

Identifikasi Kematangan Buah Pisang Berdasarkan Variasi Jarak Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor

Rizky Putu Ananda ⁽¹⁾, Febri Liantoni ^{(2)*}, Nurcahya Pradana Taufik Prakisyia ⁽³⁾

Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan,
Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Indonesia
e-mail : {rizky.putu,febri.liantoni,nurcahya.pradana}@gmail.com.

* Penulis korespondensi.

Artikel ini diajukan 2 November 2023, direvisi 14 Juni 2024, diterima 20 Juni 2024, dan dipublikasikan 25 September 2024.

Abstract

This research aims to identify the level of ripeness of kepok bananas based on the color of their skin using the K-Nearest Neighbor (K-NN) method. Bananas are an important commodity in Indonesia, and various ripeness levels need to be identified. The current process of identifying banana ripeness is still done manually, which requires a lot of labor and tends to be subjective. The K-NN method is used to classify bananas based on their skin color. This research involves the collection of banana images with three ripeness levels (raw, ripe, and overripe) and the extraction of RGB color features from these images. Three distance methods, namely Euclidean, Minkowski, and Manhattan, are also employed to compare accuracy results. The evaluation results of this research show that the accuracy value for the Euclidean distance method is 84%, the Minkowski distance method is 82%, and the Manhattan distance method is 80%. Thus, the findings indicate that the K-NN method and the Euclidean distance method provide good results in identifying the ripeness level of bananas. By implementing the K-NN algorithm, this research attempts to address the weaknesses of the time-consuming and subjective manual identification process, with the hope of providing a more accurate and efficient solution for the banana industry. The results of this research can be used to automate the identification process of banana ripeness levels and improve efficiency in banana sorting. It is expected that this research can provide practical benefits to the community and serve as a basis for further research in this field.

Keywords: K-NN, Classification, RGB Feature Extraction, Banana, Digital Imaging

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang kepok berdasarkan warna kulit buah pisang menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN). Pisang adalah komoditas penting di Indonesia, dengan berbagai tingkat kematangan yang perlu diidentifikasi. Proses identifikasi kematangan buah pisang saat ini masih dilakukan secara manual, yang memerlukan banyak tenaga kerja dan cenderung subjektif. Metode K-NN digunakan untuk mengklasifikasikan buah pisang berdasarkan warna kulitnya. Penelitian ini melibatkan pengumpulan data citra pisang dengan tiga tingkat kematangan (mentah, matang, dan busuk) dan ekstraksi fitur warna RGB dari citra tersebut. Pada penelitian ini juga menggunakan 3 metode jarak yaitu Euclidean, minkowski, dan Manhattan yang berfungsi untuk membandingkan hasil *accuracy*. Hasil evaluasi dari penelitian ini yaitu nilai akurasi dari metode jarak Euclidean sebesar 84%, metode jarak Minkowski sebesar 82%, dan Manhattan sebesar 80%. Maka hasilnya menunjukkan bahwa metode K-NN dengan metode jarak Euclidean memberikan hasil yang baik dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang. Dengan menerapkan algoritma K-NN, penelitian ini mencoba mengatasi kelemahan proses identifikasi manual yang memakan waktu dan subjektifitas manusia, dengan harapan memberikan solusi yang lebih akurat dan efisien untuk industri pisang. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk mengotomatisasi proses identifikasi tingkat kematangan buah pisang dan meningkatkan efisiensi dalam pemilahan buah pisang. Diharapkan penelitian ini dapat memberikan manfaat praktis bagi masyarakat dan menjadi dasar untuk penelitian lebih lanjut di bidang ini.

Kata Kunci: K-NN, Klasifikasi, Ekstraksi Fitur RGB, Pisang, Citra Digital



1. PENDAHULUAN

Buah pisang (*Musa paradisiaca*) merupakan sumber yang kaya akan vitamin, mineral, dan karbohidrat (Limin et al., 2019). Di Indonesia, pisang sering digunakan dalam konsumsi sehari-hari dan dalam hidangan khusus yang populer. Terdapat lebih dari 200 jenis pisang di Indonesia, masing-masing dengan ciri khasnya sendiri (Arifki & Barliana, 2018). Pisang juga memiliki sifat penyembuhan luka yang bermanfaat, terutama pada varietas pisang kepok yang kaya akan senyawa flavonoid dengan potensi antioksidan.

