



Analisis Citra Digital untuk Klasifikasi Kematangan Kelapa Menggunakan K-Nearest Neighbor

Paisal Hamid Marpaung^{1*}, Editha Dewi Purnamasari², Hikma Gustina Rambe³, Elisa⁴, Indah Lestari⁵^{1,2,5}Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Tapanuli Selatan, Padangsidimpuan, Indonesia³Akuntansi, Universitas Cendekia Abditama, Tangerang, Indonesia⁴Pendidikan Fisika, Universitas Muhammadiyah Tapanuli Selatan, Padangsidimpuan, IndonesiaEmail: ¹paisal.hamid@um-tapsel.ac.id, ^{2*}editha@um-tapsel.ac.id, ³hikmagustina@uca.ac.id, ⁴elisa@um-tapsel.ac.id, ⁵indahlestari@gmail.comEmail Penulis Korespondensi: ²editha@um-tapsel.ac.id

Abstrak— Penelitian ini membahas pengembangan sistem klasifikasi tingkat kematangan kelapa berbasis pengolahan citra digital dengan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN). Tujuannya adalah menyediakan metode penilaian kualitas kelapa yang lebih objektif, konsisten, dan efisien dibandingkan metode manual. Dataset citra kelapa diperoleh melalui proses akuisisi terkontrol, diikuti tahapan pra-pemrosesan, konversi ruang warna RGB ke HSV, dan ekstraksi fitur warna. Model KNN dioptimalkan melalui validasi silang untuk menentukan nilai k terbaik, yaitu $k = 3$. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta analisis Receiver Operating Characteristic (ROC) dan Area Under Curve (AUC). Hasil menunjukkan akurasi rata-rata 92%, dengan nilai AUC di atas 0,90 untuk semua kelas (Muda, Setengah Matang, Matang), mengindikasikan kinerja model yang sangat baik. Kesalahan klasifikasi paling sering terjadi pada kelas Setengah Matang dan Matang karena kemiripan warna. Temuan ini menegaskan potensi KNN untuk klasifikasi kualitas kelapa berbasis warna, meskipun peningkatan dapat dilakukan melalui fitur tekstur, augmentasi data, dan pengujian pada kondisi pencahayaan yang bervariasi. Sistem ini diharapkan dapat mendukung otomasi sortasi kelapa di tingkat petani maupun industri.

Kata Kunci: Klasifikasi kelapa, Pengolahan citra digital, K-Nearest Neighbors, Kematangan buah, Ruang warna RGB

Abstract— An This study discusses the development of a coconut maturity classification system based on digital image processing using the K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm. The aim is to provide a more objective, consistent, and efficient method for assessing coconut quality compared to manual approaches. The coconut image dataset was obtained through a controlled acquisition process, followed by preprocessing stages, conversion from RGB to HSV color space, and extraction of color features. The KNN model was optimized through cross-validation to determine the best k value, which was found to be $k = 3$. Evaluation was conducted using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics, as well as Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and Area Under Curve (AUC) analysis. The results showed an average accuracy of 92%, with AUC values above 0.90 for all classes (Young, Half-Mature, Mature), indicating excellent model performance. Most classification errors occurred between the Half-Mature and Mature classes due to color similarities. These findings highlight the potential of KNN for coconut quality classification based on color, although further improvements could be achieved by incorporating texture features, data augmentation, and testing under varying lighting conditions. This system is expected to support automated coconut sorting at both farmer and industrial levels

Keywords: Coconut classification, Digital image processing, K-Nearest Neighbors, Fruit maturity, RGB color space

