

Implementation of the Support Vector Machine (SVM) Method for Classifying the Maturity Level of Oil Palm Fruit

Boni Oktaviana^{1*}, Suriati^{2}**

* Sistem Informasi, Universitas Harapan Medan

** Teknik Informatika, Universitas Harapan Medan

boni051083@gmail.com¹, suriati1908@gmail.com²

Article Info

Article history:

Received 2025-08-13

Revised 2025-08-27

Accepted 2025-09-03

Keyword:

*Palm Fruit,
Ripeness Detection,
Image Processing,
SVM,
Accuracy.*

ABSTRACT

This study discusses the classification of palm fruit ripeness levels using the Support Vector Machine (SVM) method. Palm fruit ripeness significantly affects the yield and quality of the oil produced. By utilizing image processing techniques, colour and texture features are extracted from the fruit images to support the classification process. The SVM model was trained with a dataset covering various ripeness levels, including unripe, ripe, overripe, and rotten. The evaluation results show the high accuracy of the SVM model in identifying ripeness levels. This study highlights the potential of machine learning technology in improving the productivity and quality of agricultural products. Support Vector Machine (SVM) is a machine learning method used to classify data into categories by finding the optimal dividing line between two classes, thereby maximizing the distance between the data from the two classes. SVM itself has proven to be very effective in detecting images, as evidenced by several studies such as detecting the ripeness level of melon fruit, each producing a model with an accuracy level above 86%. Thus, this study uses SVM suitable for use in detecting the ripeness level of oil palm fruit. This study produced an SVM model with an accuracy level of 93%.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](#) license.

I. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi telah memasuki sektor pertanian. teknologi digunakan untuk klasifikasi dengan bantuan sistem pengenalan citra, klasifikasi kematangan berfungsi sebagai sistem yang mendukung peningkatan kualitas produksi salah satu tanaman dengan komoditas besar yang menjadi sumber mata pencaharian bagi banyak penduduk Indonesia adalah Kelapa Sawit [1]. Badan Pusat Statistik (BPS) mencatat, Indonesia memproduksi kelapa sawit sebanyak 46,99 juta ton pada 2023 [2]. Jumlah tersebut meningkat 0,36% dibandingkan dengan tahun sebelumnya yang mencapai 46,82 juta ton. Kelapa sawit tidak hanya mendukung pendapatan negara, tetapi juga menciptakan lapangan kerja bagi jutaan orang di sektor perkebunan dan industri terkait. Dengan semakin meluasnya area perkebunan, kelapa sawit telah menjadi salah satu komoditas penting dalam perekonomian Indonesia [3].

Kelapa sawit adalah salah satu tanaman penghasil minyak nabati yang sangat diminati untuk dibudidayakan oleh masyarakat di Indonesia, karena memiliki potensi besar dalam meningkatkan perekonomian dan kesejahteraan sosial [4]. Kelapa sawit telah menjadi sumber kehidupan utama dan mata pencaharian utama di masyarakat [5]. Sebagai negara berkembang, Indonesia memiliki berbagai faktor yang mempengaruhi stabilitas ekonomi dan keuangan, baik secara langsung maupun tidak langsung [6].

Kelapa sawit menghasilkan CPO (*crude palm oil*) yang dikonsumsi secara global. Kualitas dan kuantitas CPO dipengaruhi oleh tingkat kematangan buah sawit. Pemanenan dilakukan secara manual, Klasifikasi kematangan buah sawit dilakukan secara langsung, namun sering kali pemanenan melakukan kesalahan dalam menentukan tingkat kematangan buah kelapa sawit [7]. Fraksi kematangan buah adalah indikator atau alat ukur yang digunakan untuk menilai kematangan tandan buah segar (TBS), diukur berdasarkan jumlah buah yang terlepas. Memahami fraksi buah kelapa

sawit berguna untuk memperkirakan hasil panen, baik dari segi kuantitas maupun kualitas yang akan diperoleh [8].

Tingkat kematangan buah sawit sangat memengaruhi kualitas hasil panen, termasuk kualitas minyak sawit yang dihasilkan. Hingga saat ini, penentuan tingkat kematangan masih banyak dilakukan dengan metode konvensional, yaitu dengan mengamati perubahan warna dan tekstur. Saat buah dipanen, buah-buah tersebut dikumpulkan dan dipilih sebelum diangkut oleh truk ke pabrik. Buah yang matang dan hampir matang akan diangkut, sedangkan buah yang mentah tidak akan diangkut karena tidak layak untuk diolah [9]. Jika buah mentah tetap terangkut ke pabrik, hal ini dapat menyebabkan kerugian, karena buah tersebut tidak akan menghasilkan minyak saat diolah. Metode manual ini dapat menyebabkan buah mentah terbawa ke pabrik, sehingga mengakibatkan kerugian karena buah tersebut tidak dapat diolah menjadi minyak.