Kendari adalah salah satu kota penghasil buah tropis, termasuk pisang, pepaya, dan nangka. Produksi buah di Kendari telah meningkat signifikan dalam beberapa tahun terakhir, dengan produksi pisang mencapai 7.576 kw pada tahun 2005, diikuti oleh pepaya dan nangka (Limin et al., 2019). Identifikasi jenis dan tingkat kematangan buah masih sering dilakukan secara manual oleh petani, terutama dalam proses pasca panen buah pisang yang diproduksi dalam skala besar atau industri.

Beberapa penelitian telah mencoba menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN) dalam berbagai konteks, seperti prediksi tinggi gelombang, identifikasi gejala penyakit kulit, dan klasifikasi daun (Liantoni & Annisa, 2018). Penelitian terdahulu telah mencoba menggunakan berbagai metode, termasuk algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN), dalam berbagai aplikasi pengenalan pola, seperti identifikasi gejala penyakit, klasifikasi daun, dan identifikasi motif kain tradisional. Algoritma K-NN adalah alat yang kuat untuk pengenalan pola dan pengklasifikasian, di mana objek baru diklasifikasikan berdasarkan mayoritas kategori yang dimiliki oleh K-NN terdekat (Wijaya & Ridwan, 2019).

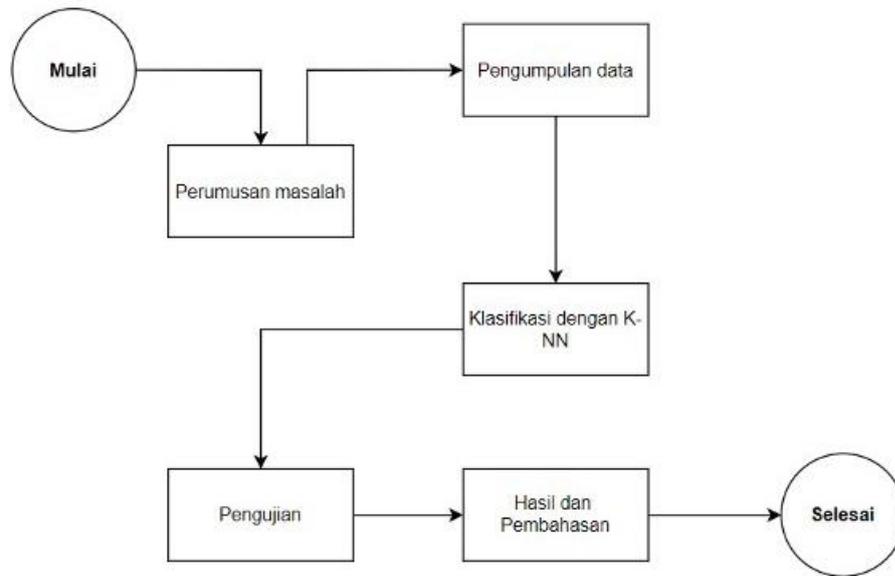
Dalam konteks ini, penelitian ini mencoba mengatasi tantangan dalam identifikasi tingkat kematangan buah pisang dengan memanfaatkan teknologi citra digital (Liantoni & Annisa, 2018). Dengan menggunakan metode K-NN, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem identifikasi yang lebih efisien dan akurat daripada identifikasi manual yang ada. Oleh karena itu, pemahaman dan implementasi metode ini dalam industri pisang menjadi esensial untuk meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam proses penyortiran buah pisang.

Melalui pengolahan citra digital, penelitian ini berusaha menyajikan solusi yang mampu mengatasi kekurangan proses identifikasi manual, memperpendek waktu yang dibutuhkan, dan memberikan hasil yang lebih konsisten dalam menentukan tingkat kematangan buah pisang. Hal ini dapat memberikan manfaat signifikan bagi industri pisang di Indonesia, serta menjadi kontribusi dalam pengembangan teknologi pengenalan pola melalui citra digital. Oleh karena itu diperlukan metode atau pendekatan yang tepat agar dapat dengan mudah dan akurat menentukan tingkat kematangan buah pisang (Bere et al., 2016).

2. METODE PENELITIAN

Dalam tahap awal penelitian, perlu dirancang alur penelitian yang terstruktur dan efisien untuk mencapai hasil optimal (Sidiq et al., 2019). Tahapan awal penelitian dilakukan dengan melakukan perumusan masalah, dilanjutkan dengan pengumpulan data, data yang didapatkan dilakukan klasifikasi menggunakan algoritma K-NN, selanjutnya dilakukan pengujian, dan terakhir dilakukan analisis terhadap hasil pemodelan. Langkah-langkah penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.