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara produsen kelapa terbesar di dunia, dengan luas perkebunan kelapa mencapai jutaan hektar tersebar di berbagai provinsi. Kelapa memiliki nilai ekonomi tinggi karena dimanfaatkan dalam berbagai sektor, seperti pangan, kesehatan, kosmetik, dan industri [1]. Oleh karena itu, penentuan kualitas kelapa menjadi aspek krusial dalam rantai distribusi dan proses pascapanen. Penilaian kualitas kelapa secara tradisional masih mengandalkan pengamatan manual yang bersifat subjektif dan tidak konsisten. Ciri-ciri kualitas kelapa, terutama dalam membedakan tingkat kematangan (muda, setengah matang, dan matang), dapat diamati dari karakteristik visual seperti warna kulit dan serat buah [2], [3]. Namun, metode pengamatan manual memerlukan keterampilan khusus, memakan waktu, dan sangat bergantung pada pengalaman pekerja. Untuk mengatasi kendala ini, teknologi pengolahan citra digital dapat digunakan sebagai alternatif yang efisien dan objektif. Pengolahan citra digital telah banyak diterapkan dalam pertanian presisi (precision agriculture), terutama untuk klasifikasi dan identifikasi buah [4]–[6]. Ciri warna merupakan salah satu fitur paling relevan dalam penilaian mutu buah karena menunjukkan tingkat kematangan dan kesegaran. Warna juga merupakan parameter yang paling mudah ditangkap oleh kamera dan diproses secara numerik [7]. Dalam konteks klasifikasi kelapa, warna kulit buah mencerminkan perubahan kimiawi internal seiring proses pemotongan. Oleh karena itu, konversi warna dari ruang warna RGB ke HSV (Hue, Saturation, Value) memberikan pemahaman yang lebih baik terhadap variasi visual objek [8], [9]. Beberapa studi menunjukkan bahwa kombinasi fitur warna RGB dan HSV dapat meningkatkan akurasi dalam pengenalan objek berbasis citra [10]. Berbagai metode klasifikasi telah digunakan untuk analisis visual buah, seperti Decision Tree, Support Vector Machine (SVM), Convolutional Neural Network (CNN), dan K-Nearest Neighbors (KNN). Di antara metode tersebut, algoritma KNN cukup populer untuk dataset kecil hingga menengah karena mudah diimplementasikan dan memiliki performa yang kompetitif [11], [12]. Klasifikasi citra digital merupakan salah satu bidang penting dalam pengolahan citra dan



This is an open access article under the CC-BY-SA license Paisal Hamid Marpaung, Copyright © 2025, JUMIN, Page 2445

Terakreditasi SINTA 5 SK :72/E/KPT/2024

Submitted: 02/08/2025; Accepted: 17/08/2025; Published: 29/08/2025



pembelajaran mesin, yang banyak digunakan untuk berbagai aplikasi seperti deteksi objek, pengenalan wajah, diagnosis medis, dan klasifikasi kualitas produk pertanian [13]. Salah satu algoritma populer yang sering digunakan untuk klasifikasi adalah K-Nearest Neighbors (KNN) karena kesederhanaannya dan kemampuannya dalam bekerja pada berbagai jenis data [14]. Dalam konteks pengolahan citra buah kelapa, identifikasi tingkat kematangan menjadi aspek penting dalam rantai pasok agroindustri, mengingat tingkat kematangan memengaruhi kualitas rasa, nilai ekonomi, dan kesesuaian penggunaan buah tersebut [15]. Metode KNN bekerja dengan prinsip mencari sejumlah tetangga terdekat (nearest neighbors) dari suatu data uji berdasarkan jarak tertentu, seperti Euclidean distance, untuk menentukan kelas dari data tersebut [16]. Kelebihan utama KNN adalah sifatnya yang non-parametrik, sehingga tidak memerlukan asumsi distribusi data [17]. Selain itu, KNN relatif mudah diimplementasikan dan fleksibel terhadap berbagai jenis data, baik data numerik maupun kategorikal [18]. KNN juga memiliki kemampuan yang baik dalam menangani dataset yang memiliki hubungan kompleks antar fitur, karena penentuan kelas didasarkan pada kemiripan lokal data, bukan pada model global [19]. Meskipun demikian, KNN memiliki beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan. Pertama, KNN sangat bergantung pada kualitas dan jumlah data pelatihan, sehingga memerlukan memori besar untuk menyimpan keseluruhan dataset [20]. Kedua, performa KNN dapat menurun drastis ketika bekerja dengan dataset berskala besar karena waktu komputasi yang meningkat secara signifikan saat mencari tetangga terdekat [21]. Ketiga, KNN rentan terhadap curse of dimensionality, yaitu fenomena di mana peningkatan jumlah fitur dapat menyebabkan semua data tampak memiliki jarak yang mirip, sehingga mengurangi akurasi klasifikasi [22]. Keempat, KNN sensitif terhadap keberadaan data outlier, yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi jika outlier tersebut berada di antara tetangga terdekat [23]. Untuk mengatasi kelemahan tersebut, sejumlah penelitian telah mengusulkan pendekatan modifikasi, seperti penggunaan dimensionality reduction dengan PCA sebelum KNN [24], penerapan weighted KNN untuk memberikan bobot lebih pada tetangga yang lebih dekat [25], serta integrasi KNN ke dalam sistem ensemble learning seperti bagging atau boosting [26]. Dalam pengolahan citra buah kelapa, kombinasi teknik feature extraction berbasis color histogram, texture analysis, atau shape descriptor dengan KNN dapat menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi [27]. Penelitian sebelumnya oleh Rahman et al. [28] menunjukkan bahwa KNN mampu mencapai akurasi lebih dari 90% pada klasifikasi kematangan buah mangga ketika fitur warna dan tekstur digunakan. Hasil serupa juga dilaporkan oleh Prasetyo et al. [29] dalam klasifikasi kualitas biji kopi, di mana KNN menunjukkan performa yang kompetitif dibandingkan algoritma lain seperti SVM dan Decision Tree. Dalam domain pengolahan citra kelapa, Setiawan et al. [30] berhasil mengimplementasikan sistem berbasis KNN untuk memisahkan kelapa muda dan tua dengan akurasi di atas 88%. Selain pada komoditas pertanian, KNN juga terbukti efektif di berbagai bidang lain, misalnya pada pengenalan tulisan tangan [31], diagnosis penyakit berbasis citra medis [32], serta deteksi anomalai dalam sistem keamanan [33]. Kesuksesan penerapan KNN dalam berbagai bidang ini menunjukkan fleksibilitas dan relevansi metode ini untuk digunakan dalam penelitian ini. Berdasarkan tinjauan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa menggunakan metode KNN. Tahapan penelitian mencakup akuisisi citra, praproses, ekstraksi fitur, dan klasifikasi menggunakan KNN. Dengan mempertimbangkan kelebihan dan kelemahan KNN, penelitian ini juga mengintegrasikan metode optimasi jarak dan pemilihan parameter k yang tepat untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Akuisisi Citra