TABEL I
KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH

| Fraksi | Jumlah Brondolan | Keterangan |
|--------|--|-----------------|
| 00 | Tidak ada, buah berwarna hitam | Sangat mentah |
| 0 | 1 – 12, 5% buah luar membrondol | Mentah |
| 1 | 12,5 – 25% buah luar membrondol | Kurang Matang |
| 2 | 25 – 50% buah luar membrondol | Matang I |
| 3 | 50 – 75% buah luar membrondol | Matang II |
| 4 | 75 – 100% buah luar membrondol | Lewat Matang I |
| 5 | Buah dalam juga membrondol, ada yang busuk | Lewat Matang II |

Pemanenan kelapa sawit adalah proses pengambilan tandan buah segar (TBS) dari pohon pada tingkat kematangan yang tepat dan mengantarkannya ke pabrik dengan cara serta waktu yang sesuai, tanpa menyebabkan kerusakan pada buah [10]. Metode panen TBS sangat berpengaruh terhadap kuantitas dan kualitas produksi. Menurut Pahan, selama proses panen dan pengangkutan TBS, kadar asam lemak bebas (ALB) dapat meningkat dengan cepat akibat adanya luka pada buah yang disebabkan oleh benturan mekanis. Hal ini dapat mempercepat proses hidrolisis dan meningkatkan proses oksidasi [11].

Proses panen buah kelapa sawit memerlukan waktu sekitar 5 hingga 6 bulan dari saat penyerbukan hingga mencapai kematangan. Tingkat kematangan tandan buah segar (TBS) dibagi menjadi empat kategori: mentah, matang, kurang matang, dan busuk. Penentuan tingkat kematangan buah sawit dilakukan berdasarkan pengamatan visual TBS, yaitu dengan memperhatikan jumlah brondolan yang jatuh dari tandan dan warna buah [12]. Pemanenan kelapa sawit merupakan kegiatan pengambilan tandan buah segar (TBS) dari pohon pada tingkat kematangan yang sesuai dan mengantarkannya sampai ke pabrik dengan cara dan waktu yang tepat tanpa

menimbulkan kerusakan pada buah. Cara panen TBS mempengaruhi kuantitas dan kualitas produksi [11].

Oleh karena itu, warna buah kelapa sawit sangat penting sebagai indikator untuk menentukan tingkat kematangan buah, buah kelapa sawit yang mentah, matang, kurang matang, dan busuk digunakan sebagai citra dalam penelitian ini. Kematangan buah kelapa sawit menjadi faktor penting dalam menentukan kualitas dan kuantitas hasil panen, buah kelapa sawit yang dipanen pada tingkat kematangan yang tepat dapat meningkatkan efisiensi proses pengolahan dan memaksimalkan produksi minyak sawit. tingkat kematangan buah kelapa sawit memiliki dampak signifikan terhadap kualitas dan jumlah minyak yang dihasilkan. Buah yang dipanen pada waktu kematangan yang ideal akan menghasilkan minyak berkualitas tinggi dan meningkatkan efisiensi produksi [13].

Kelapa sawit memiliki keunikan di mana secara visual sulit untuk membedakan antara buah yang mentah, matang, lewat matang, dan busuk [14]. Meskipun demikian, keempat jenis citra tersebut tentu memiliki perbedaan yang dapat dilihat secara detail. Buah yang masih mentah umumnya berwarna hitam kemerahan, menunjukkan bahwa mereka belum siap untuk dipanen. buah yang matang biasanya berwarna merah-oranye cerah dan memiliki tekstur yang lembut, Jika buah sudah lewat matang, biasanya warnanya akan berubah menjadi lebih gelap, bisa menjadi coklat, Kulitnya juga cenderung lebih lembek dan bisa mengalami kerusakan, seperti bercak-bercak atau kebusukan [5][3]. di sisi lain, buah yang Buah buah kelapa sawit yang sudah busuk memiliki warna hitam dan mengeluarkan aroma busuk yang sangat kuat. Buah kelapa sawit yang sudah busuk tidak dapat digunakan untuk menghasilkan minyak buah kelapa sawit dan produk turunannya.

Machine Learning adalah metode yang semakin populer dan banyak digunakan dalam berbagai bidang penelitian, termasuk dalam klasifikasi tingkat kematangan buah [15]. Salah satu algoritma yang sering diterapkan adalah Support Vector Machine (SVM), yang digunakan untuk mengklasifikasikan kematangan buah berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi dari gambar. SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memisahkan data dari berbagai kelas, sehingga dapat mengidentifikasi level kematangan, mentah, matang, lewat matang, dan busuk [16]. Dengan kemampuan untuk menangani data non-linear dan kompleks, SVM dikenal sebagai metode yang sangat efektif dalam menangani klasifikasi dengan batasan yang kompleks. Metode ini memiliki kemampuan untuk bekerja dengan baik pada dataset berukuran kecil hingga menengah, serta mencapai akurasi tinggi, baik untuk klasifikasi dua kelas maupun multiclass. Pendekatan tidak hanya meningkatkan efisiensi dalam proses panen tetapi juga dapat membantu produsen dalam mengoptimalkan kualitas produk yang dihasilkan [17].

