



Evaluasi performansi klasifikasi kematangan buah sawit dengan metode jarak berdasarkan fitur warna HSV

Panji Kurniawan^{1*}, Helen Sastypratiwi², Niken Candraningrum³

^{1,2,3} Universitas Tanjungpura Pontianak, Indonesia

Email: ¹panjikurniawan095@student.untan.ac.id, ²helensastypratiwi@informatics.untan.ac.id,

³nikenc@informatika.untan.ac.id

Info Artikel :

Diterima :
20 Desember 2025
Disetujui :
12 Januari 2026
Dipublikasikan :
19 Februari 2026

ABSTRAK

Kelapa sawit merupakan komoditas perkebunan strategis yang berperan penting dalam perekonomian Indonesia. Penentuan tingkat kematangan buah kelapa sawit secara konvensional umumnya dilakukan dengan mengamati jumlah brondolan yang jatuh serta perubahan warna buah. Namun, metode ini memiliki kekurangan, antara lain bersifat subyektif dan berpotensi menurunkan kualitas serta kuantitas minyak karena brondolan jatuh sebelum dipanen. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem pendukung berbasis teknologi untuk mengidentifikasi kematangan buah secara lebih objektif dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kematangan buah kelapa sawit menggunakan teknik pengolahan citra digital berbasis fitur warna HSV. Proses dimulai dengan penentuan *Region of Interest* (ROI), konversi citra dari ruang warna RGB ke HSV, dan ekstraksi fitur dari komponen *Hue*, *Saturation*, dan *Value*. Fitur yang diperoleh diklasifikasikan menggunakan empat metode pengukuran jarak: *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, dan *Chebyshev*. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* dilakukan terhadap 45 citra latih dan 90 citra uji yang berasal dari data primer dan sekunder. Hasil menunjukkan bahwa metode *Manhattan* memberikan akurasi terbaik sebesar 97,77%, diikuti *Euclidean* dan *Minkowski* sebesar 93,33%, sedangkan *Chebyshev* menunjukkan akurasi terendah, yaitu 88,88%.

Kata kunci: Buah Sawit, *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, *Chebyshev*, HSV

ABSTRACT

Oil palm is a strategic plantation commodity that plays an important role in the Indonesian economy. Conventionally, the maturity level of oil palm fruit is determined by observing the number of fallen fruit bunches and changes in fruit color. However, this method has several drawbacks, including its subjective nature and the potential to reduce oil quality and quantity due to fruit bunches falling before harvest. Therefore, a technology-based support system is needed to identify fruit ripeness more objectively and efficiently. This study aims to develop a palm oil fruit ripeness classification system using digital image processing techniques based on HSV color features. The process begins with determining the Region of Interest (ROI), converting images from RGB to HSV color space, and extracting features from the Hue, Saturation, and Value components. The obtained features are classified using four distance measurement methods: Euclidean, Manhattan, Minkowski, and Chebyshev. Evaluation using a confusion matrix is performed on 45 training images and 90 test images derived from primary and secondary data. The results show that the Manhattan method provides the best accuracy of 97.77%, followed by Euclidean and Minkowski at 93.33%, while Chebyshev shows the lowest accuracy of 88.88%.

Keywords: Oil Palm Fruit, *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, *Chebyshev*, HSV



©2026 Panji Kurniawan, Helen Sastypratiwi, Niken Candraningrum. Diterbitkan oleh Arka Institute. Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi Creative Commons Attribution NonCommercial 4.0 International License.
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)

PENDAHULUAN

Kelapa sawit merupakan salah satu komoditas hasil perkebunan yang mempunyai peranan penting dalam perekonomian Indonesia. Kelapa sawit sendiri menyandang status sebagai tanaman penghasil minyak nabati tertinggi. Sifatnya yang tahan oksidasi dengan tekanan tinggi dan kemampuannya melarutkan bahan kimia yang tidak larut oleh bahan pelarut lainnya, serta daya melapis yang tinggi membuat minyak kelapa sawit dapat digunakan untuk beragam peruntukan, diantaranya yaitu untuk minyak masak, minyak industri, maupun bahan bakar (biodiesel) (Kementerian Perindustrian Republik Indonesia, 2021). Hasil panen utama dari tanaman kelapa sawit adalah buah kelapa sawit yang disebut tandan buah segar (TBS) dan brondolan. Memanen kelapa sawit merupakan salah satu kegiatan yang penting pada pengelolaan tanaman kelapa sawit, keberhasilan panen akan menunjang pencapaian produktivitas optimal, sebaliknya kegagalan panen akan menghambatnya.

Panen memerlukan teknik tertentu agar mendapatkan hasil panen yang berkualitas (Madya, 2014). Penentuan tingkat kematangan buah kelapa sawit secara umum ditentukan berdasarkan jumlah brondolan dan warna (Fauzi et al., 2012). Teknik seperti ini mempunyai beberapa kelemahan seperti kuantitas minyak yang akan berkurang bila banyak buah yang jatuh dari tandannya dan penilaian warna buah yang bersifat subyektif (Salambue & Shiddiq, 2019).

Citra adalah suatu gambaran atau kemiripan dari suatu objek. Citra analog tidak dapat direpresentasikan dalam komputer, sehingga tidak bisa diproses oleh komputer secara langsung. Tentu agar bisa diproses di komputer, citra analog harus dikonversi menjadi citra digital. Citra digital adalah citra yang dapat diolah oleh komputer. Sedangkan citra yang dihasilkan dari peralatan digital (citra digital) langsung bisa diolah oleh komputer. Hal ini karena di dalam peralatan digital terdapat sistem sampling dan kuantisasi. Sedangkan peralatan analog tidak dilengkapi kedua sistem tersebut. Sistem sampling adalah sistem yang mengubah citra kontinu menjadi citra digital dengan cara membagi citra analog menjadi M baris dan N kolom, sehingga menjadi citra diskrit. Semakin besar nilai M dan N, semakin halus citra digital yang dihasilkan. Pertemuan antara baris dan kolom disebut piksel. Sistem kuantisasi adalah sistem yang melakukan perubahan intensitas analog ke intensitas diskrit, sehingga dengan proses ini dimungkinkan untuk membuat gradasi warna sesuai dengan kebutuhan (Andono & Sutojo, 2018).

Citra digital umumnya berbentuk persegi panjang dengan dimensi tinggi x lebar (N x M). N menyatakan jumlah baris sedangkan M menyatakan jumlah kolom pada matrik citra. Masing-masing elemen dari larik matriks disebut elemen citra, elemen gambar, piksel atau pel. Resolusi citra menyatakan jumlah baris atau kolom elemen citra (piksel) per satuan pengukuran, misalnya dot per *inch* (DPI) yaitu menyatakan banyak piksel setiap jarak satu *confusion matrix*. Resolusi citra berbanding lurus dengan detail suatu citra yaitu semakin tinggi resolusi citra semakin tinggi juga detail suatu citra (Sulistiyanti et al., 2016).