Gambar 1 Metodologi Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Tahap ini melakukan pengambilan data yang akan diolah pada penelitian yang akan dilaksanakan, yaitu dengan mengambil citra pisang mentah, matang, dan busuk. Citra yang akan diproses dengan pengolahan citra melibatkan citra awal yang diambil melalui kamera sebagai data masukan (Angreni et al., 2019). Citra pisang yang diambil berupa jenis pisang kepok dengan warna latar belakang yang sama seperti yang ditunjukkan Gambar 2.



Gambar 2 Pisang Kepok Mentah, Matang, dan Busuk

2.2 Klasifikasi dengan K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor (K-NN) adalah metode klasifikasi yang memanfaatkan jarak antara data yang akan diklasifikasikan dan data dalam *dataset* pelatihan. Data pelatihan direpresentasikan dalam ruang berdimensi tinggi dengan fitur-fitur yang mewakili data. K-NN mengidentifikasi kategori objek yang diuji berdasarkan mayoritas dari k tetangga terdekatnya dalam ruang dimensi ini (Liantoni, 2016). Fitur warna direkam dan disimpan dalam *database*, lalu diolah menggunakan metode K-NN untuk mengklasifikasikan citra. Hasilnya adalah kelas citra, yang menentukan label berdasarkan karakteristik warna yang dianalisis menggunakan K-NN (Lestari et al., 2019). Proses klasifikasi kematangan pisang menggunakan algoritma K-NN dibagi menjadi tiga tahapan berikut.



2.2.1 Tahap Pemrosesan Citra

Pada pemrosesan citra ini menggunakan citra dari data yang telah dikumpulkan dan diekstraksi ke RGB. Sebelum dilakukan ekstraksi ke RGB citra dipotong pada bagian tengah citra dengan rasio 1:1. Kemudian dari citra yang telah dipotong dilakukan ekstraksi nilai RGB-nya dengan menghitung rata-rata nilai RGB tiap *pixel*. Citra berwarna RGB (Red, Green, Blue) terdiri dari tiga komponen khusus: merah, hijau, dan biru (Siswanto et al., 2020). Ketika komponen warna ini digabungkan, mereka membentuk warna akhir (Raysyah et al., 2021). Setiap komponen warna direpresentasikan dalam rentang nilai intensitas 0 hingga 255 dalam format bilangan bulat, di mana 0 menunjukkan ketiadaan warna dan 255 merupakan intensitas maksimum (Stamou et al., 2005).

2.2.2 Tahap Pelatihan Data

Tahap pelatihan data dimulai dengan menggunakan data citra yang telah diberi label sesuai klasifikasinya. Selanjutnya, proses ekstraksi nilai RGB dilakukan untuk setiap citra guna memperoleh informasi warna yang menjadi ciri khas dari citra tersebut. Hasil ekstraksi ini kemudian disimpan ke dalam *database* sebagai data latih yang akan digunakan untuk melatih model dalam proses selanjutnya. Data latih ini berperan penting dalam membantu model mengenali pola atau fitur dari citra yang dilatih sehingga mampu melakukan prediksi atau klasifikasi dengan akurat pada tahap pengujian.

2.2.3 Tahap Klasifikasi

Pada tahap klasifikasi ini menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor dengan data latih yang sudah ada sebelumnya. Pada klasifikasi ini menggunakan nilai k 10,11,12,13, dan 14 untuk menghindari dilema jarak sama yang sama atau *tie breaking* yang dikarenakan data yang diteliti memiliki 3 kelas. K tersebut diambil dari akar jumlah data *training* (Fasnuari et al., 2022). Klasifikasi ini juga menggunakan 3 metode jarak yaitu Euclidean, Manhattan, dan Minkowski (Wahyono et al., 2020). Setelah dilakukan klasifikasi dengan metode-metode tersebut, kemudian didapatkan data yang berupa label mentah, matang, dan busuk. Adapun beberapa rumus dari ketiga metode jarak yaitu:

1) Metode jarak Euclidean

Metode jarak ini adalah metode perhitungan jarak antara dua titik dalam ruang Euclidean (2D, 3D, atau dimensi lebih tinggi), yang digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antara data. Jarak tersebut dihitung menggunakan rumus Euclidean sebagaimana ditunjukkan pada Pers. (1). Dalam rumus ini, d merepresentasikan jarak antara dua titik x dan y , di mana x adalah pusat kluster, dan y adalah data atribut yang akan diukur. Indeks i menunjukkan setiap data individu, sedangkan n menunjukkan jumlah keseluruhan data. Nilai x_i merujuk pada koordinat data di pusat kluster ke- i , sementara y_i adalah koordinat data pada setiap data ke- i . Perhitungan jarak Euclidean ini membantu mengidentifikasi seberapa dekat data tersebut dengan pusat kluster, yang menjadi dasar penting dalam proses klusterisasi atau analisis lainnya.

