Hasil ekstraksi fitur warna ditampilkan beberapa mewakili pada tabel ini:

Tabel 2. Ekstraksi fitur tekstur

No	Data Citra	Fitur Tekstur					
		Contrast	Correlation	Enegery	Homogeneity	Entropy	Dissimilarity
1	Mentah_01	127,792	0,977	0,079	0,329	9,489	3,650
2	Mentah_55	344,745	0,942	0,082	0,163	11,063	11,005
3	Matang_88	410,891	0,959	0,161	0,498	7,932	3,940
4	Matang_115	234,059	0,966	0,112	0,501	8,245	2,814
...	...	...		...	...	...	...
199	Tua_199	251,365	0,967	0,112	0,412	9,244	3,823
200	Tua_200	350,119	0,965	0,157	0,440	8,901	4,223

4. Implementasi Algoritma K-NN

Dari data hasil ekstraksi fitur diatas kemudian dibagi menjadi data latih sebanyak 70% dan data uji sebanyak 30%. Algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) diterapkan sebagai metode klasifikasi dengan menggunakan jarak Euclidean untuk mengukur kedekatan antar data. Nilai K diujikan dalam rentang 1 hingga 20 untuk menemukan parameter K yang menghasilkan akurasi terbaik. Proses ini penting karena pemilihan nilai K yang optimal dapat meningkatkan akurasi dan kestabilan hasil klasifikasi.

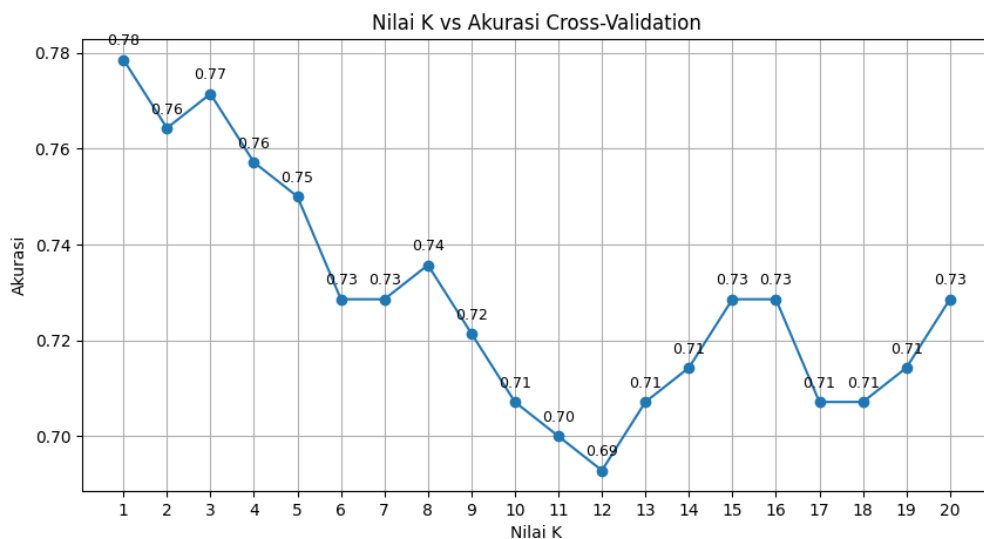
Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) diterapkan dalam penelitian ini sebagai metode klasifikasi untuk menentukan tingkat kematangan buah pinang berdasarkan fitur warna dan tekstur yang telah diekstraksi. Data citra dibagi menjadi data latih sebanyak 70% dan data uji sebanyak 30%, dengan jarak Euclidean digunakan untuk menghitung kedekatan antar data. Nilai parameter K diuji pada rentang 1 hingga 20, dan optimasi dilakukan menggunakan teknik *5-fold cross-validation* untuk mendapatkan akurasi tertinggi. Dalam penelitian ini, digunakan matrix eucliden distance sebagai ukuran kedekatan.