Pemanfaatan citra digital untuk menentukan kematangan buah kelapa sawit menawarkan berbagai manfaat signifikan bagi pemanen. Salah satu manfaat utama adalah aksesibilitas

dan kemudahan penggunaan[18]. Dampak utama dalam kesalahan klasifikasi tingkat kematangan buah tersebut ketidakpastian dalam menentukan tingkat kematangan dan dapat menyebabkan kerugian seperti panen yang dilakukan terlalu lama. Pemanenan buah yang dilakukan saat buah sudah lewat matang dapat menyebabkan peningkatan *Free Fatty Acids* (FFA) dan penurunan kualitas minyak. Di sisi lain, jika buah dipanen sebelum matang, meskipun FFA yang dihasilkan rendah, rendemen minyak sawit yang diperoleh juga akan rendah, sehingga berdampak negatif pada produksi *Crude Palm Oil* (CPO) [19].

Salah satu metode yang digunakan untuk mendeteksi tingkat kematangan buah kelapa sawit adalah *Support Vector Machine* (SVM) merupakan teknik pembelajaran mesin yang efektif untuk klasifikasi dan regresi, dan telah terbukti mampu memberikan akurasi tinggi dalam analisis citra [20] [21]. Dalam konteks kematangan buah kelapa sawit, SVM dapat digunakan untuk mengklasifikasikan buah berdasarkan fitur-fitur yang diekstrak dari citra, seperti warna, tekstur. *Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi atau regresi [22] [23]. Metode SVM mampu mengklasifikasikan masalah secara linier, tetapi saat ini SVM telah berkembang untuk menangani masalah secara non-linier dengan mencari hyperplane yang memaksimalkan jarak antara kelas data [24].

Beberapa penelitian telah berhasil menggunakan metode ini untuk mengatasi masalah tingkat kematangan tersebut. misalnya, penelitian terkait Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan Metode *Support Vector Machine* Berdasarkan Warna Dan Tekstur, hasil pengujinya menunjukkan bahwa metode SVM menghasil yang diperoleh sebesar 90,90%, Precision 90,90%, Recall 92,30% dan F1-Score mencapai 91,60% pada proses deteksi tingkat kematangan buah pinang [25]. pada penelitian yang dilakukan Maulana, terkait Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Metode Support Vector Machine hasil pengujinya menunjukkan bahwa Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM dengan fitur GLCM dan Momen Warna menghasilkan Accuration dan Precission sebesar 0,91, serta nilai recall dan F-Measure sebesar 0,92akurasi sebesar 91.1% [26].

Beberapa penelitian terdahulu juga telah dilakukan untuk mengembangkan sistem klasifikasi kematangan buah menggunakan metode pengolahan citra dan algoritma pembelajaran mesin. Penelitian oleh Alqoria dan Utaminingrum mengembangkan teknologi untuk menentukan tingkat kemanisan buah melon menggunakan pengolahan citra digital dan *Support Vector Machine* (SVM). Sistem klasifikasi berbasis SVM yang menggabungkan fitur-fitur dari Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) mampu mengklasifikasikan buah melon dengan akurasi tertinggi sebesar 86% menggunakan kernel RBF dengan jarak $d = 2$ dan arah sudut $\theta = 45^\circ$ [27]. Mahfud mengembangkan pemindai tingkat kematangan tandan buah sawit menggunakan kamera handphone berbasis Android dengan metode Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB), namun

tingkat keberhasilan aplikasi ini hanya mencapai 50% [28]. Eko Prasetyo mengembangkan dan menguji sistem klasifikasi tingkat kematangan buah melon menggunakan GLCM dan SVM, dengan hasil akurasi 80%, precision 81%, dan recall 80% menggunakan delapan sudut GLCM dan kernel linear SVM [29]. Sementara itu, Kurniawan mengusulkan sistem deteksi kematangan buah kelapa sawit berbasis *deep learning* dengan arsitektur YOLOv5, yang berhasil mencapai akurasi 97% dalam membedakan kategori matang, belum matang, dan busuk. Temuan-temuan ini menunjukkan bahwa metode pengolahan citra dan algoritma klasifikasi memiliki potensi besar dalam menentukan tingkat kematangan buah secara otomatis dan akurat [30].

Menurut penelitian yang dilakukan oleh Hamzah terkait berdasarkan fitur warna dengan judul "klasifikasi kematangan buah alpukat mentega berdasarkan fitur warna menggunakan support vector machine (SVM)" Fitur yang digunakan ada 10 fitur, yaitu 3 nilai dari RGB, 3 nilai HSV dan 4 nilai statistik mean, standar deviasi, Variance dan Kemiringan. Hasil dataset-1 mempunyai tingkat akurasi sebesar 86,67%, presisi sebesar 90%, dan recall sebesar 86%, sedangkan dataset-2 memiliki tingkat akurasi 85%, presisi 84%, dan recall 85,0% [31].

Berdasarkan masalah yang telah dijelaskan, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model machine learning untuk "Implementasi Metode Support Vector Machine (SVM) Untuk Klasifikasikan Tingkat Kematangan Buah Kelapa Sawit". Alasan memilih metode Support Vector Machine (SVM) adalah karena metode ini merupakan teknik klasifikasi dan regresi yang efektif, dirancang untuk memaksimalkan akurasi prediksi model tanpa risiko overfitting pada data pelatihan. SVM sangat cocok untuk menganalisis data dengan banyak variabel prediktor, bahkan hingga ribuan.