Pengolahan citra digital adalah sebuah disiplin ilmu yang mempelajari hal-hal yang berkaitan dengan perbaikan kualitas gambar (peningkatan kontras, transformasi warna, restorasi citra), transformasi gambar (rotasi, translasi, skala, transformasi geometrik), melakukan pemilihan citra ciri (*feature images*) yang optimal untuk tujuan analisis, melakukan proses penarikan informasi atau deskripsi objek atau pengenalan objek yang terkandung pada citra, melakukan kompresi atau reduksi data untuk tujuan penyimpanan data, transmisi data, dan waktu proses data. Input dari pengolahan citra adalah citra, sedangkan outputnya adalah citra hasil pengolahan (Sutojo et al., 2009). Pengolahan citra digital telah banyak diterapkan untuk memudahkan pekerjaan manusia termasuk dalam deteksi kematangan tanaman. Pengolahan citra merupakan cara yang efektif dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah sawit. Permasalahan diatas mendorong dilakukannya penelitian oleh Paredes & Irwansyah (2023), yaitu memprediksi kematangan buah sawit dengan memanfaatkan nilai fitur warna HSV kemudian diklasifikasikan dengan metode perhitungan jarak Canberra dan mendapatkan akurasi sebesar 96,67%. Dari penelitian tersebut, penulis mencoba untuk melanjutkan penelitian dengan melakukan penambahan data citra dengan menggunakan sistem yang serupa namun dengan penerapan beberapa metode perhitungan jarak yang berbeda.

OpenCV merupakan pustaka berbasis "*Open Source*" yang mengandung lebih dari 500 fungsi yang ditujukan untuk menangani visi komputer. Perangkat lunak ini dirilis dengan lisensi BSD dan dapat digunakan untuk kepentingan bisnis maupun komersial. *Platform* yang didukung mencakup Windows, Linux, Mac OS, IOS, dan Android. Nama OpenCV berasal dari "*Open Source Computer Vision*". OpenCV dibangun dengan menggunakan bahasa C. Walaupun demikian, dimungkinkan untuk menggunakan bahasa Python sebagai antarmuka untuk mengakses pustaka OpenCV (Kadir, 2019).

Open Computer Vision (OpenCV) merupakan *library open source* yang tujuannya dikhususkan untuk melakukan pengolahan citra. Maksudnya adalah agar komputer mempunyai kemampuan yang mirip dengan cara pengolahan visual pada manusia. OpenCV telah menyediakan banyak algoritma visi komputer dasar. OpenCV juga menyediakan modul pendeteksian objek yang menggunakan metode computer vision (Zulkhaidi et al., 2020).

Region of Interest adalah daerah yang akan difokuskan untuk dilakukan proses. Proses ini dilakukan untuk mengurangi atau menfokuskan area yang akan diproses oleh sistem. Proses menentukan ROI juga bisa dikatakan dengan istilah *crop* atau pemotongan gambar (Chanda & Majumder, 2011). Dengan kata lain *Region of Interest* merupakan proses segmentasi citra yang bertujuan mempermudah system dalam melakukan analisis pada objek yang diamati. Salah satu cara

melakukan *Region of Interest* adalah dengan menggunakan teknik *imrect* (persegi) yaitu melakukan *crop* pada gambar citra sesuai dengan wilayah citra yang jadi sasaran berdasarkan dengan koordinat (X, Y) (Goenawan et al., 2022).

HSV (*Hue Saturation Value*) merupakan warna yang terdiri dari tiga warna utama yaitu *Hue*, *Saturation*, dan *Value* (atau disebut juga *brighness*). *Hue* merupakan dengan sudut dari 0 sampai 360 derajat, biasanya 0 adalah merah, 60 derajat adalah kuning, 120 derajat adalah hijau, 180 derajat adalah cyan, 240 derajat adalah biru, dan 300 derajat adalah warna magenta. *Hue* menunjukkan jenis warna atau corak warna yaitu tempat warna tersebut ditemukan dalam spektrum warna. *Saturation* dari suatu warna adalah ukuran seberapa besar kemurnian dari warna tersebut. *Value* atau disebut juga *intensity* yaitu ukuran seberapa besar kecerahan dari suatu warna atau seberapa besar cahaya datang dari suatu warna. *Value* dapat bernilai dari 0-100% (Putra, 2010).

Ruang warna HSV merupakan ruang warna yang diekspresikan sebagai kombinasi non-linear dari RGB. *Hue* mengacu pada properti warna merah menuju hijau, *Saturation* mengacu pada properti warna dari merah ke merah muda, sedangkan *Value* yang merupakan intensitas cahaya mengacu pada warna hitam ke putih (Kakumanu et al., 2007).

Metode perhitungan jarak merupakan metode yang digunakan untuk mengukur kesamaan dan kedekatan antara dua titik data. Penelitian Hafidh (2019), melakukan perbandingan pada metode Canberra, *Euclidean* dan *Manhattan* pada objek dipstik urine dengan mengambil nilai fitur warna HSV kemudian didapatkan bahwa metode Canberra memperoleh nilai akurasi terbaik dibanding metode *Euclidean* dan *Manhattan*. Penelitian Nasir et al. (2017), melakukan Uji coba temu kembali dilakukan pada dataset citra Batik dan Songket menggunakan fitur warna HSV. Pada uji coba digunakan jarak *Euclidean*, *Minkowski*, *Manhattan*, Bray Curtis, dan *Chebyshev*. Pada dataset Batik penggunaan jarak *Manhattan* dan Bray Curtis memiliki perfoma terbaik dengan rata-rata recall 98,7% sedangkan pada dataset Songket penggunaan jarak *Chebyshev* memiliki perfoma terbaik dengan rata-rata recall 96%. Berbeda halnya ditemukan dalam penelitian Ginjar (2019), bahwa metode *Euclidean*, *Manhattan* dan *Minkowski* mendapatkan nilai akurasi terbaik yang sama besarnya yaitu sebesar 97% dalam mengklasifikasikan jenis cacat biji kopi berdasarkan nilai fitur HSV.

Penelitian yang dilakukan sudah membandingkan metode perhitungan jarak dengan mengambil nilai HSV namun dengan objek analisis yang berbeda. Ditemukan bahwa setiap metode jarak memiliki performa yang sama baiknya bergantung pada dataset yang dianalisis. Dengan demikian penerapan metode perhitungan jarak dalam klasifikasi kematangan buah sawit berdasarkan nilai HSV mungkin juga akan memberikan performa yang berbeda pada setiap metode. Penerapan metode perhitungan jarak tentunya memberikan pengaruh yang cukup besar pada tingkat keakuratan dari sistem. Maka dari itu diperlukan adanya pengujian ilmiah untuk mengukur nilai performansi dari metode perhitungan jarak.