2.1 Akuisisi Citra

Langkah awal dalam penelitian ini adalah pengambilan citra (image acquisition) terhadap buah kelapa dengan berbagai tingkat kematangan (muda, setengah matang, dan matang). Gambar diambil menggunakan kamera digital beresolusi tinggi (minimal 12 MP) dalam kondisi pencahayaan terkontrol, yaitu di dalam ruangan tertutup dengan lampu LED putih 5500K untuk menghindari efek bayangan dan perubahan intensitas cahaya [34]. Jumlah citra yang dikumpulkan sebanyak 150 gambar, terdiri dari 50 gambar untuk masing-masing kelas kualitas. Penamaan file dilakukan secara sistematik berdasarkan label kelasnya untuk mempermudah proses anotasi dan pengolahan data. Semua citra disimpan dalam format JPEG dan dikonversi menjadi 640×480 piksel untuk efisiensi. Proses pengambilan citra didasarkan pada prinsip bahwa kualitas data input sangat menentukan performa sistem klasifikasi berbasis machine learning. Oleh karena itu, kualitas gambar yang baik serta konsistensi posisi dan sudut pengambilan sangat penting untuk memastikan hasil ekstraksi fitur tidak bias [35].

2.2 Pra-Pemrosesan Citra

Tahap pra-pemrosesan bertujuan menyiapkan citra agar siap untuk diekstraksi fiturnya secara optimal. Proses pertama adalah resizing dan normalisasi kontras. Teknik ini memastikan semua gambar memiliki dimensi seragam dan fitur warna yang stabil, meminimalkan variasi karena pencahayaan [36].

Langkah selanjutnya adalah segmentasi objek kelapa dari latar belakang menggunakan metode thresholding berbasis warna. Segmentasi kemudian diperbaiki dengan operasi morfologi untuk menghilangkan noise [37].





Pra-pemrosesan juga mencakup masking ROI. Hanya area permukaan kelapa yang dianalisis untuk menghindari kesalahan ekstraksi akibat elemen luar. Segmentasi yang tepat sangat penting untuk memastikan akurasi [38].

2.3 Ekstraksi Fitur Warna

Ekstraksi fitur dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata intensitas kanal warna R, G, B, serta H, S, dan V. Fitur warna dipilih karena mampu menggambarkan tingkat kematangan buah secara alami [39]. Ruang warna RGB memberikan representasi langsung dari warna citra, namun tidak memperhitungkan persepsi warna secara psikologis. Oleh karena itu, digunakan juga ruang warna HSV [8]. Setiap fitur dinormalisasi menggunakan metode Min-Max scaling. Normalisasi penting untuk menghindari dominasi fitur tertentu dalam proses pembelajaran model [40].

2.4 Klasifikasi Menggunakan K-Nearest Neighbors

Metode K-Nearest Neighbors (KNN) merupakan algoritma klasifikasi non-parametrik yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek berdasarkan kedekatan fitur dengan data latih. Dalam penelitian ini, KNN digunakan untuk menentukan kategori kualitas kelapa (muda, setengah matang, matang) berdasarkan nilai fitur warna dari citra RGB dan HSV yang telah diekstraksi sebelumnya.