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

2) Metode jarak Manhattan

Metode jarak Manhattan digunakan untuk menghitung perbedaan absolut (mutlak) antara koordinat dua objek. Perhitungan dilakukan dengan menjumlahkan perbedaan mutlak dari setiap dimensi koordinat antara dua titik, yang dirumuskan pada Pers. (2). Dalam rumus ini, d merepresentasikan jarak antara dua titik x dan y , di mana x adalah pusat kluster, dan y adalah data atribut yang akan diukur. Indeks i menunjukkan setiap data individu, sedangkan n



menunjukkan jumlah keseluruhan data. Nilai x_i merujuk pada koordinat data di pusat kluster ke- i , sementara y_i adalah koordinat data pada setiap data ke- i . Metode ini berguna dalam analisis klusterisasi dan pengukuran jarak ketika pergerakan di sepanjang sumbu atau dimensi diutamakan, seperti dalam jaringan jalan kota yang terstruktur sebagai *grid*.

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

3) Metode jarak Minkowski

Metode jarak Minkowski adalah sebuah metrik dalam ruang vektor yang menggeneralisasi metode jarak Euclidean dan metode jarak Manhattan dengan menggunakan norma yang dapat diatur. Metode ini bergantung pada parameter p , yang mengontrol tingkat generalisasi dari kedua metode tersebut. Dalam pengukuran menggunakan metode ini, nilai p umumnya diambil 1 (untuk jarak Manhattan) atau 2 (untuk jarak Euclidean), seperti yang dinyatakan oleh Nishom (2019). Rumus untuk menghitung jarak Minkowski ditunjukkan dalam Pers. (3), di mana d adalah jarak antara dua titik x dan y , dengan x sebagai pusat kluster dan y sebagai data atribut. Indeks i menunjukkan setiap data individu, sedangkan n menunjukkan jumlah keseluruhan data. Nilai x_i merujuk pada koordinat data di pusat kluster ke- i , sementara y_i adalah koordinat data pada setiap data ke- i . Variabel p adalah parameter eksponen (*power*) yang menentukan jenis norma yang digunakan dalam perhitungan jarak. Metode ini sangat fleksibel karena dapat mencakup berbagai jenis metrik tergantung pada nilai p yang dipilih.

$$d(x, y) = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (3)$$

2.3 Analisis

Dalam analisis ini, ekstraksi fitur RGB digunakan untuk menggambarkan penerapan metode K-Nearest Neighbor dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah pisang. Evaluasi dilakukan melalui *confusion matrix*. True Positive (TP) mencerminkan data yang benar-benar positif dan berhasil diklasifikasikan sebagai positif oleh model, sementara False Positive (FP) mengacu pada data yang seharusnya negatif tetapi salah diklasifikasikan sebagai positif. False Negative (FN) menggambarkan data yang seharusnya positif tetapi salah diklasifikasikan sebagai negatif, dan True Negative (TN) adalah jumlah data yang benar-benar negatif dan berhasil diklasifikasikan sebagai negatif oleh metode yang digunakan Xu et al. (2020).

Melalui *confusion matrix*, akurasi dapat dihitung menggunakan rumus pada Pers. (4) (Rahayu et al., 2021). Pada analisis ini digunakan *confusion matrix* karena hanya mencari angka. Apabila ingin menampilkan informasi kinerja algoritma klasifikasi dalam bentuk grafik dapat digunakan Receiver Operating Characteristic (ROC). Kurva ROC dibuat berdasarkan nilai yang telah didapatkan dari perhitungan dengan *confusion matrix*, yaitu antara False Positive (FP) *rate* dan True Positive (TP) (Kristiawan & Widjaja, 2021).