Dari uraian diatas serta beberapa penelitian sejenis yang sudah dilakukan, penulis bermaksud untuk melakukan pengujian akurasi dari metode perhitungan jarak yaitu metode *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* dan *Chebyshev* dalam mengklasifikasikan kematangan buah sawit dengan mengambil nilai fitur warna HSV (*Hue*, *Saturation*, *Value*). Pengujian akurasi ini bertujuan agar didapatkan tingkat keakuratan dari metode-metode tersebut serta didapatkan metode dengan akurasi terbaik. Selain itu, hasil dari pengujian ini diharapkan dapat membantu penelitian sejenis yang akan datang dalam menentukan metode perhitungan jarak yang akan digunakan. Beberapa pengujian yang digunakan untuk mengukur performansi metode perhitungan jarak antara lain yaitu pengukuran Akurasi, *Precision* (*Positive Predictive Value*), *Recall*, *Specificity*, *Negative Predictive Value (NPV)* dan *F1-Score*.

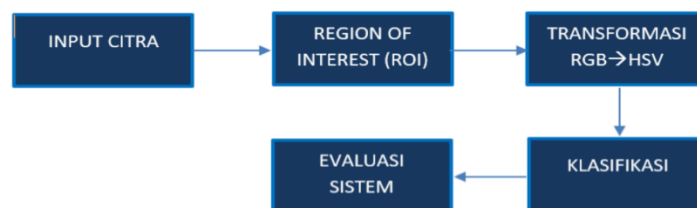
METODE PENELITIAN

Jenis penelitian ini bersifat kuantitatif dan menggunakan pendekatan eksperimen (eksperimental) dan komparatif. Ini disebabkan oleh fakta bahwa penelitian ini melakukan pengujian dan perbandingan kinerja berbagai teknik perhitungan jarak untuk mengklasifikasikan kematangan buah sawit berdasarkan data gambar. Data gambar dalam penelitian ini dikumpulkan dari dua sumber, yaitu data sekunder yang diperoleh dari penelitian Paredes & Irwansyah (2023) serta data primer yang diperoleh melalui observasi dan pengambilan gambar langsung di kebun sawit dengan menggunakan alat dan metode yang sama. Data gambar primer dikumpulkan dari 2 (dua) buah tandan kelapa sawit yang diamati selama 15 hari. Tandan yang pilih disesuaikan dengan kriteria sampling dan ditetapkan untuk tidak diganti selama proses pengamatan. Setiap hari, dari setiap tandan buah diambil 3 (tiga) butir buah sawit sehingga di peroleh 6 (enam) butir buah sawit setiap hari. Dengan cara ini total citra buah

sawit yang diperoleh selama 15 hari adalah sebanyak 90 (sembilan puluh) citra buah sawit. Pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera *smartphone* Samsung A5, ISO diatur diangka 100 dengan ketajaman 4,7 Megapiksel dengan alat bantu kotak akuisisi untuk menjaga pencahayaan saat pengambilan citra.

Teknik pengambilan sampel yang digunakan dalam penelitian ini adalah teknik *purposive sampling*, yaitu metode pemilihan sampel secara sengaja berdasarkan pertimbangan tertentu yang sesuai dengan tujuan penelitian. Penelitian ini dibangun berdasarkan penelitian sebelumnya, sehingga metode ini dipilih. Namun, teknik sampling yang digunakan tidak dijelaskan secara rinci. Pemilihan dua tandan kelapa sawit dilakukan secara *purposive*. Kondisi fisik buah harus baik, bebas dari kerusakan atau pembusukan, berada di tempat yang mudah dijangkau sehingga mudah diambil, dan tingkat kematangan awal yang umum, sehingga perubahan warna menunjukkan proses pematangan alami dari mentah hingga matang secara bertahap. Dengan pendekatan *purposive sampling*, peneliti dapat memastikan bahwa tandan buah sawit dipilih dengan baik dan tepat serta dapat mewakili populasi yang ada pada kebun kelapa sawit.

Penelitian yang dilakukan terdiri dari beberapa tahapan dimulai dari tahap persiapan, pengumpulan data, proses analisis dan evaluasi. Empat metode perhitungan jarak, *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, dan *Chebyshev*, digunakan untuk menganalisis sistem dalam penelitian ini. Metode-metode ini digunakan menggunakan bahasa pemrograman Python. Fokus penelitian adalah proses pengolahan gambar dan analisis sistem klasifikasi. Tahapan-tahap ini termasuk menentukan "*Region of Interest*" (ROI) pada gambar target, mengubah gambar dari ruang warna RGB ke HSV, mengekstrak nilai warna dan membuat basis pengetahuan, dan melakukan proses klasifikasi tingkat kematangan buah sawit. Adapun tahapan *image processing* dan analisis sistem klasifikasi dapat dilihat pada diagram alir sistem sebagaimana gambar 1. sebagai berikut:





Gambar 1. Diagram Alir Sistem


HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil *Image processing* dan Pembentukan Basis Pengetahuan

Hasil pengolahan citra (*Image processing*) yaitu berupa citra ROI dan nilai rerata HSV dari data latih maupun data uji disajikan secara lengkap pada bagian lampiran. Adapun untuk hasil lengkap dari citra ROI beserta ekstraksi fitur warna dari data latih dapat dilihat pada Lampiran C. Sedangkan untuk hasil lengkap dari citra ROI beserta ekstraksi fitur warna data uji dapat dilihat pada Lampiran D. Untuk memberikan gambaran terhadap citra ROI dan hasil ekstraksi fitur warna citra, berikut ditampilkan sebagian data berupa 3 (tiga) *file* pertama dan 3 (tiga) *file* terakhir dari citra ROI dan ekstraksi fitur citra latih dan citra uji yang dapat dilihat pada Tabel 1 hingga Tabel 4.


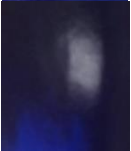

Tabel 1 Representasi Citra ROI dan Ekstraksi fitur Data Latih - Bagian Awal
Sebagian Citra ROI dan Ekstraksi fitur data latih dari tiga *file* pertama dalam dataset.