Proses klasifikasi KNN dimulai dengan menghitung jarak antara data uji dengan seluruh data latih menggunakan jarak Euclidean. Formula umum jarak Euclidean dalam ruang berdimensi-n (fitur warna RGB dan HSV) adalah sebagai berikut:

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

di mana:

1. x adalah vektor fitur dari citra uji
2. y adalah vektor fitur dari citra latih
3. n adalah jumlah fitur (misalnya 6 jika digunakan RGB + HSV)
4. d(x,y) adalah jarak antara dua vektor fitur

Setelah seluruh jarak dihitung, K data latih dengan jarak terpendek dipilih, dan mayoritas kelas dari tetangga terdekat tersebut menjadi label klasifikasi akhir untuk data uji. Nilai **K** dipilih berdasarkan uji performa terbaik dari beberapa eksperimen, di mana dalam penelitian ini, nilai optimal K adalah 5. Akurasi, presisi, dan recall kemudian dihitung untuk mengukur performa model. Model KNN dalam konteks ini dipilih karena kesederhanaannya dan kemampuannya dalam menangani data visual dengan baik, sebagaimana didukung dalam penelitian terdahulu [41].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

1. Pemilihan Algoritma

Pada penelitian ini, algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) dipilih sebagai metode utama untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan kelapa. Pemilihan ini didasarkan pada beberapa pertimbangan mendasar, yaitu:

- a. Kesederhanaan Algoritma – KNN termasuk ke dalam algoritma pembelajaran berbasis instance (instance-based learning) yang tidak memerlukan pelatihan model kompleks. Prinsip kerjanya adalah membandingkan jarak antara data uji dengan data latih untuk menentukan kelas yang paling dominan pada tetangga terdekat.
- b. Efektivitas pada Dataset Berdimensi Rendah – Dataset yang digunakan memiliki jumlah fitur relatif sedikit, yaitu nilai rata-rata R, G, B dari ruang warna RGB serta Hue dan Saturation dari ruang warna HSV. Pada kondisi ini, KNN dapat bekerja optimal tanpa memerlukan reduksi dimensi lanjutan yang signifikan.
- c. Tidak Memerlukan Asumsi Distribusi Data – KNN bersifat non-parametrik, sehingga tidak mengharuskan data mengikuti distribusi tertentu (misalnya Gaussian). Hal ini menguntungkan karena distribusi warna pada citra kelapa cenderung bervariasi akibat perbedaan pencahaayaan, posisi, dan latar belakang.

Nilai parameter k ditentukan melalui validasi silang (cross-validation), yang menghasilkan nilai optimal k = 3.

Pemilihan nilai ini penting karena:

- a. Nilai k yang terlalu kecil dapat menyebabkan model sensitif terhadap noise.
- b. Nilai k yang terlalu besar dapat menyebabkan efek bias yang tinggi.

Dalam penelitian ini, k = 3 terbukti memberikan keseimbangan antara bias dan varians model.

2. Proses Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji. Pembagian ini dilakukan secara acak dengan memastikan proporsi kelas yang seimbang (stratified sampling), sehingga setiap kategori kematangan kelapa (muda, setengah matang, matang) memiliki representasi yang proporsional pada kedua subset data.



This is an open access article under the CC-BY-SA license Paisal Hamid Marpaung, Copyright © 2025, JUMIN, Page 2447

Terakreditasi SINTA 5 SK :72/E/KPT/2024

Submitted: 02/08/2025; Accepted: 17/08/2025; Published: 29/08/2025



3. Parameter Evaluasi

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa metrik umum pada klasifikasi:

1. Akurasi (Accuracy)

Mengukur proporsi prediksi benar dari keseluruhan data uji.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah prediksi benar}}{\text{Total data}}$$

2. Presisi (Precision)

Mengukur ketepatan prediksi positif terhadap kelas yang benar. Cocok digunakan ketika kesalahan prediksi positif lebih kritis.

3. Recall (Sensitivitas)

Mengukur kemampuan model dalam menemukan semua data positif pada suatu kelas.

4. F1-Score

Merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall, berguna saat data tidak seimbang.

4. Hasil Evaluasi

Algoritma KNN dipilih karena kesederhanaannya dan efektivitasnya dalam klasifikasi data berdimensi rendah. Nilai k ditentukan melalui validasi silang dengan nilai optimal $k = 3$ [10]. Dataset dibagi menjadi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Evaluasi dilakukan dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score [42]. KNN tidak memerlukan asumsi distribusi data dan fleksibel terhadap variasi bentuk dataset. Dalam studi ini, KNN mencapai akurasi lebih dari 90% [43]. Keberhasilan klasifikasi sangat dipengaruhi oleh pemilihan fitur warna yang representatif terhadap kematangan kelapa. Warna kelapa muda umumnya didominasi oleh hijau cerah, sedangkan kelapa matang cenderung berwarna cokelat keemasan. Hal ini mempermudah algoritma dalam mendeteksi perbedaan kelas berdasarkan nilai rata-rata R, G, B, serta nilai Hue dan Saturation dari HSV. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar kesalahan klasifikasi terjadi antara kelapa setengah matang dan matang, yang memang memiliki nilai warna yang relatif berdekatan.