$$Accuracy = \frac{TP}{Total\ Data} \times 100\% \quad (4)$$

2.4 Pengambilan Kesimpulan

Pada tahap ini, hasil analisis menggunakan ekstraksi fitur RGB dari citra buah pisang untuk menggambarkan implementasi metode K-Nearest Neighbor dalam identifikasi kematangan pisang akan digunakan untuk menarik kesimpulan. Kesimpulan akan didasarkan pada hasil



pengujian yang menggunakan *confusion matrix*. Selain itu, disarankan untuk mengevaluasi lebih lanjut algoritma klusterisasi dokumen sebagai rekomendasi penelitian lanjutan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini melibatkan tiga tingkat kematangan pisang, yaitu mentah, matang, dan busuk, menggunakan latar belakang yang sama. Data citra terdiri dari 195 citra, dengan masing-masing kelas memiliki 50 citra untuk data latih dan 15 untuk data uji. Citra-citra ini diambil secara langsung untuk merepresentasikan berbagai tingkat kematangan.

Dalam proses pengolahan citra ini menggunakan ekstraksi fitur RGB, kemudian citra-citra dari data yang telah dikumpulkan diekstraksi ke format RGB menggunakan *library* Python OpenCV. Sebelumnya, citra-citra tersebut dipotong pada bagian tengah dengan rasio 1:1. Selanjutnya, ekstraksi nilai RGB dilakukan dengan menghitung rata-rata nilai RGB untuk setiap piksel pada citra yang telah dipotong dengan kode pemrograman yang terdapat pada Gambar 3. Kemudian dari nilai RGB yang diekstraksi, dihasilkan fitur RGB dari data latih dan data uji yang dapat dilihat pada Tabel 1 sampai 3.

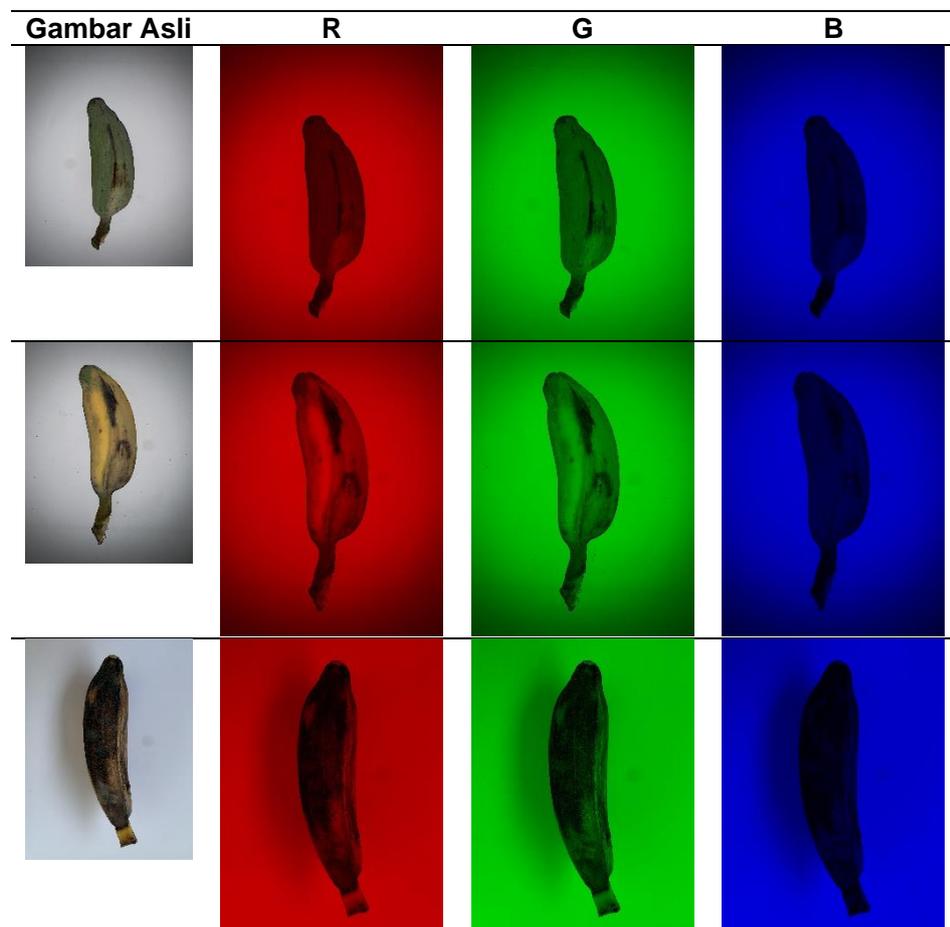
```
def proses_gambar(img_path):  
    # Baca gambar  
    image = cv2.imread(img_path)  
  
    # Dapatkan dimensi gambar (lebar dan tinggi)  
    height, width, _ = image.shape  
  
    # Tentukan ukuran gambar yang dipotong  
    new_width = 200 # Misalnya, 200 piksel  
    new_height = 200 # Misalnya, 200 piksel  
  
    # Hitung koordinat x dan y untuk memotong gambar di tengah  
    x = (width - new_width) // 2  
    y = (height - new_height) // 2  
  
    # Potong gambar  
    cropped_image = image[y:y+new_height, x:x+new_width]  
  
    # Ekstraksi komponen warna RGB  
    blue_channel = cropped_image[:, :, 0]  
    green_channel = cropped_image[:, :, 1]  
    red_channel = cropped_image[:, :, 2]  
  
    red = np.mean(red_channel)  
    green = np.mean(green_channel)  
    blue = np.mean(blue_channel)  
  
    # print(f'red={red}, green={green}, blue={blue}')  
  
    # Menghitung rata-rata komponen warna  
    average_blue = blue / 255  
    average_green = green / 255  
    average_red = red / 255  
  
    return [average_red, average_green, average_blue]
```