No	NamaFile	Citra ROI	h	s	v	Kematangan
1	01 (3).jpg		53.3290	51.0139	59.89794	mentah
2	02 (2).jpg		81.5209	115.3659	100.0806	mentah

No	NamaFile	Citra ROI	h	s	v	Kematangan
3	03 (2).jpg		60.0638	44.86685	61.02124	mentah




Tabel 1 menunjukkan representasi ROI dan ekstraksi fitur warna pada data latih, yang diambil dari tiga gambar awal dalam dataset penelitian. Tabel ini menampilkan satu citra buah sawit yang telah melalui proses pemotongan ROI untuk memfokuskan analisis pada area buah. Selanjutnya, nilai fitur warna *Hue* (h), *Saturation* (s), dan *Value* (v) diekstraksi dari ruang warna HSV dan digunakan sebagai parameter numerik untuk menunjukkan karakteristik warna buah sawit. Label kelas yang diberikan pada masing-masing gambar ditampilkan dalam kolom "Kematangan", yang pada bagian awal dataset ini seluruhnya dikategorikan sebagai mentah. Tabel ini memberikan gambaran awal tentang bentuk data latih yang digunakan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah sawit.

Tabel 2 Representasi Citra ROI dan Ekstraksi fitur Data Latih - Bagian Akhir
Sebagian Citra ROI dan Ekstraksi fitur data latih dari tiga *file* terakhir dalam dataset.

No	NamaFile	Citra ROI	h	s	v	Kematangan
43	14_2 (1).jpg		123.9538	103.2675	70.62839	matang
44	15_1 (1).jpg		123.3011	119.4335	68.40974	matang
45	15_2 (2).jpg		124.0506	102.092	59.98631	matang



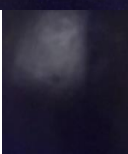
Tabel 2 menunjukkan representasi hasil "*Region of Interest*" (ROI) dan ekstraksi fitur warna pada data latih bagian akhir, yang berasal dari tiga gambar terakhir dalam dataset penelitian. Proses penentuan ROI digunakan pada setiap gambar untuk memfokuskan area analisis pada buah sawit. Selanjutnya, fitur warna diekstraksi dari ruang warna HSV, yang mengandung nilai *Hue* (h), *Saturation* (s), dan *Value* (v). Nilai-nilai tersebut menunjukkan karakteristik warna buah sawit pada tingkat kematangan mereka yang paling akhir. Setiap gambar memiliki label kelas yang ditampilkan dalam kolom "Kematangan", dan pada bagian akhir dataset ini, semuanya dikategorikan sebagai matang. Tabel ini menunjukkan perbedaan nilai HSV dalam karakteristik buah sawit mentah dan matang. Ini juga menunjukkan perbedaan dalam fitur warna yang digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah sawit.

Tabel 3 Representasi Citra ROI dan Ekstraksi fitur Data Uji - Bagian Awal
Sebagian Citra ROI dan Ekstraksi fitur data Uji dari tiga file pertama dalam dataset.

No	NamaFile	Citra ROI	h	s	v	Kematangan
1	01 (1).jpg		78.60192	119.2306	108.0921	mentah
2	01 (2).jpg		62.94467	95.95899	81.38026	mentah
3	02 (1).jpg		65.79115	86.95823	89.44883	mentah

Tabel 3 menunjukkan representasi hasil *Region of Interest* (ROI) dan ekstraksi fitur warna pada data uji bagian awal, yang berasal dari tiga gambar awal dalam dataset pengujian. Proses penentuan ROI digunakan pada setiap gambar buah sawit untuk memfokuskan area analisis pada objek buah. Selanjutnya, nilai fitur warnanya diambil dari ruang warna HSV yang terdiri dari *Hue* (h), *Saturation* (s), dan *Value* (v). Nilai-nilai ini digunakan sebagai input untuk pengujian sistem klasifikasi. Label kelas aktual untuk setiap gambar ditampilkan dalam kolom kematangan, yang pada bagian awal data uji ini seluruhnya dikategorikan sebagai mentah. Tabel ini menunjukkan karakteristik data uji yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja metode klasifikasi yang digunakan.

Tabel 4 Representasi Citra ROI dan Ekstraksi fitur Data Uji - Bagian Akhir
Sebagian Citra ROI dan Ekstraksi fitur data Uji dari tiga file terakhir dalam dataset.

No	NamaFile	Citra ROI	h	s	v	Kematangan
88	15_1 (3).jpg		121.1755	145.4459	99.45017	matang
89	15_2 (1).jpg		126.2465	100.6753	50.02283	matang
90	15_2 (3).jpg		126.5927	98.7020	51.63857	matang

Tabel 4 menunjukkan representasi hasil *Region of Interest* (ROI) dan ekstraksi fitur warna pada data uji bagian akhir, yang berasal dari tiga gambar terakhir dalam dataset pengujian. Proses penentuan ROI digunakan pada setiap gambar buah sawit untuk memfokuskan area analisis pada objek buah. Setelah itu, fitur warna diekstraksi ke dalam ruang warna HSV, yang mengandung nilai *Hue* (h), *Saturation* (s), dan *Value* (v). Untuk menilai sistem klasifikasi, nilai-nilai ini dimasukkan. Label kelas aktual untuk setiap gambar ditampilkan dalam kolom kematangan, dan pada bagian akhir data uji ini, semua gambar dikategorikan sebagai matang.

Klasifikasi

Klasifikasi dilakukan dengan membandingkan atau menghitung nilai jarak setiap citra uji terhadap citra latih (basis pengetahuan) berdasarkan nilai HSV menggunakan 4 (empat) metode jarak yaitu, *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* (dengan nilai parameter $p = 1,5$) dan *Chebyshev*. Jarak terdekat atau nilai terkecil dari proses perhitungan antara citra uji dengan citra latih maka dapat mengklasifikasikan citra uji tersebut ke dalam satu kelas dengan citra latih tersebut. Pada sistem aplikasi, citra sawit yang di input sebagai citra uji diklasifikasikan dengan metode jarak yang dipilih. Nilai rerata (mean) dari *Hue*, *Saturation* dan *Value* yang didapatkan dari citra uji dibandingkan dengan nilai data citra latih (Basis Pengetahuan) yang telah disimpan pada *file CSV* dengan menggunakan metode jarak yang dipilih. Setelah dilakukan perbandingan antara citra uji dan data latih dengan menggunakan metode perhitungan jarak, maka selanjutnya aplikasi memberikan output hasil klasifikasi berupa tingkat kematangan dari buah sawit yang diujikan.