II. METODE

A. Lokasi dan Waktu Penelitian

Penelitian ini akan dilaksanakan di PTP. Nusantara Regional 1 Kebun Aek Torop, Afdeling 4, Kecamatan Torgamba. Pemilihan lokasi penelitian ini didasarkan pada keberadaan perkebunan kelapa sawit, yang mempermudah pengumpulan data dan observasi langsung di lapangan. Keberadaan perkebunan kelapa sawit yang dikelola di wilayah ini juga memberikan kemudahan dalam proses pengamatan serta memperoleh informasi yang relevan untuk tujuan penelitian.

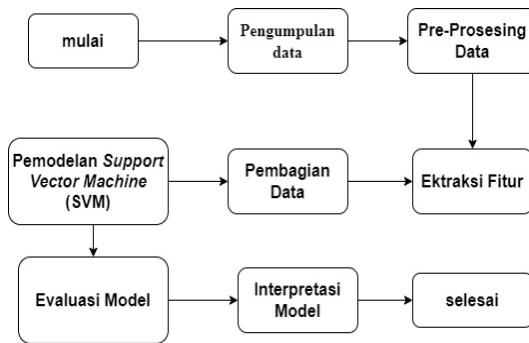
B. Sumber Data

Pada penelitian ini sumber data yang digunakan adalah sumber data primer yang diperoleh pada lokasi pengambilan data dalam bentuk citra tingkatan kematangan buah kelapa sawit. Citra diambil melalui pengamatan langsung di kebun kelapa sawit, setiap buah difoto untuk mendokumentasikan kondisi fisik. Data mencakup variasi kematangan, dari buah yang masih mentah hingga yang sudah matang dan busuk, dan

akan digunakan untuk melatih model klasifikasi. pengumpulan data merupakan langkah penting dalam pengembangan sistem klasifikasi berbasis *Machine Learning* yang dapat membantu meningkatkan efisiensi panen dan pengolahan buah. Adapun total citra yang diambil selama proses pengumpulan data berjumlah 400 citra dengan masing-masing kelas memiliki total 100 citra.

C. Alur Penelitian

Penelitian ini didesain melalui tujuh tahapan (Gambar 1). Tahap awal merupakan proses pengumpulan data gambar kelapa sawit. Tahap kedua Image preprocessing lalu dilanjutkan dengan ekstraksi fitur hingga yang terakhir adalah interpretasi model



Gambar 1. Diagram Alir Langkah-Langkah Penelitian

1) Pengumpulan Data

Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan gambar buah kelapa sawit sebanyak 400 gambar diantaranya buah yang mentah, matang, lewat matang, dan busuk dengan masing-masing *Class* memiliki 100 gambar. Gambar sawit yang digunakan adalah buah yang sudah dipanen agar mempermudahkan proses pengambilan, tetapi buah yang mentah pengambilan tersebut masih berada di pokok dengan pohon kelapa sawit pendek. Pengambilan gambar menggunakan *Camera Iphone*. Pengambilan gambar buah kelapa sawit dilakukan dengan mengambil gambar tampak depan, belakang, kiri dan kanan, agar mendapatkan gambar yang bervariasi dan banyak. Pengambilan data dilakukan pada waktu siang hari, ketika pencahayaan alami optimal, sehingga detail buah dapat terlihat dengan jelas.

Pengumpulan data dilakukan untuk memastikan variasi yang cukup dalam data set, sehingga model klasifikasi dapat dilatih dengan baik. Seluruh gambar yang terkumpul kemudian akan dianalisis untuk memastikan kualitas dan kejelasan citra, sehingga model klasifikasi yang dihasilkan dapat memberikan akurasi yang tinggi dalam menentukan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Dataset akan diperoleh dari sumber lapangan langsung di Kebun Aek Torop Af delling 4.

2) Pra-Pemrosesan Data

Pra-Pemrosesan data dilakukan untuk memastikan konsistensi ukuran dan format dataset, yang sangat penting

untuk mencapai hasil klasifikasi yang akurat. Salah satu langkah utama dalam *Pre-processing* adalah resize, yaitu mengubah ukuran setiap citra menjadi dimensi yang seragam, seperti 256x256 piksel. Ukuran dipilih agar detail penting tetap terjaga sambil mengurangi beban komputasi. Dengan melakukan resize, variabilitas ukuran citra asli dapat diminimalkan, sehingga model pembelajaran mesin dapat memproses data dengan lebih efisien dan memudahkan perbandingan antar-citra.

Selanjutnya yaitu *thresholding* merupakan digunakan untuk memisahkan objek dari latar belakang dalam Gambar tujuan tersebut untuk mengubah Gambar grayscale menjadi Gambar biner, langkah selanjutnya normalisasi mengatur nilai piksel ke rentang tertentu, seperti 0-1, untuk mempercepat konvergensi model.

3) Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur citra adalah proses di mana informasi atau karakteristik penting dari sebuah citra diambil untuk analisis atau pengolahan lebih lanjut. Tujuan dari proses adalah untuk mengidentifikasi ciri-ciri spesifik dalam citra yang dapat membedakan satu objek dari objek lainnya. Jenis ciri-ciri meliputi aspek seperti warna, tekstur. Dalam penelitian ini, fitur-fitur yang digunakan untuk klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit terdiri dari dua kategori, yaitu fitur berbasis tekstur dan fitur berbasis warna. Dalam penelitian ini, fitur yang diekstraksi terdiri dari dua jenis, yaitu: Fitur warna, yang diperoleh dari nilai rata-rata kanal Red, Green, dan Blue (RGB) Fitur tekstur, yang diperoleh menggunakan metode Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Hasil dari proses ekstraksi fitur ini kemudian disimpan dalam basis data PostgreSQL

4) Pembagian Data

Data yang digunakan dalam implementasi metode SVM untuk klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit terdiri dari empat tingkat kematangan. Data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih, data uji dengan total 80:20. Proses pelatihan model SVM menggunakan 80% dari total data. Sementara itu, 20% dari total data dijadikan sebagai data uji untuk mengukur kinerja model setelah pelatihan, yaitu dengan mencocokkan prediksi tingkat kematangan buah yang dihasilkan oleh model dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

5) Pelatihan model support Vector Machine SVM

Pelatihan model adalah tahap di mana model klasifikasi dilatih menggunakan data latih yang telah disiapkan. Pada tahap tersebut, model memproses data untuk mengenali pola dan fitur yang relevan dengan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Proses pelatihan melibatkan penggunaan algoritma pembelajaran mesin yang menyesuaikan parameter internal model berdasarkan ciri-ciri yang terdapat dalam data latih. Selama pelatihan, model akan belajar untuk membedakan antara berbagai kategori seperti mentah, matang, kurang matang, dan busuk.

Proses pengklasifikasian dilakukan dengan mencari *hyperplane* yang memiliki margin terbesar, yang berfungsi untuk memisahkan data kelas positif dari kelas negatif. Titik data yang paling dekat dengan *hyperplane* dari masing-masing kelas disebut *Support vector*. Algoritma dapat menemukan *hyperplane* jika data dapat dipisahkan secara linier. Algoritma akan memaksimalkan nilai margin terdekat untuk mengurangi kesalahan dalam klasifikasi. Setelah proses ini selesai, model dapat melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi ketika dihadapkan pada data baru. Pelatihan model merupakan langkah penting dalam mengembangkan sistem klasifikasi yang efektif dan efisien.

6) Evaluasi Model

Evaluasi model adalah tahapan kinerja model klasifikasi diukur setelah proses pelatihan selesai. Dalam konteks klasifikasi kematangan buah kelapa sawit, evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji yang sebelumnya tidak digunakan dalam pelatihan. Pada tahap tersebut, model akan mengklasifikasikan citra baru dan hasilnya dibandingkan dengan label yang sebenarnya. Beberapa metrik yang umum digunakan untuk evaluasi meliputi *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Proses evaluasi penting untuk menentukan seberapa baik model dapat mengenali dan membedakan tingkat kematangan buah kelapa sawit, serta untuk mengidentifikasi area di mana model mungkin perlu diperbaiki. Dengan hasil evaluasi, dapat memahami kemampuan model dalam generalisasi terhadap data yang belum dikenal dan memastikan bahwa model siap untuk diterapkan dalam praktik.

Dengan matriks tersebut, nilai *presisi*, *akurasi*, *recall* (*sensitivitas*) dan *F1 Score* akan dihitung. Akurasi menggambarkan seberapa dekat nilai prediksi dengan nilai yang sebenarnya [32]. *Precision* menggambarkan rasio prediksi benar di suatu kelas (misalnya kelas “matang”) dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi “matang”. *Precision* menjawab pertanyaan “Berapa persen buah kelapa sawit yang benar “matang” dari keseluruhan buah kelapa sawit yang diprediksi “matang”. Sedangkan *recall* menjawab pertanyaan “Berapa persen buah kelapa sawit yang diprediksi “matang” dibandingkan keseluruhan buah kelapa sawit yang sebenarnya “matang”.

7) Interpretasi model

Interpretasi model pada penelitian ini dilakukan setelah model Support Vector Machine (SVM) dibangun menggunakan fitur warna RGB dan fitur tekstur Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) yang diekstraksi dari citra buah kelapa sawit. Tahapan interpretasi bertujuan untuk memahami sejauh mana model mampu membedakan empat kelas tingkat kematangan, yaitu mentah, matang, lewat matang, dan busuk. Proses interpretasi dilakukan dengan menganalisis classification report dan confusion matrix yang dihasilkan dari data uji. Confusion matrix digunakan untuk melihat jumlah prediksi yang benar dan salah pada masing-masing kelas, sedangkan classification report memberikan

informasi nilai precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas. Melalui analisis ini, peneliti dapat mengidentifikasi pola kesalahan prediksi, seperti kemiripan warna antara kelas mentah dan matang atau kesamaan tekstur antara kelas lewat matang dan busuk. Hasil interpretasi ini memberikan gambaran perilaku model dalam proses klasifikasi dan menjadi acuan dalam mengevaluasi serta meningkatkan performa model pada penelitian selanjutnya.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A) Pengumpulan Data