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

Tahapan optimasi parameter K dalam penelitian ini bertujuan untuk menemukan jumlah tetangga terdekat (K) yang mampu menghasilkan akurasi terbaik pada proses klasifikasi kematangan buah pinang menggunakan algoritma KNN. Proses pengujian dilakukan dengan mencoba berbagai nilai K, mulai dari K=1 hingga K=20. Setiap nilai K kemudian

dievaluasi dengan menggunakan teknik *cross-validation*, sehingga diperoleh nilai akurasi rata-rata yang lebih stabil dan risiko *overfitting* atau *underfitting* dapat diminimalkan.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai $K=1$ cenderung membuat model terlalu menyesuaikan diri dengan data latih, yang berpotensi menurunkan akurasi saat diterapkan pada data baru. Sebaliknya, pemilihan nilai $K=3$ menghasilkan akurasi yang cukup baik, serta memberikan performa yang lebih stabil dan kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data uji. Oleh karena itu, penelitian ini menetapkan $K=3$ sebagai parameter optimal pada algoritma KNN untuk klasifikasi tingkat kematangan buah pinang. Grafik berikut memperlihatkan hubungan antara nilai K dan akurasi model:



Gambar 4. Grafik nilai K vs akurasi *cross-validation*

5. Evaluasi Model

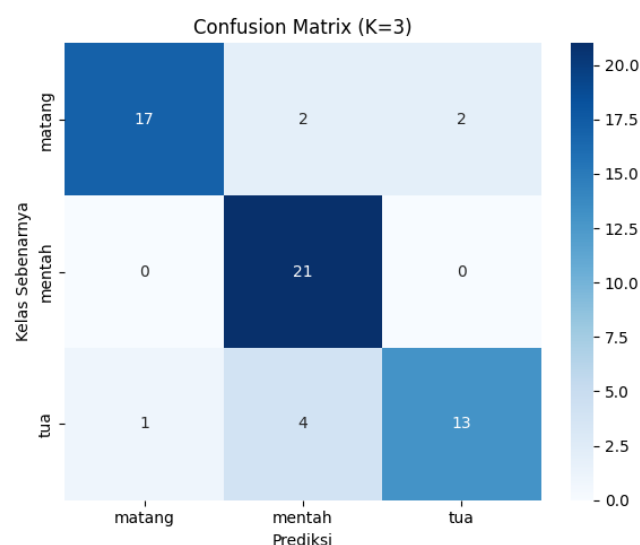
Model KNN dengan $K=3$ dievaluasi menggunakan data uji (30% dari dataset) dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi yang baik serta distribusi prediksi yang seimbang pada ketiga kelas kematangan (mentah, matang, tua). Hal ini membuktikan bahwa optimasi nilai K berhasil meningkatkan kinerja model dalam klasifikasi kematangan buah pinang berbasis fitur warna dan tekstur. Berikut tabel hasil evaluasi yang diperoleh:

Tabel 3. Evaluasi hasil

No	Matrix	Nilai K									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	Akurasi	85%	86,5%	88%	87,5%	86%	85%	84,5%	84%	83,5%	83%
2	Presisi	86,5%	86%	88%	87%	86%	85%	84%	84%	83%	83%
3	Recall	84%	86%	88%	87%	86%	85%	84%	84%	83%	83%
4	F1-Score	84%	86%	88%	87%	86%	85%	84%	84%	83%	83%
No	Matrix	Nilai K									
		11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	Akurasi	82,5%	82%	81,5%	81%	80,5%	80,5%	79,8%	79,5%	79,5%	79%
2	Presisi	82%	82%	81%	81%	80%	80%	80%	79%	79%	78%
3	Recall	82%	82%	81%	81%	80%	80%	79%	79%	79%	79%
4	F1-Score	82%	82%	81%	81%	80%	80%	80%	79%	79%	79%

Berdasarkan Tabel 3, akurasi model KNN mencapai nilai tertinggi sebesar 88% saat $K=3$, dengan presisi, recall, dan F1-score yang juga stabil di angka sama. Nilai $K=3$ dianggap optimal karena memberikan keseimbangan antara ketelitian dan kemampuan generalisasi model.