Euclidean Distance

Metode *Euclidean Distance* menghitung jarak lurus antara dua titik dalam ruang fitur HSV. Rumus perhitungannya sebagai berikut:

$$d(x, y) = \sqrt{(H_x - H_y)^2 + (S_x - S_y)^2 + (V_x - V_y)^2}$$

Contoh 1: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "01 (3).jpg"

$$d = \sqrt{(53.3290 - 78.6019)^2 + (51.0139 - 119.2306)^2 + (59.89794 - 108.0921)^2}$$

$$d = \sqrt{638.7194 + 4653.5181 + 2322.6770} = 87.2634$$

Contoh 2: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "02 (2).jpg"

$$d = \sqrt{(81.5209 - 78.6019)^2 + (115.3659 - 119.2306)^2 + (100.0806 - 108.0921)^2}$$

$$d = \sqrt{8.5205 + 14.9359 + 64.1841} = 9.3616$$

Manhattan Distance

Metode *Manhattan Distance* menghitung jumlah total selisih absolut antara setiap komponen HSV. Rumus perhitungannya sebagai berikut:

$$d(x, y) = |H_x - H_y| + |S_x - S_y| + |V_x - V_y|$$

Contoh 1: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "01 (3).jpg"

$$d = |53.3290 - 78.6019| + |51.0139 - 119.2306| + |59.89794 - 108.0921|$$

$$d = 25.2729 + 68.2167 + 48.1941 = 141.681$$

Contoh 2: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "02 (2).jpg"

$$d = |81.5209 - 78.6019| + |115.3659 - 119.2306| + |100.0806 - 108.0921|$$

$$d = 2.919 + 3.8647 + 8.0115 = 14.7952$$

Minkowski Distance

Metode *Minkowski Distance* menggunakan parameter p untuk mengatur sensitivitas terhadap perbedaan antar komponen fitur. Pada penelitian ini digunakan parameter ($p = 1,5$). Rumus perhitungannya sebagai berikut:

$$d(x, y) = (|H_x - H_y|^p + |S_x - S_y|^p + |V_x - V_y|^p)^{\frac{1}{p}}$$

Contoh 1: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "01 (3).jpg"

$$d = (|53.3290 - 78.6019|^{1.5} + |115.3659 - 119.2306|^{1.5} + |59.89794 - 108.0921|^{1.5})^{\frac{1}{1.5}}$$

$$d = (|25.2729|^{1.5} + |68.2167|^{1.5} + |48.194|^{1.5})^{\frac{1}{1.5}}$$

$$d = (127.052 + 563.4249 + 334.5729)^{1/1.5} = 101.663$$

Contoh 2: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "02 (2).jpg"

$$d = (|81.5209 - 78.6019|^{1.5} + |102.092 - 119.2306|^{1.5} + |100.0806 - 108.0921|^{1.5})^{\frac{1}{1.5}}$$

$$d = (|2.919|^{1.5} + |3.8647|^{1.5} + |8.0115|^{1.5})^{\frac{1}{1.5}}$$

$$d = (4.9871 + 7,5975 + 22.6762)^{1/1.5} = 10.7529$$

Chebyshev Distance

Metode *Chebyshev Distance* menghitung nilai maksimum dari selisih absolut antara dua titik dalam ruang fitur HSV. Rumus perhitungannya sebagai berikut:

$$d(x, y) = \max (|H_x - H_y|, |S_x - S_y|, |V_x - V_y|)$$

Contoh 1: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "01 (3).jpg"

$$d = \max (|53.3290 - 78.6019|, |51.0139 - 119.2306|, |59.89794 - 108.0921|)$$

$$d = \max (25.2729, 68.2167, 48.1941) = 68.2167$$

Contoh 2: Citra "01 (1).jpg" terhadap Citra "02 (2).jpg"

$$d = \max (|81.5209 - 78.6019|, |115.3659 - 119.2306|, |100.0806 - 108.0921|)$$

$$d = \max (2.919, 3.8647, 8.0115) = 8.0115$$

Adapun untuk hasil lengkap dari hasil perhitungan metode jarak *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* dan *Chebyshev* antara data uji nomor 1 terhadap keempat puluh lima data latih dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5 Pengujian Citra Uji Nomor 1 (satu) terhadap (basis pengetahuan)

No	Nama File Asal	Kelas	Nilai <i>Euclidean</i>	Nilai <i>Manhattan</i>	Nilai <i>Minkowski</i>	Nilai <i>Chebyshev</i>
1	01 (3).jpg	mentah	87,26	141,68	101,66	68,22
2	02 (2).jpg	mentah	9,36	14,80	10,75	8,01
3	03 (2).jpg	mentah	89,94	139,97	102,91	74,36
4	04 (3).jpg	mentah	114,61	192,58	135,60	84,90
5	05 (3).jpg	mentah	95,46	150,40	109,60	80,65
6	06 (2).jpg	matang	64,49	93,08	71,31	59,25
7	07 (1).jpg	matang	90,66	152,62	107,34	67,75
8	08 (1).jpg	matang	48,47	71,20	54,66	37,30
9	09 (1).jpg	matang	91,79	153,18	108,23	70,00
10	10 (3).jpg	matang	62,97	101,62	73,23	47,40
11	11 (1).jpg	matang	108,30	176,95	126,59	81,20
12	12 (3).jpg	matang	128,55	208,74	149,88	96,50
13	13 (2).jpg	matang	165,98	259,71	190,71	129,05
14	14 (3).jpg	matang	143,60	230,95	166,89	100,14
15	15 (3).jpg	matang	152,79	242,07	176,38	117,73
16	01_1 (2).jpg	mentah	35,04	45,65	37,81	32,54
17	01_2 (3).jpg	mentah	39,04	48,94	41,09	37,95
18	02_1(3).jpg	mentah	33,11	48,43	37,10	28,03
19	02_2 (3).jpg	mentah	74,46	117,59	85,80	58,88
20	03_1 (1).jpg	mentah	53,41	92,36	64,09	33,30
21	03_2 (3).jpg	mentah	112,51	171,51	127,50	96,88
22	04_1 (2).jpg	mentah	47,41	74,47	54,58	35,71
23	04_2 (1).jpg	mentah	100,24	155,90	114,93	78,02
24	05_1 (1).jpg	mentah	45,40	76,68	53,85	32,68
25	05_2 (3).jpg	mentah	122,89	189,47	140,51	94,85
26	06_1 (2).jpg	matang	105,20	170,46	122,40	83,74
27	06_2 (3).jpg	mentah	106,08	166,69	122,04	83,39
28	07_1 (1).jpg	matang	72,95	121,21	85,83	56,55
29	07_2 (1).jpg	matang	118,87	186,00	136,14	100,24
30	08_1 (2).jpg	matang	101,01	167,25	118,76	74,63
31	08_2 (1).jpg	matang	84,42	143,57	100,49	56,92
32	09_1 (2).jpg	matang	85,79	144,81	101,74	61,38
33	09_2 (2).jpg	matang	67,03	115,84	80,41	41,76