TABEL II
PENGAMBILAN DATA CITRA

| No | Citra Buah Sawit | Tingkat kematangan |
|----|--|--------------------|
| 1 |  | Mentah |
| 2 |  | Matang |
| 3 |  | Lewat Matang |
| 4 |  | Busuk |

Data yang akan dikumpulkan pada penelitian ini merupakan citra dari buah kelapa sawit dengan berbagai tingkat kematangan buah seperti: Mentah, Matang, Lewat Matang, Busuk. Citra diambil menggunakan iPhone 11 Pro Max dengan kamera belakang beresolusi 12 MP (megapiksel) dan aperture f/1.8, di waktu pagi-siang hari untuk pengambilan citra tersebut. Posisi atau jarak pengambilan citra tidak lebih dari 8cm, berbagai posisi dari atas, bawah, kiri, kanan dengan intensitas cahaya yang memadai dan

menghasilkan Citra dengan format estensi joint photographic expert group atau JPEG.

Proses pengambilan gambar dalam penelitian ini disesuaikan dengan tingkat kematangan buah kelapa sawit secara langsung di Kebun Aek Torop Afid 4, PTP Nusantara dengan validator yaitu Bapak Tanjung Ardiansyah. Adapun total citra yang diambil selama proses pengumpulan data berjumlah 400 citra dengan masing-masing kelas memiliki total 100 citra. Contoh citra dari proses pengambilan Gambar dapat dilihat tabel 2.

B) Pra-Pemrosesan Data

Tahap pra-pemrosesan bertujuan agar citra yang digunakan selama proses pelatihan model dapat dikenali dan dipelajari dengan baik oleh model yang akan dibangun. Proses ini diawali dengan pelabelan data, yaitu memberikan label pada setiap citra sesuai tingkat kematangan buah kelapa sawit yang ditampilkan. Pelabelan dilakukan secara manual dengan mengklasifikasikan gambar ke dalam kelas yang telah ditentukan berdasarkan hasil pengumpulan data. Selanjutnya, dilakukan pembersihan data (data cleaning) dengan menghapus file yang tidak diperlukan, khususnya file dengan ekstensi .HEIC dan .JFIF, agar dataset hanya berisi file citra yang relevan dan dapat diproses oleh sistem.

Tahap berikutnya adalah proses *resize*, yaitu mengubah ukuran citra menjadi 256×256 piksel agar seragam dan sesuai dengan input yang dibutuhkan oleh model. Setelah itu, dilakukan proses *thresholding* untuk mengubah citra *grayscale* menjadi citra biner, dengan tujuan memisahkan objek utama dari latar belakang. Pada citra biner, piksel yang merepresentasikan objek akan bernilai putih (255), sedangkan piksel latar belakang akan bernilai hitam (0). Teknik ini diimplementasikan menggunakan fungsi cv2.threshold dari pustaka OpenCV. Selanjutnya dilakukan deteksi kontur pada citra biner yang dihasilkan, untuk menemukan garis atau batas yang mengelilingi objek sehingga bentuk dan batas objek dapat dianalisis lebih lanjut. Tahap terakhir adalah normalisasi citra, yaitu menyesuaikan nilai piksel agar seluruh citra memiliki skala intensitas yang seragam. Proses ini dilakukan dengan menggunakan nilai rata-rata (*mean*) dan standar deviasi (*standard deviation*) dari data, sehingga dapat membantu mempercepat pelatihan model dan meningkatkan akurasi prediksi.

C) Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur, yaitu proses penting dalam analisis citra yang bertujuan untuk mengambil informasi relevan dari citra guna digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti klasifikasi, deteksi objek, dan pengenalan pola. Dalam penelitian ini, fitur yang diekstraksi terdiri dari dua jenis, yaitu: Fitur warna, yang diperoleh dari nilai rata-rata kanal Red, Green, dan Blue (RGB) Fitur tekstur, yang diperoleh menggunakan metode Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Hasil dari proses ekstraksi fitur ini kemudian disimpan dalam basis data PostgreSQL.

RGB (Red, Green, Blue) adalah model warna yang digunakan secara luas dalam berbagai aplikasi digital, termasuk dalam pemrosesan citra. Model ini merepresentasikan warna dengan menggabungkan tiga warna dasar — merah, hijau, dan biru — dalam berbagai tingkat intensitas, yang masing-masing memiliki rentang nilai dari 0 hingga 255. Dalam penelitian ini, fitur warna RGB diekstraksi dengan menghitung nilai rata-rata (*Mean*) dan standar deviasi (*Standard deviation*) dari setiap kanal warna (Tabel 3).