Gambar 3 Source Code Ekstraksi Fitur RGB



Selanjutnya pada tahap klasifikasi, digunakan algoritma K-Nearest Neighbor dengan berbagai nilai k , yaitu 10, 11, 12, 13, dan 14. Pada pemilihan nilai k ini diambil dari akar jumlah data uji untuk mendapatkan nilai k yang optimal. Penentuan nilai k ini juga mempengaruhi terhadap *overfitting* dan *underfitting* hasil klasifikasi. Nilai k yang kecil bisa menyebabkan *overfitting* dan nilai k yang besar bisa menyebabkan *underfitting*. Pengujian dilakukan dengan memproses data uji, melakukan ekstraksi fitur RGB, dan kemudian melakukan klasifikasi menggunakan K-Nearest Neighbor. Terdapat tiga metode pengukuran jarak yang digunakan, yaitu Euclidean, Minkowski, dan Manhattan. Hasil klasifikasi ini menjadi dasar untuk pengujian menggunakan *confusion matrix*. Evaluasi dilakukan dengan memeriksa nilai akurasi pada setiap metode jarak dan nilai k yang digunakan. Perhitungan akurasi digunakan untuk menilai tingkat kebenaran prediksi dan dihitung menggunakan persamaan yang relevan. Hasil akurasi dari klasifikasi menggunakan k dari 10 hingga 14 dan dengan tiga metode jarak yang berbeda ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 1 Ekstraksi RGB Citra



Tabel 2 Fitur RGB Data Latih

Citra	R	G	B	Kelas Aktual
1	0,16	0,12	0,07	Busuk
2	0,20	0,17	0,11	Busuk
3	0,19	0,16	0,10	Busuk
4	0,15	0,11	0,05	Busuk
5	0,39	0,29	0,12	Busuk
...
150	0,28	0,33	0,15	Mentah



Tabel 3 Fitur RGB Data Uji

CITRA	R	G	B
	0,16	0,13	0,10
	0,34	0,21	0,11
	0,47	0,42	0,37
	0,42	0,33	0,22
	0,27	0,22	0,18
...
	0,32	0,36	0,19

Tabel 4 Hasil Nilai Accuracy dengan 3 Metode Jarak

Metode	k=10	k=11	k=12	k=13	k=14
Euclidean	0,84	0,84	00,84	0,84	0,84
Minkowski	0,82	0,82	0,82	0,82	0,82
Manhattan	0,80	0,80	0,80	0,80	0,80



Perhitungan pada Tabel 4 dihitung menggunakan rumus pada Pers. (4). Pada perhitungan ini diambil dari seluruh jumlah data uji dari setiap kelas yaitu 15 data uji dan terdapat 3 kelas. Pada data uji memiliki seluruh jumlah nilai benar Euclidean 38, Minkowski 37, dan Manhattan 36. Jumlah seluruh data uji terdapat 45 data. Berikut contoh perhitungan nilai akurasi.