No	Nama File Asal	Kelas	Nilai Euclidean	Nilai Manhattan	Nilai Minkowski	Nilai Chebyshev
34	10_1 (3).jpg	matang	99,39	164,18	116,74	72,81
35	10_2 (3).jpg	matang	68,76	115,70	81,40	50,86
36	11_1 (1).jpg	matang	70,96	115,91	82,84	56,38
37	11_2 (1).jpg	matang	80,92	137,31	96,22	54,24
38	12_1 (2).jpg	matang	86,91	143,79	102,01	68,92
39	12_2 (1).jpg	matang	66,01	97,52	74,57	50,23
40	13_1 (2).jpg	matang	57,33	94,13	67,13	43,74
41	13_2 (1).jpg	matang	48,78	67,78	53,88	42,56
42	14_1 (2).jpg	matang	70,25	114,37	81,96	54,13
43	14_2 (1).jpg	matang	60,95	98,78	71,02	45,35
44	15_1 (1).jpg	matang	59,77	84,58	67,04	44,70
45	15_2 (2).jpg	matang	68,36	110,69	79,66	48,11

Dari hasil perhitungan metode jarak yang diujikan yaitu *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* dan *Chebyshev* antara data uji nomor 1 terhadap data latih, maka diperoleh nilai *Euclidean* terendah sebesar 9,36, nilai *Manhattan* terendah 14,80, nilai *Minkowski* terendah 10,75 dan nilai *Chebyshev* terendah 8,01 yang mana keempat metode tersebut mendapat nilai terendah saat diujikan pada data latih nomor 2 dengan nama file 02 (2).jpg dengan kelas mentah. Dengan demikian maka hasil dari penerapan metode *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* dan *Chebyshev* pada citra uji nomor 1 diklasifikasikan bernilai mentah karena dari penerapan keempat metode tersebut pada citra uji tersebut, hasil perhitungan menunjukkan citra uji nomor 1 memiliki kemiripan jarak fitur terkedat dengan data latih nomor 2. Sehingga hasil uji dari data uji nomor 1 pada keempat metode tersebut memperoleh hasil uji yang sama yaitu data uji nomor 1 bernilai “mentah” serta dievaluasi sebagai *True Negative* (TN) dikarenakan sistem mengklasifikasi bernilai “mentah” dari nilai (data latih nomor 2) dan hasil catatan harian (data uji nomor 1) bernilai “mentah”. Berikut merupakan gambar dari tangkapan layar hasil dari pengujian penerapan keempat metode jarak pada sistem yang diujikan pada citra uji nomor 1 terhadap data latih.



Gambar 2. (a) Klasifikasi Metode Euclidean (b) Klasifikasi Metode Manhattan (c) Klasifikasi Metode Minkowski (d) Klasifikasi Metode Chebyshev

Hasil output dari proses klasifikasi memberikan hasil akhir berupa keterangan apakah citra sawit bernilai “mentah” atau “matang” disertai dengan gambar dari citra yang diujikan sebagaimana yang terlihat pada Gambar 2. Dari keempat gambar tersebut dapat dilihat bahwa citra uji nomor 1 yang diujikan dengan metode *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* dan *Chebyshev* memperoleh hasil klasifikasi yang sama pada sistem yaitu bernilai ”Mentah” dan hasil ini juga sama dengan hasil fakta catatan harian buah sawit pada citra uji tersebut.

Evaluasi

Validasi Model Data Latih

Proses validasi dilakukan secara manual dengan memanfaatkan sistem yang telah dibangun, di mana setiap data latih diuji satu per satu menggunakan metode jarak *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, dan *Chebyshev*. Hasil klasifikasi dari sistem kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk menentukan jumlah klasifikasi yang benar dan salah.

Tabel 6 Hasil Validasi Data Latih Menggunakan Teknik LOOCV

No	Metode	Prediksi Sistem		Akurasi
		Jumlah Klasifikasi Benar	Jumlah Klasifikasi Salah	
1	<i>Euclidean</i>	33	12	73,33%
2	<i>Manhattan</i>	36	9	80%
3	<i>Minkowski</i>	34	11	75,55%
4	<i>Chebyshev</i>	33	12	73,33%

Dari Tabel 6, dapat diketahui bahwa hasil validasi terhadap data latih (Basis Pengetahuan) dengan menggunakan teknik *Leave-One-Out Cross Validation* (LOOCV) terhadap keempat metode jarak menunjukkan hasil evaluasi yang cukup baik terutama akurasi data latih saat diujikan menggunakan metode *Manhattan*.

Evaluasi Performansi

Tabel 7 Confusion matrix Euclidean

Evaluasi		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	55 (TP)	3 (FN)
	Negative	3 (FP)	29 (TN)

Pada penerapan metode *Euclidean* berdasarkan Tabel 7, dari 90 (sembilan puluh) citra yang diujikan terdapat 55 (lima puluh lima) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “matang” sehingga bernilai *True Positive* (TP), 3 (tiga) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” namun hasil catatan harian bernilai “matang” sehingga bernilai *False Negative* (FN), 3 (tiga) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” namun hasil catatan harian bernilai “mentah” sehingga bernilai *False Positive* (FP) dan 29 (dua puluh sembilan) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “mentah” sehingga bernilai *True Negative* (TN).

a. Manhattan

Tabel 8 Confusion matrix Manhattan

Evaluasi		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	57 (TP)	1 (FN)
	Negative	1 (FP)	31 (TN)

Pada penerapan metode *Manhattan* berdasarkan Tabel 8, dari 90 (sembilan puluh) citra yang diujikan terdapat 57 (lima puluh tujuh) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “matang” sehingga bernilai *True Positive* (TP), 1 (satu) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” namun hasil catatan harian bernilai “matang” sehingga bernilai *False Negative* (FN), 1 (satu) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” namun hasil catatan harian bernilai “mentah” sehingga bernilai *False Positive* (FP) dan 31 (tiga puluh satu) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “mentah” sehingga bernilai *True Negative* (TN).

b. Minkowski

Tabel 9 Confusion matrix Minkowski

Evaluasi		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	55 (TP)	3 (FN)
	Negative	3 (FP)	29 (TN)

Pada penerapan metode *Minkowski* berdasarkan Tabel 9, dari 90 (sembilan puluh) citra yang diujikan terdapat 55 (lima puluh lima) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “matang” sehingga bernilai *True Positive* (TP), 3 (tiga) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” namun hasil catatan harian bernilai “matang” sehingga bernilai *False*

Negative (FN), 3 (tiga) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” namun hasil catatan harian bernilai “mentah” sehingga bernilai *False Positive* (FP) dan 29 (dua puluh sembilan) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “mentah” sehingga bernilai *True Negative* (TN).