Setelah $K>3$, performa model menurun secara bertahap hingga mencapai 79% pada $K=20$. Penurunan ini menunjukkan efek underfitting, sedangkan nilai K yang terlalu kecil seperti $K=1$ berisiko menyebabkan overfitting. Oleh karena itu, $K=3$ dipilih sebagai parameter terbaik dalam penelitian ini. Berikut ditampilkan gambar *confusion matrix* yang menggambarkan performa model tersebut:

Gambar 5. *Confusion matrix*

KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini membuktikan bahwa optimasi parameter K dalam algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) mampu meningkatkan akurasi klasifikasi tingkat kematangan buah pinang berdasarkan fitur warna dan tekstur citra digital. Melalui pengujian nilai K dari 1 hingga 20 menggunakan teknik cross-validation, diperoleh nilai K=3 sebagai parameter optimal yang menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 85% dan distribusi prediksi yang seimbang pada kelas mentah, matang, dan tua. Hasil ini menunjukkan bahwa pemilihan nilai K yang tepat berperan penting dalam menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat dan stabil.

DAFTAR REFERENSI

- Dinata, R. K., Akbar, H., & Hasdyna, N. (2020). Algoritma K-Nearest Neighbor dengan Euclidean Distance dan Manhattan Distance untuk Klasifikasi Transportasi Bus. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12(2), 104–111. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v12i2.539.104-111>
- Febrinamas, D. R., Hidayati, R., & Nirmala, I. (2023). Klasifikasi Buah Pinang Berdasarkan Data Sensor Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berbasis Web. *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, 4(4), 1046–1055. <https://doi.org/10.47065/josyc.v4i4.3805>
- Hadi, H. P., & Rachmawanto, E. H. (2022). Ekstraksi Fitur Warna Dan Glcm Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambutan. *Jurnal Informatika Polinema*, 8(3), 63–68. <https://doi.org/10.33795/jip.v8i3.949>
- Manek, P. G., Baso, B., & Meidyani, B. (2023). Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan K-Nearest Neighbor Berdasarkan Fitur Tekstur dan Warna. *Journal of Information and Technology*, 2(2), 75–79. <https://doi.org/10.32938/jitu.v2i2.4205>
- Maneno, R., Baso, B., Manek, P. G., & Fallo, K. (2023). Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan Metode Support Vector Machine Berdasarkan Warna Dan Tekstur. *Journal of Information and Technology*, 3(2), 60–66. <https://doi.org/10.32938/jitu.v3i2.5323>
- Marina. (2020). MANFAAT DAN TOKSISITAS PINANG (*Areca catechu*) DALAM KESEHATAN MANUSIA. *Bina Generasi : Jurnal Kesehatan*, 11(2), 29–34. <https://doi.org/10.35907/bgjk.v11i2.140>
- Sagrim, I., & Soekamto, M. H. (2019). Pembibitan Tanaman Pinang (*Areca catechu*) Dengan

Menggunakan Berbagai Media Tanam. *Median : Jurnal Ilmu Ilmu Eksakta*, 10(2), 28–36. <https://doi.org/10.33506/md.v10i2.295>

- Saputra, J., Sa, Y., Yoga Pudya Ardhana, V., & Afriansyah, M. (2023). RESOLUSI : Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Berdasarkan Warna Kulit Buah. *Media Online*, 3(5), 347–354. <https://djournals.com/resolusi>
- Sari, Y. A., Dewi, R. K., & Fatichah, C. (2014). Seleksi Fitur Menggunakan Ekstraksi Fitur Bentuk, Warna, Dan Tekstur Dalam Sistem Temu Kembali Citra Daun. *JUTI: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 12(1), 1. <https://doi.org/10.12962/j24068535.v12i1.a39>
- Ulya, S., Soeleman, M. A., & Budiman, F. (2021). Optimasi Parameter K Pada Algoritma K-NN Untuk Klasifikasi Prioritas Bantuan Pembangunan Desa. *Techno.Com*, 20(1), 83–96. <https://doi.org/10.33633/tc.v20i1.4215>
- Vernanda, D., Nugraha, N., & ... (2022). Analisis Data Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Svm. *Jurnal Ilmiah Ilmu Dan ...*, 4(September), 8–17. <https://doi.org/10.31962/jiitr.vvii.67>