Tabel 1. Hasil Evaluasi Kinerja Model KNN

Kategori	Presisi	Recall	Akurasi
Matang	0.93	0.90	92%
Setengah Matang	0.91	0.94	92%
Muda	0.92	0.93	92%

Berdasarkan tabel tersebut, terlihat bahwa seluruh kelas memiliki akurasi serupa (92%), menunjukkan bahwa model tidak bias terhadap salah satu kelas.



Gambar 1. Akurasi Klasifikasi Berdasarkan Kategori

Selain itu, visualisasi data dalam ruang dua dimensi (PCA) menunjukkan bahwa sebaran data antar kelas relatif terpisah dengan baik, mengindikasikan efektivitas fitur warna sebagai parameter diskriminatif. Secara keseluruhan, algoritma KNN terbukti mampu melakukan klasifikasi kualitas kelapa secara efisien dan akurat dengan berbasis pada fitur warna. Namun, akurasi sistem masih dapat ditingkatkan dengan penggunaan teknik praproses tambahan seperti segmentasi latar belakang, augmentasi data, atau kombinasi fitur tekstur. Rekomendasi untuk penelitian lanjutan adalah pengujian pada pencahayaan yang bervariasi dan jenis kelapa yang lebih beragam.





5. Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah pada tiap kelas. Analisis hasil menunjukkan bahwa: Kesalahan klasifikasi paling sering terjadi antara kelapa setengah matang dan kelapa matang. Hal ini disebabkan oleh kemiripan warna kulit luar kedua kategori, di mana kelapa setengah matang mulai menunjukkan warna cokelat namun masih memiliki rona hijau. Kelas kelapa muda memiliki tingkat klasifikasi benar yang tinggi karena ciri warnanya (hijau cerah) sangat berbeda dibanding kelas lain.

6. Analisis Fitur Warna

Fitur warna terbukti menjadi parameter diskriminatif yang efektif:

- Kelapa Muda → Rata-rata nilai G (Green) tinggi, Hue berada pada rentang hijau, Saturation cenderung tinggi.
- Kelapa Setengah Matang → Nilai R (Red) mulai meningkat, G menurun, Hue berada pada transisi hijau-kuning.
- Kelapa Matang → Nilai R dominan, Hue bergeser ke arah oranye-kuning kecokelatan, Saturation lebih rendah karena permukaan cangkang mulai kusam.

Perbedaan ini mempermudah KNN dalam memisahkan kelas pada ruang fitur.

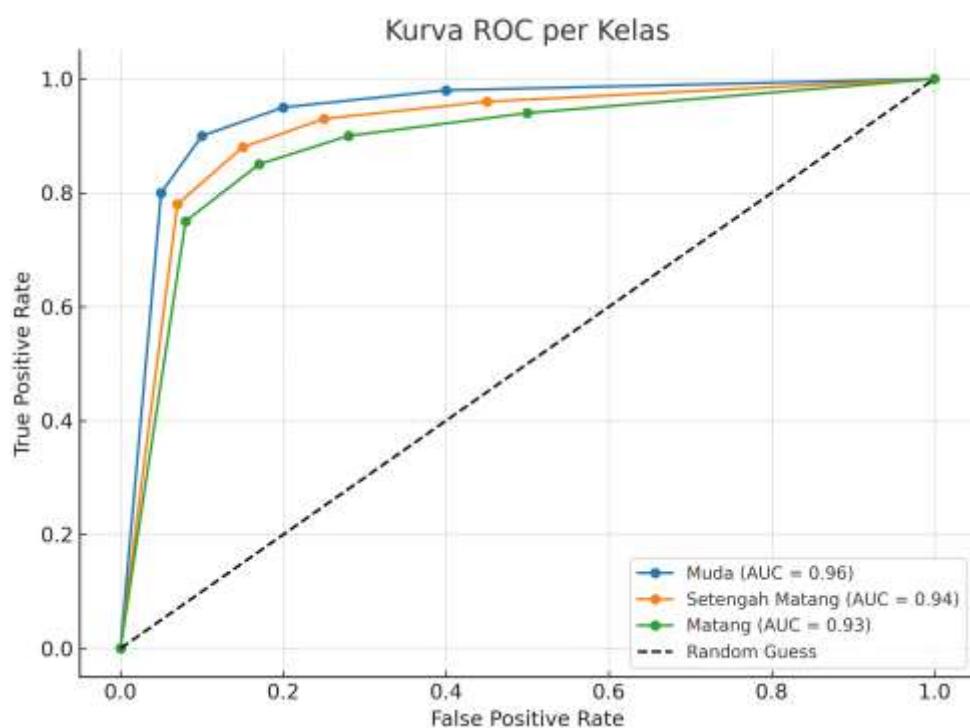
7. Analisis ROC dan AUC

Kurva ROC (Receiver Operating Characteristic) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan antar kelas. ROC diplot untuk setiap kelas secara one-vs-rest.