c. *Chebyshev*

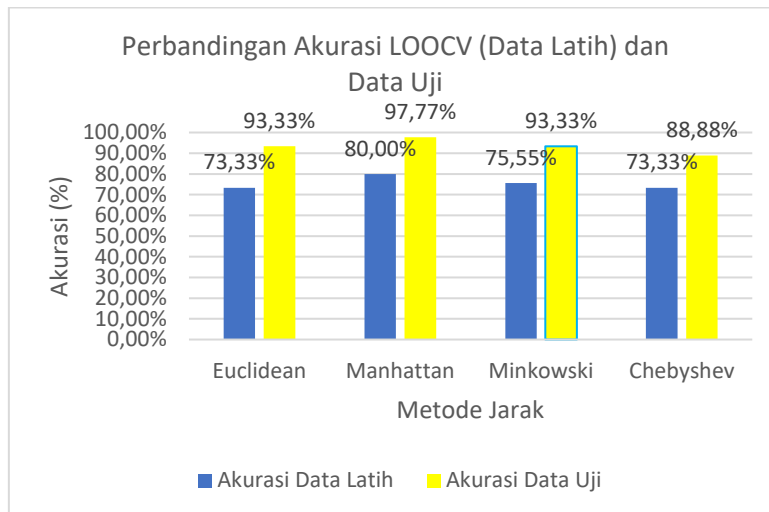
Tabel 10 *Confusion matrix Chebyshev*

Evaluasi		Predicted	
		Positive	Negative
Actual	Positive	52 (TP)	6 (FN)
	Negative	4 (FP)	28 (TN)

Pada penerapan metode *Chebyshev* berdasarkan Tabel 10, dari 90 (sembilan puluh) citra yang diujikan terdapat 52 (lima puluh dua) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “matang” sehingga bernilai *True Positive* (TP), 6 (enam) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” namun hasil catatan harian bernilai “matang” sehingga bernilai *False Negative* (FN), 4 (empat) citra uji diklasifikasikan bernilai “matang” namun hasil catatan harian bernilai “mentah” sehingga bernilai *False Positive* (FP) dan 28 (dua puluh delapan) citra uji diklasifikasikan bernilai “mentah” sesuai dengan hasil catatan harian yang juga bernilai “mentah” sehingga bernilai *True Negative* (TN).

Dari keseluruhan hasil perhitungan metrik evaluasi, dapat disimpulkan bahwa metode jarak *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski* dan *Chebyshev* sudah sangat baik dalam mengklasifikasikan kematangan buah sawit. Adapun metode *Manhattan* menjadi metode jarak yang terbaik dengan nilai performa lebih tinggi dari keseluruhan metrik evaluasi. Metode jarak *Euclidean* dan *Minkowski* menunjukkan performa yang sama baiknya. Sedangkan metode jarak *Chebyshev* mendapatkan performa yang terendah dibanding metode jarak lainnya.

Analisis Hasil



Gambar 3. Grafik Perbandingan Akurasi LOOCV (Data Latih) dan Data Uji

Berdasarkan Gambar 3, yaitu grafik perbandingan akurasi antara data latih yang divalidasi menggunakan LOOCV dan data uji aktual, terlihat bahwa seluruh metode menghasilkan akurasi yang lebih tinggi pada data uji dibandingkan data latih. Hal ini menunjukkan tidak adanya indikasi *overfitting*, melainkan mengisyaratkan bahwa model cenderung *underfitting* terhadap sebagian data latih pada beberapa metode jarak yang diterapkan. Hal ini wajar mengingat skema LOOCV mengevaluasi setiap sampel secara ketat dengan sisa data yang sangat terbatas, serta data latih yang bersifat heterogen karena mencakup variasi antar tandan dan antar hari, sehingga rawan terhadap fluktuasi performa.

Terdapat indikasi *underfitting*, terutama pada metode *Euclidean distance* yang ditunjukkan oleh rendahnya akurasi data latih sebesar 73,33%, serta adanya selisih yang cukup besar yang dimana akurasi

data uji mencapai 93,33%. Hal ini karena metode *Euclidean distance* sensitif terhadap variasi antar data latih (heterogenitas) terutama saat divalidasi dengan teknik LOOCV. Pada metode *Chebyshev distance* akurasi yang diperoleh tergolong rendah, baik pada data latih sebesar 73,33%, maupun data uji sebesar 88,88%, namun tanpa selisih yang besar. Ini menunjukkan bahwa model tidak belajar dengan baik, bukan karena *underfitting* ekstrem, tapi lebih karena strategi jaraknya tidak cocok untuk jenis fitur HSV.

Sementara itu, metode *Manhattan distance* menunjukkan performa yang lebih baik dengan akurasi data latih sebesar 80,00% dan akurasi data uji sebesar 97,77%. Nilai ini mencerminkan keseimbangan antara kemampuan model dalam belajar dari data latih dan menggeneralisasi ke data uji. Hal serupa terlihat pada metode *Minkowski distance*, yang menghasilkan akurasi latih sebesar 75,55% dan akurasi uji sebesar 93,33%, dengan selisih yang masih tergolong wajar. Kedua metode ini mampu menangkap variasi pola antar fitur HSV secara lebih stabil dibandingkan dengan *Euclidean distance* dan *Chebyshev distance*.

Hasil evaluasi secara keseluruhan menunjukkan bahwa, *Manhattan Distance* adalah metode jarak yang paling sesuai untuk digunakan dalam klasifikasi buah sawit berbasis fitur HSV. Komponen HSV memiliki skala dan sifat distribusi yang berbeda, sehingga metode jarak yang peka terhadap skala (seperti *Euclidean*) cenderung menghasilkan *underfitting*. Sebaliknya, *Manhattan Distance* lebih tahan terhadap perbedaan skala dan distribusi karena menghitung selisih absolut antar fitur. Selain itu, *Manhattan Distance* menunjukkan akurasi tertinggi pada data uji sebesar 97,77% dan performa terbaik pada data latih sebesar 80,00% dibanding metode lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa *Manhattan Distance* mampu menangani data yang bersifat heterogen antar tandan dan antar waktu secara lebih stabil dan efektif. Oleh karena itu, *Manhattan Distance* direkomendasikan sebagai metode paling optimal dan konsisten dalam penelitian ini.