TABEL III
HASIL PERHITUNGAN NILAI STANDAR DEVISIASI (STD)

| No. | Tingkat Kematangan Kelas Buah | Red | Green | Blue |
|-----|-------------------------------|-----|-------|------|
| 1. | Busuk | 564 | 683 | 727 |
| 2. | Busuk | 562 | 684 | 737 |
| 3. | Busuk | 57 | 685 | 737 |
| 4. | Busuk | 57 | 691 | 74 |
| 5. | Busuk | 543 | 607 | 625 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 6. | Busuk | 610 | 634 | 638 |
| 7. | Busuk | 646 | 694 | 667 |
| 8. | Busuk | 584 | 634 | 692 |
| 9. | Busuk | 518 | 64 | 638 |
| 10. | Busuk | 567 | 631 | 66 |

GLCM (*Gray-Level-Co-occurrence Matrix*) adalah teknik untuk menganalisis tekstur dalam Gambar grayscale dengan melihat hubungan antar piksel. Dalam mengekstraksi fitur GLCM ini harus melakukan Mengonversi Gambar dari BGR ke grayscale dan menghitung presentasi seberapa sering pasangan nilai piksel [120,121] muncul dalam berdampingan dalam Gambar, fitur yang diambil dalam GLCM ini yaitu Contrast (C), Homogeneity (H), Energy (E), Correlation (Cor) menentukan ciri tekstur permukaan buah. Tabel 4 menyajikan contoh nilai GLCM untuk kelas buah yang busuk.

TABEL IV
HASIL PERHITUNGAN NILAI GLCM

| No. | Tingkat Kematangan | C | H | E | Corr. |
|-----|--------------------|-------------|--------------|---------------|--------------|
| 1. | Busuk | 1643.3 2 | 0.02268 8 | 0.005 850 | 0.24689 5 |
| 2. | Busuk | 4029.4 | 0.02667 8 | 0.007 024 | 0.27511 0 |
| 3. | Busuk | 4934.1 | 0.03283 9 | 0.009 1678 | 0.25090 4 |
| 4. | Busuk | 2705.9 9 | 0.02644 0 | 0.007 3879 | 0.20567 6 |

D) Membangun Model SVM

Setelah fitur diekstraksi dari dataset, data dibagi menjadi dua bagian: X_train dan X_test, 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Selanjutnya, model Support Vector Machine (SVM) dibangun menggunakan pipeline yang menggabungkan proses normalisasi dengan StandardScaler untuk memastikan semua fitur berada pada skala yang sama (mengubah data menjadi distribusi dengan mean 0 dan standar

deviasi 1), serta SVC dengan kernel *Sigmoid Function* dengan menggunakan atribut *support_vectors* dari objek model SVM meningkatkan akurasi klasifikasi. Model kemudian dilatih menggunakan data pelatihan, dievaluasi pada data pengujian.

E) Evaluasi Model

Setelah diperoleh model terbaik berdasarkan nilai akurasi, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi lanjutan terhadap model tersebut menggunakan *classification report*, classification report digunakan untuk mengevaluasi metrik performa model seperti *akurasi, precision, recall, dan F1-score*, yang dihitung berdasarkan hasil dari *confusion matrix*. Ketiga score tersebut berguna untuk mengetahui performa model secara detail dengan hasil melihat hasil performa prediksi model terhadap kelas tertentu pada data. Untuk informasi lebih detil pada model, *classification report* berdasarkan hasil pengujian *classification matriks* pada model ini dapat dilihat pada tabel 5.

TABEL V
HASIL PENGUJIAN EVALUASI MODEL SVM

| Kelas | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| busuk | 0.96 | 0.88 | 0.92 | 26 |
| lewat matang | 0.86 | 1.00 | 0.92 | 6 |
| matang | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 21 |
| mentah | 0.89 | 0.94 | 0.92 | 18 |
| accuracy | | | 0.93 | 71 |
| macro avg | 0.92 | 0.95 | 0.93 | 71 |
| weighted avg | 0.93 | 0.93 | 0.93 | 71 |

Berdasarkan hasil pengujian *classification report* pada tabel 5 dapat dilihat bahwa secara keseluruhan model memiliki Tingkat akurasi sebesar 93%. Dengan nilai *f1-score* terendah terdapat pada kelas busuk (0.92), yang berarti model sedikit kurang optimal dalam mengenali buah busuk dibandingkan kelas lainnya. Sebaliknya, kelas lewat_matang memiliki recall sempurna (1.00), artinya semua sampel lewat_matang berhasil dikenali. Kelas matang dan mentah juga menunjukkan performa seimbang dengan precision dan recall tinggi (≥ 0.89).

F) Interpretasi Model

Berdasarkan hasil evaluasi, model SVM menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit dengan akurasi 93%. Kategori lewat matang berhasil diprediksi dengan sempurna pada metrik recall (100%), menandakan bahwa seluruh buah yang benar-benar lewat matang dapat terdeteksi oleh model. Kategori matang dan mentah juga memiliki nilai recall tinggi, masing-masing sebesar 95% dan 94%, yang menunjukkan sebagian besar buah pada kategori ini teridentifikasi dengan benar. Sementara itu, kategori busuk memiliki precision tertinggi (96%), meskipun nilai recall-nya sedikit lebih rendah (88%), yang berarti terdapat beberapa buah busuk yang salah diprediksi sebagai kategori lain. Kesalahan prediksi yang terjadi umumnya disebabkan oleh kemiripan