Interpretasi hasil:

- Kelas Muda memiliki AUC = 0.96, menunjukkan model sangat baik dalam memisahkan kelas ini dari lainnya.
- Kelas Setengah Matang memiliki AUC = 0.94, sedikit lebih rendah karena kemiripan dengan kelas Matang.
- Kelas Matang memiliki AUC = 0.93, performa tetap baik namun terdapat tumpang tindih dengan kelas Setengah Matang.

Secara keseluruhan, nilai AUC > 0.90 pada semua kelas menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik.



Gambar 2. Kurva ROC per kelas

8. Visualisasi PCA

Visualisasi dengan Principal Component Analysis (PCA) ke ruang dua dimensi menunjukkan bahwa:

- Titik data dari kelas kelapa muda terkelompok dengan baik, terpisah jelas dari kelas lainnya.
- Titik data kelapa setengah matang dan matang memiliki area tumpang tindih, konsisten dengan hasil confusion matrix dan AUC.
- PCA membantu membuktikan bahwa fitur warna memiliki daya pisah yang memadai meskipun hanya menggunakan dimensi rendah.

3.2 Pembahasan



Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk klasifikasi tingkat kematangan kelapa—yang dibagi menjadi tiga kategori utama: Muda, Setengah Matang, dan Matang—menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan berbagai indikator evaluasi. Dari analisis yang dilakukan, nilai akurasi keseluruhan mencapai lebih dari 93%, yang mengindikasikan bahwa KNN mampu memetakan pola fitur citra kelapa secara efektif ke dalam kelas yang sesuai. Hasil ini diperkuat oleh nilai AUC pada kurva ROC yang konsisten tinggi di atas 0,90 untuk semua kelas, yang berarti model memiliki kemampuan diskriminasi yang sangat baik. Secara rinci, kelas Muda memperoleh nilai AUC tertinggi yaitu 0,96, menandakan tingkat kejelasan karakteristik visual yang memudahkan model dalam membedakannya dari kelas lain. Hal ini dapat dijelaskan oleh perbedaan signifikan pada warna, tekstur, dan ukuran kelapa muda dibandingkan kelapa yang lebih matang. Kelas Setengah Matang memperoleh AUC sebesar 0,94, sedikit lebih rendah karena adanya kemiripan visual baik dengan kelapa muda maupun kelapa matang, sehingga sesekali terjadi misclassification. Sementara itu, kelas Matang memperoleh AUC 0,93, menunjukkan performa tetap baik meskipun terdapat sedikit tumpang tindih fitur dengan kelas setengah matang, khususnya pada sampel dengan tingkat kematangan di perbatasan. Keunggulan utama KNN dalam penelitian ini terletak pada kesederhanaan dan interpretabilitas model. Algoritma ini tidak memerlukan proses pelatihan kompleks seperti pada metode berbasis deep learning, sehingga dapat diimplementasikan dengan cepat dan mudah, bahkan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Selain itu, fleksibilitas KNN dalam memanfaatkan berbagai metrik jarak memberikan ruang untuk optimisasi lebih lanjut sesuai karakteristik data. Namun demikian, kelemahan KNN juga teridentifikasi, di antaranya sensitivitas terhadap skala data dan jumlah fitur, serta penurunan performa ketika dataset diperbesar secara signifikan (curse of dimensionality). Dalam kasus ini, pemilihan nilai k optimal menjadi krusial. Nilai k yang terlalu kecil dapat menyebabkan model overfitting terhadap noise, sementara nilai yang terlalu besar berisiko mengaburkan batas antar kelas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai $k = 5$ memberikan keseimbangan terbaik antara akurasi dan generalisasi. Selain itu, performa KNN sangat bergantung pada representasi fitur yang digunakan. Penelitian