1) Euclidean $k=10$

$$accuracy = \frac{38}{45} \times 100\% = 84\%$$

2) Minkowski $k=10$

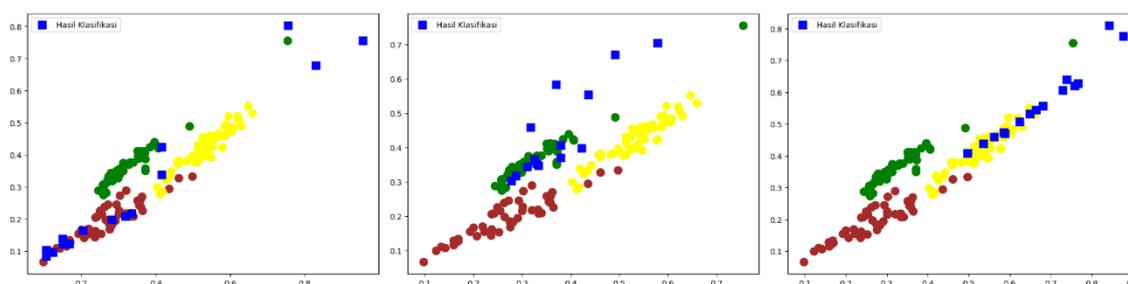
$$accuracy = \frac{37}{45} \times 100\% = 82\%$$

3) Manhattan $k=10$

$$accuracy = \frac{36}{45} \times 100\% = 80\%$$

Rata-rata nilai akurasi yang dihasilkan dari K-NN dengan metode jarak Euclidean, Minkowski, dan Manhattan masing-masing 84%, 82%, dan 80%. Dari nilai akurasi yang dihasilkan, berfungsi untuk mengukur seberapa baik metode K-Nearest Neighbor digunakan untuk mengklasifikasikan data pada identifikasi kematangan buah pisang. Dari nilai akurasi yang dihasilkan didapat K-NN dengan metode jarak Euclidean memiliki hasil akurasi yang lebih baik daripada Minkowski dan Manhattan dengan persentase 84%.

Visualisasi data persebaran digambarkan menggunakan *scatter diagram*. *Scatter diagram*, atau juga disebut sebagai diagram pencar, digunakan untuk menggambarkan hubungan atau korelasi antara dua faktor atau sebab dan akibat. Ketika kedua variabel tersebut saling berkaitan, titik-titik koordinat akan tersebar sepanjang garis atau kurva. Semakin kuat hubungan atau korelasi, semakin erat titik-titik tersebut berkumpul mendekati garis (Guntara, 2023). Visualisasi data persebaran pengklasifikasian menggunakan metode Euclidean dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4 Scatter Plot Persebaran Klasifikasi Busuk, Mentah, dan Matang

4. KESIMPULAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dalam mengidentifikasi kematangan buah pisang, dengan tiga tingkat kematangan yang berbeda, telah memberikan hasil yang memuaskan. Tiga metode jarak, yaitu Euclidean, Minkowski, dan Manhattan, digunakan untuk membandingkan tingkat akurasi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode Euclidean memiliki akurasi tertinggi, mencapai 84%, diikuti oleh Minkowski dengan 82%, dan Manhattan dengan 80%. Oleh karena itu, disimpulkan bahwa metode Euclidean dengan $k=10$ hingga 14 adalah yang paling akurat untuk penelitian ini. Meskipun kinerja metode K-NN dalam mengidentifikasi kematangan buah pisang terbukti baik, hasilnya sangat tergantung pada parameter yang dipilih dan tujuan identifikasi. Oleh karena itu, diperlukan



eksperimen lebih lanjut untuk memperoleh hasil yang optimal. Berdasarkan penelitian ini, beberapa saran untuk penelitian selanjutnya meliputi pengembangan dengan mempertimbangkan penggunaan metode lain atau metode terbaru, pemilihan jenis pisang yang beragam selain pisang kepok, penambahan fitur lain dalam analisis, serta peningkatan jumlah data latih dan data uji guna meningkatkan akurasi.