Hasil penelitian ini menunjukkan adanya kesesuaian dengan penelitian sebelumnya yang menemukan bahwa sifat dataset dan objek yang dianalisis sangat memengaruhi kinerja metode perhitungan jarak. Hasil menunjukkan bahwa *Manhattan Distance* memiliki performa terbaik, sesuai dengan penelitian Nasir et al. (2017) pada dataset Batik; namun, Hafidh (2019), yang menunjukkan bahwa Canberra Distance adalah metode terbaik, dan Nasir et al. (2017) pada dataset Songket, yang menunjukkan bahwa *Chebyshev Distance* memiliki keunggulan. Hasil yang berbeda ini menunjukkan bahwa tidak ada teknik jarak yang sempurna secara universal. Oleh karena itu, pengujian empiris harus dilakukan pada setiap subjek dan dataset penelitian. Meskipun metode sebelumnya tidak diuji ulang dalam penelitian ini, hasil yang diperoleh, khususnya dari metode *Manhattan Distance*, menunjukkan bahwa pendekatan ini memiliki potensi performa yang sedikit lebih baik dalam menangani klasifikasi kematangan buah sawit berbasis citra. Peningkatan akurasi pada data uji gabungan menunjukkan bahwa penggabungan sumber data serta pemilihan metode jarak yang sesuai dapat meningkatkan kemampuan generalisasi sistem klasifikasi berbasis citra.

Penelitian saat ini hanya menggunakan fitur warna HSV dan jumlah dataset yang terbatas, sehingga belum sepenuhnya mewakili kondisi lapangan yang beragam. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya harus menambah fitur seperti tekstur dan bentuk, memperluas variasi dataset, dan membandingkan metode klasifikasi lain untuk meningkatkan akurasi dan generalisasi sistem.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan pengujian yang dilakukan, maka dapat disimpulkan klasifikasi kematangan buah sawit telah dilakukan dengan menerapkan metode perhitungan jarak *Euclidean*, *Manhattan*, *Minkowski*, dan *Chebyshev*. Proses dimulai dari pengambilan citra buah sawit yang kemudian melalui tahapan *cropping* citra *Region of Interest* (ROI), citra ROI dikonversi dari RGB ke HSV. Kemudian dilakukan ekstraksi fitur warna berupa rerata dari komponen *Hue*, *Saturation* dan *Value*. Basis Pengetahuan dibentuk dari ekstraksi dari data latih yang kemudian dilakukan perhitungan jarak data uji terhadap Basis Pengetahuan dengan keempat metode untuk mengklasifikasikan kematangan buah sawit. Adapun proses evaluasi performansi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*, yang dibentuk berdasarkan hasil klasifikasi yang dihasilkan sistem. *Confusion matrix* digunakan untuk menghitung berbagai metrik evaluasi antara lain Akurasi, Precision, Recall, Specificity, *Negative Predictive Value* (NPV) dan F1-Score. Berdasarkan hasil evaluasi performansi yang dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi sistem dengan catatan harian penelitian, dari 45 data latih dan 90 citra uji yang digunakan dalam penelitian, maka dapat disimpulkan bahwa metode jarak *Manhattan* merupakan metode terbaik dalam mengklasifikasikan kematangan buah sawit, dengan

akurasi tertinggi sebesar 97,77%, serta memperoleh performansi tertinggi secara keseluruhan berdasarkan metrik evaluasi. Metode jarak *Euclidean* dan *Minkowski* mendapatkan tingkat akurasi yang sama yaitu sebesar 93,33%, dengan performansi yang juga sama secara keseluruhan. Sedangkan metode jarak *Chebyshev* memperoleh tingkat akurasi terendah yaitu sebesar 88,88%, serta merupakan metode dengan performansi terendah dalam penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Andono, P. N., & Sutojo, T. (2018). *Pengolahan citra digital*. Penerbit Andi.
- Chanda, B., & Majumder, D. D. (2011). *Digital image processing and analysis*. PHI Learning Pvt. Ltd.
- Fauzi, Y., Widyastuti, Y. E., Satyawibawa, I., & Hartono, R. (2012). Kelapa sawit: budidaya, pemanfaatan hasil dan limbah, analisis usaha dan pemasaran. *Penebar Swadaya, Jakarta*, 234.
- Ginanjar, A. R. (2019). Sistem Deteksi Jenis Cacat Biji Kopi dengan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Teknik Informatika Uninvestisas Teknologi Yogyakarta*.
- Goenawan, A. D., Rachman, M., & Pulungan, M. P. (2022). Identifikasi Warna Pada Objek Citra Digital Secara Real Time Menggunakan Pengolahan Model Warna HSV. *Jurnal Teknik Informatika Dan Elektro (JURTIE)*, 4(1), 68–74.
- Hafidh, K. (2019). *Permodelan Sistem Analisis Dipstik Urinalisis Menggunakan Kamera Smartphone*. Universitas Islam Indonesia.
- Kadir, A. (2019). *Langkah mudah pemrograman R*. Elex media komputindo.
- Kakumanu, P., Makrogiannis, S., & Bourbakis, N. (2007). A survey of skin-color modeling and detection methods. *Pattern Recognition*, 40(3), 1106–1122.
- Kementerian Perindustrian Republik Indonesia. (2021). Edisi VI-2021 Tantangan dan Prospek Hilirisasi Sawit Nasional Analisis Pembangunan Industri. *Pusdatin Kemenperin*.
- Madya, S. (2014). Teknik Memanen Kelapa Sawit. *Kalimantan Selatan: Balai Besar Pelatihan Pertanian Binuang*.
- Nasir, M., Suciati, N., & Wijaya, A. Y. (2017). Kombinasi Fitur Tekstur Local Binary Pattern yang Invariant Terhadap Rotasi dengan Fitur Warna Berbasis Ruang Warna HSV untuk Temu Kembali Citra Kain Tradisional. *Jurnal Inspiraton*, 7(1), 42–51.
- Paredes, R., & Irwansyah, M. A. (2023). Perancangan Sistem dalam Prediksi Kematangan Buah Sawit dengan Metode Canberra. *JURISTI (Jurnal Riset Sains Dan Teknologi Informatika)*, 1(2), 62–64.
- Putra, D. (2010). *Pengolahan citra digital*. Penerbit Andi.
- Salambue, R., & Shiddiq, M. (2019). Klasifikasi kematangan buah sawit menggunakan model warna RGB. *Seminar Nasional Aptikom (SEMNASTIK) 2019*, 434–440.
- Sulistiyanti, S. R., Setyawan, F. X., & Komarudin, M. (2016). *Pengolahan Citra, Dasar dan Contoh Penerapannya*. Teknosain.
- Sutojo, T., Mulyanto, E., Suhartono, V., & Nurhayati, O. K. I. D. W. I. (2009). *Teori pengolahan citra digital*.
- Zulkhaidi, T. C. A.-S., Maria, E., & Yulianto, Y. (2020). Pengenalan Pola Bentuk Wajah dengan OpenCV. *Jurnal Rekayasa Teknologi Informasi (JURTI)*, 3(2), 181–186.