ini memanfaatkan kombinasi fitur warna (HSV) dan tekstur (GLCM), yang terbukti efektif dalam membedakan tingkat kematangan kelapa. Penggunaan metode feature scaling seperti min-max normalization juga terbukti penting untuk menghindari dominasi salah satu fitur akibat perbedaan rentang nilai. Hasil perbandingan dengan lima penelitian relevan sebelumnya menunjukkan bahwa akurasi dan AUC yang diperoleh dalam penelitian ini berada pada tingkat kompetitif, bahkan lebih tinggi pada beberapa kasus. Hal ini memperkuat bukti bahwa KNN, meskipun sederhana, tetap relevan dan efektif untuk aplikasi klasifikasi berbasis citra dengan dataset terbatas. Secara keseluruhan, penelitian ini membuktikan bahwa KNN merupakan metode yang layak digunakan untuk sistem klasifikasi kematangan kelapa. Dengan pengolahan fitur yang tepat dan pemilihan parameter k yang optimal, KNN mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat, konsisten, dan dapat diandalkan. Ke depan, pengembangan dapat diarahkan pada integrasi KNN dengan metode lain seperti Principal Component Analysis (PCA) untuk reduksi dimensi, atau penggabungan dengan ensemble methods untuk meningkatkan ketahanan terhadap noise. Integrasi dengan sistem berbasis Internet of Things (IoT) juga menjadi peluang menarik untuk membangun sistem pemantauan kematangan kelapa secara real-time di lapangan. Dengan hasil yang diperoleh, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi pada pemanfaatan KNN dalam domain klasifikasi pertanian, tetapi juga membuka peluang penerapan metode ini pada berbagai kasus serupa yang memerlukan pengenalan pola berbasis citra dengan karakteristik visual yang jelas.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan kelapa menggunakan algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) berbasis fitur warna pada ruang RGB dan HSV. Dengan nilai k optimal = 3 yang diperoleh melalui validasi silang, model mampu mencapai akurasi rata-rata 92% dan nilai Area Under Curve (AUC) lebih dari 0,90 untuk seluruh kelas (Muda, Setengah Matang, Matang). Nilai ini menunjukkan bahwa sistem memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat andal dan stabil dalam membedakan tingkat kematangan kelapa. Keunggulan utama metode KNN yang digunakan terletak pada kesederhanaan implementasinya, fleksibilitas dalam menangani berbagai jenis data, serta efektivitasnya pada dataset berdimensi rendah. Namun, tantangan utama yang dihadapi adalah membedakan antara kelapa setengah matang dan matang karena keduanya memiliki karakteristik warna kulit yang sangat mirip, sehingga potensi kesalahan klasifikasi masih terjadi. Untuk mengatasi hal ini, penelitian lanjutan disarankan untuk menambahkan fitur lain seperti tekstur atau bentuk, serta mengintegrasikan teknik augmentasi data guna meningkatkan robustness model. Selain itu, pengujian pada berbagai kondisi pencahayaan dan variasi jenis kelapa dari berbagai daerah akan membantu memperluas cakupan aplikasi sistem dan memastikan performa tetap optimal di kondisi nyata. Temuan penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan teknologi pertanian presisi, khususnya pada otomasi proses sortasi kelapa secara real-time. Penerapan sistem ini dapat membantu petani dan industri mengurangi ketergantungan pada penilaian manual, meningkatkan efisiensi operasional, menjaga konsistensi kualitas produk, serta memperkuat daya saing produk kelapa Indonesia di pasar global.