DAFTAR PUSTAKA

- Angreni, I. A., Adisasmita, S. A., Ramli, M. I., & Hamid, S. (2019). Pengaruh Nilai K Pada Metode K-Nearest Neighbor (KNN) Terhadap Tingkat Akurasi Identifikasi Kerusakan Jalan. *Rekayasa Sipil*, 7(2), 63. <https://doi.org/10.22441/jrs.2018.v07.i2.01>
- Arifki, H. H., & Barliana, M. I. (2018). Karakteristik dan Manfaat Tumbuhan Pisang di Indonesia : Review Artikel. *Farmaka*, 16(3), 196–203. <https://doi.org/10.24198/JF.V16I3.17605>
- Bere, G. A., Tamtjita, E. N., & Kusumaningrum, A. (2016). Klasifikasi Untuk Menentukan Tingkat Kematangan Buah Pisang Sunpride. *Conference SENATIK STT Adisutjipto Yogyakarta*, 2, 109–113. <https://doi.org/10.28989/senatik.v2i0.61>
- Fasnuari, H. A. D., Yuana, H., & Chulkamdi, M. T. (2022). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes Melitus. *Antivirus : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 16(2), 133–142. <https://doi.org/10.35457/antivirus.v16i2.2445>
- Guntara, R. G. (2023). Visualisasi Data Laporan Penjualan Toko Online Melalui Pendekatan Data Science Menggunakan Google Colab. *ULIL ALBAB : Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, 2(6), 2091–2100. <https://doi.org/10.56799/JIM.V2I6.1578>
- Kristiawan, K., & Widjaja, A. (2021). Perbandingan Algoritma Machine Learning dalam Menilai Sebuah Lokasi Toko Ritel. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(1), 35–46. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3182>
- Lestari, Z. D., Nafi'iyah, N., & Susilo, P. H. (2019). Sistem Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Ciri Warna HSV Menggunakan Metode K-NN. *Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi Dan Komunikasi (SENATIK)*, 2(1), 11–15. <https://prosiding.unipma.ac.id/index.php/SENATIK/article/view/880>
- Liantoni, F. (2016). Klasifikasi Daun Dengan Perbaikan Fitur Citra Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal ULTIMATICS*, 7(2), 98–104. <https://doi.org/10.31937/ti.v7i2.356>
- Liantoni, F., & Annisa, F. N. (2018). Fuzzy K-Nearest Neighbor pada Klasifikasi Kematangan Cabai Berdasarkan Fitur HSV Citra. *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)*, 3(2), 101–108. <https://doi.org/10.29100/jipi.v3i2.851>
- Limin, N. S., Sari, J. Y., & Purnama, I. P. N. (2019). Identifikasi Tingkat Kematangan Buah Pisang Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri Statistik Pada Warna Kulit Buah. *ULTIMATICS*, 10(2), 98–102. <https://doi.org/10.31937/ti.v10i2.1004>
- Nishom, M. (2019). Perbandingan Akurasi Euclidean Distance, Minkowski Distance, dan Manhattan Distance pada Algoritma K-Means Clustering berbasis Chi-Square. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 4(1), 20–24. <https://doi.org/10.30591/jpit.v4i1.1253>
- Rahayu, W. I., Prianto, C., & Novia, E. A. (2021). Perbandingan Algoritma K-Means dan Naïve Bayes untuk Memprediksi Prioritas Pembayaran Tagihan Rumah Sakit Berdasarkan Tingkat Kepentingan pada PT. Pertamina (Persero). *Jurnal Teknik Informatika*, 13(2), 1–8. <https://ejurnal.ulbi.ac.id/index.php/informatika/article/view/1383>
- Raysyah, S. R., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2021). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi Berdasarkan Deteksi Warna Menggunakan Metode KNN dan PCA. *JSil (Jurnal Sistem Informasi)*, 8(2), 88–95. <https://doi.org/10.30656/jsii.v8i2.3638>
- Sidiq, U., Choiri, Moh. M., & Mujahidin, A. (2019). *Metode Penelitian Kualitatif di Bidang Pendidikan* (A. Mujahidin, Ed.). CV. Nata Karya. <https://opac.perpusnas.go.id/DetailOpac.aspx?id=1257824>
- Siswanto, I., Utami, E., & Raharjo, S. (2020). Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Berdasarkan Warna dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor dan Nearest Mena Classifier. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 10(1), 93–101. <https://doi.org/10.35585/inspir.v10i1.2559>
- Stamou, G., Krinidis, M., Loutas, E., Nikolaidis, N., & Pitas, I. (2005). 2D and 3D Motion Tracking in Digital Video. In *Handbook of Image and Video Processing* (pp. 491–XVIII). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-012119792-6/50093-0>



- Wahyono, W., Trisna, I. N. P., Sariwening, S. L., Fajar, M., & Wijayanto, D. (2020). Comparison of distance measurement on k-nearest neighbour in textual data classification. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Komputer*, 8(1), 54–58. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.8.1.2020.54-58>
- Wijaya, N., & Ridwan, A. (2019). Klasifikasi Jenis Buah Apel dengan Metode K-Nearest Neighbors dengan Ekstraksi Fitur HSV dan LBP. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 8(1), 74–78. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v8i1.610>
- Xu, J., Zhang, Y., & Miao, D. (2020). Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view. *Information Sciences*, 507, 772–794. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.06.064>