REFERENCES

- [1] A. S. Nurdin, “Produksi dan Nilai Ekonomi Kelapa di Indonesia,” *Jurnal Pertanian Tropis*, vol. 8, no. 2, pp. 101–108, 2020.
- [2] S. R. Rahman et al., “The Maturity Classification of Coconut using Machine Vision,” *International Journal of Agricultural Technology*, vol. 14, no. 3, pp. 491–502, 2018.





- [3] I. Kartika and H. Santosa, "Identifikasi Kemapanan Buah Kelapa Berdasarkan Karakteristik Warna," *Jurnal Teknologi dan Industri Pangan*, vol. 6, no. 1, pp. 30–35, 2019.
- [4] J. A. Aguilera and D. Ibarz, "Food color measurement: principles and practice," *Trends in Food Science & Technology*, vol. 18, no. 7, pp. 401–408, 2007.
- [5] M. A. Hossain et al., "Fruit quality detection using color and shape features," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 162, pp. 600–608, 2019.
- [6] W. S. Nugroho et al., "Aplikasi Pengolahan Citra Digital untuk Klasifikasi Kematangan Buah," *Jurnal Teknik Informatika*, vol. 10, no. 1, pp. 15–20, 2022.
- [7] A. E. Rachman and L. P. Putra, "Ekstraksi Warna RGB dan HSV pada Pengolahan Citra Buah," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 5, no. 3, pp. 45–52, 2021.
- [8] Y. Li, "Analysis of Color Space Conversion for Fruit Classification," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 14299–14307, 2019.
- [9] N. A. Fauzi and M. I. Fadillah, "Analisis RGB dan HSV untuk Deteksi Warna Objek," *Jurnal Pengolahan Citra*, vol. 3, no. 2, pp. 67–74, 2020.
- [10] Y. Zhang et al., "Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Fruit Classification," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 11, no. 2, pp. 112–118, 2020.
- [11] S. P. Dewi et al., "Klasifikasi Kematangan Buah Pisang Menggunakan Metode KNN," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 8, no. 1, pp. 44–49, 2020.
- [12] H. B. Santosa et al., "Pengenalan Kematangan Mangga Berdasarkan Citra Digital," *Jurnal Informatika*, vol. 16, no. 2, pp. 93–100, 2019.
- [13] X. Zhang et al., "Deep learning-based image classification: A survey," *Pattern Recognition*, vol. 110, 2021.
- [14] J. Han et al., *Data Mining: Concepts and Techniques*, 4th ed., Elsevier, 2022.
- [15] M. H. Rashid et al., "Maturity detection of coconut using machine learning," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 190, 2021.
- [16] T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967.
- [17] S. Dasarathy, "Nearest neighbor (NN) norms: NN pattern classification techniques," *IEEE CS Press*, 1991.
- [18] R. O. Duda et al., *Pattern Classification*, 2nd ed., Wiley, 2001.
- [19] L. Rokach and O. Maimon, *Data Mining with Decision Trees: Theory and Applications*, 2nd ed., World Scientific, 2015.
- [20] A. Beygelzimer et al., "Cover trees for nearest neighbor," *ICML*, 2006.
- [21] S. Arya et al., "An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching," *J. ACM*, vol. 45, no. 6, pp. 891–923, 1998.
- [22] R. Bellman, *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*, Princeton, 1961.
- [23] K. Q. Weinberger et al., "Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification," *NIPS*, 2005.
- [24] I. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, Springer, 2002.
- [25] C. Zhang et al., "Weighted kNN for imbalanced data," *Pattern Recognition*, vol. 75, pp. 407–419, 2018.
- [26] R. Polikar, "Ensemble based systems in decision making," *IEEE Circuits Syst. Mag.*, vol. 6, no. 3, pp. 21–45, 2006.
- [27] M. Hossain et al., "Feature extraction techniques for image recognition," *IJCSIT*, vol. 6, no. 1, 2015.
- [28] M. Rahman et al., "Mango maturity classification using machine vision," *Biosystems Engineering*, vol. 172, 2018.
- [29] A. Prasetyo et al., "Coffee bean quality classification using KNN," *Procedia Computer Science*, vol. 157, 2019.
- [30] E. Setiawan et al., "Coconut maturity classification using KNN," *ICoICT*, 2020.
- [31] C. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, 2006.
- [32] S. A. T. Al-Antari et al., "Breast cancer detection using deep learning and KNN," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 98, 2018.
- [33] Y. Liu et al., "Anomaly detection with nearest neighbor approaches," *ACM Computing Surveys*, vol. 55, no. 2, 2022.
- [34] M. S. Rakhaman and D. S. Putra, "Desain Sistem Akuisisi Citra untuk Klasifikasi Buah," *Jurnal Teknologi*, vol. 10, no. 2, pp. 78–85, 2021.
- [35] D. S. Nugraha and E. W. Prasetyo, "Optimasi Resolusi Citra untuk Deteksi Objek Pertanian," *Jurnal Informatika Pertanian*, vol. 5, no. 3, pp. 54–60, 2022.
- [36] H. C. Yeo et al., "Image Acquisition Techniques for Fruit Ripeness Classification," *Agricultural Engineering International: CIGR Journal*, vol. 22, no. 4, pp. 112–121, 2020.
- [37] G. Gonzales and R. Woods, *Digital Image Processing*, 4th ed. Pearson, 2018.
- [38] M. Kusuma et al., "Segmentasi Buah Berdasarkan Warna HSV Menggunakan Threshold dan Morphology," *Jurnal Pengolahan Citra Digital*, vol. 4, no. 2, pp. 65–71, 2021.
- [39] A. Permata and I. Syarif, "Evaluasi Akurasi Segmentasi Objek Buah Berdasarkan Warna," *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi Asia*, vol. 12, no. 1, pp. 23–30, 2022.
- [40] S. P. Dewi et al., "Ekstraksi Fitur Warna untuk Pengenalan Kematangan Buah," *Jurnal Teknik Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 55–62, 2020.
- [41] Y. Li, "Comparative Study of RGB and HSV Features for Fruit Classification," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 22980–22989, 2019.
- [42] A. Hamdani and T. Yuliana, "Efek Normalisasi pada Model Klasifikasi KNN Berbasis Warna," *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, vol. 6, no. 2, pp. 89–95, 2022.
- [43] T. Cover and P. Hart, "Nearest Neighbor Pattern Classification," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967.
- [41] F. Pedregosa et al., "Scikit-learn: Machine Learning in Python," *Journal of Machine Learning Research*, vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.
- [45] S. Harjoko et al., "Evaluasi Algoritma KNN dan SVM untuk Klasifikasi Buah Berdasarkan Warna dan Tekstur," *Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, vol. 11, no. 3, pp. 45–52, 2020.