visual antara beberapa kategori, terutama pada warna dan tekstur permukaan buah, misalnya buah busuk yang masih memiliki warna menyerupai buah lewat matang, atau buah mentah dengan pencahaayaan tertentu yang tampak seperti matang. Secara keseluruhan, distribusi prediksi yang benar dan salah menunjukkan bahwa model mampu membedakan keempat kategori dengan baik, namun tetap memiliki potensi peningkatan pada klasifikasi kategori yang memiliki kemiripan warna dan tekstur.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini, terbukti bahwa metode Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan untuk membangun model klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit dengan hasil yang sangat baik. Penelitian ini menggunakan data citra buah kelapa sawit sebanyak empat kelas, masing-masing terdiri dari 400 sampel dengan tingkat kematangan yaitu mentah, matang, lewat matang, dan busuk. Model SVM yang dikembangkan menunjukkan kinerja yang baik dalam mengidentifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Berdasarkan hasil evaluasi terhadap data uji, metode ini mampu mencapai akurasi sebesar 93%, yang mengindikasikan kemampuan tinggi dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Nilai *Precision* sebesar 92% menunjukkan ketepatan model dalam mengklasifikasikan setiap kelas, sedangkan *Recall* sebesar 95% menggambarkan kemampuan model mendeteksi setiap kelas secara menyeluruh, dengan *F1-Score* sebesar 93%. Penelitian ini menggunakan kondisi yang seragam, kedepannya berbagai kondisi pencahaayaan, sudut pengambilan, dan latar belakang dapat digunakan untuk membagi model.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penelitian ini didanai oleh Direktorat Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat, Direktorat Jenderal Riset dan Pengembangan, Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi Republik Indonesia melalui nomor kontrak Induk 122/C3/DT.05.00/PL/2025 dan nomor kontrak turunan 020/SK-M/VI/R.UnHar/2025.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. I. Guslianto and S. 'Uyun, "Klasifikasi Kematangan Buah Sawit Berdasarkan Fitur Warna, Bentuk dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-NN," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 9, no. 3, p. 407, 2023, doi: 10.26418/jp.v9i3.64877.
- [2] R. Mustajab, "2023, Data Sebaran Produksi Kelapa Sawit di Indonesia pada," 2024.
- [3] S. Ashari, G. J. Yanris, and I. Purnama, "Oil Palm Fruit Ripeness Detection using Deep Learning," *Sinkron*, vol. 7, no. 2, pp. 649–656, 2022, doi: 10.33395/sinkron.v7i2.11420.
- [4] E. F. Himmah, M. Widyaningsih, and M. Maysaroh, "Identifikasi Kematangan Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Warna RGB Dan HSV Menggunakan Metode K-Means Clustering," *Jurnal Sains*

- [5] dan Informatika, vol. 6, no. 2, pp. 193–202, Dec. 2020, doi: 10.34128/jsi.v6i2.242.
- [6] S. Ashari, G. J. Yanris, and I. Purnama, “Oil Palm Fruit Ripeness Detection using Deep Learning,” *Sinkron*, vol. 7, no. 2, pp. 649–656, May 2022, doi: 10.33395/sinkron.v7i2.11420.
- [7] S. Saadah, F. Z. Z., and H. H. Z., “Support Vector Regression (SVR) Dalam Memprediksi Harga Minyak Kelapa Sawit di Indonesia dan Nilai Tukar Mata Uang EUR/USD,” *Journal of Computer Science and Informatics Engineering (J-Cosine)*, vol. 5, no. 1, pp. 85–92, Jun. 2021, doi: 10.29303/jcosine.v5i1.403.
- [8] S. I. Guslianto and S. ‘Uyun, “Klasifikasi Kematangan Buah Sawit Berdasarkan Fitur Warna, Bentuk dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-NN,” *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 9, no. 3, p. 407, Dec. 2023, doi: 10.26418/jp.v9i3.64877.
- [9] I. U. P. Rangkuti and A. Syahputra, “Warna Minyak Sawit Mentah Dan Stabilitas Warna Berdasarkan Tingkat Kematangan Buah Yang Berasal Dari Kebun Dengan Ketinggian 800 MDPL,” *Jurnal Agro Fabrica*, vol. 1, no. 2, pp. 34–39, Dec. 2019, doi: 10.47199/jaf.v1i2.90.
- [10] Feny Rahmadhania, P. Sembiring, and Marshal Arifin Sinaga, “Pengaruh Kematangan Buah Kelapa Sawit Varietas Dxp Bah Lias Terhadap Kadar Minyak Sawit Mentah (CPO),” *Jurnal Agro Estate*, vol. 3, no. 1, pp. 1–9, Feb. 2019, doi: 10.47199/jae.v3i1.56.
- [11] A. Wibowo, P. Poningsih, I. Parlina, S. Suhada, and A. Wanto, “Rancang Bangun Mesin Sortir Buah Kelapa Sawit Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Sensor Warna Tcs3200 Berbasis Arduino Uno,” *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 9–15, May 2022, doi: 10.55123/storage.v1i2.305.
- [12] R. K. Dewi and Panji Fahreza, “Pemanenan Kelapa Sawit (*Elaeis guineensis* Jacq.) dengan Sistem Spesialisasi dan Mekanisasi,” pp. 123–129, 2019, doi: 10.25047/agropross.2019.532.
- [13] D. Yanuardi, Saktioto, R. F. Syahputra, Defrianto, and Y. Soerbakti, “Analisis Tingkat Kematangan Buah Sawit Dengan Injeksi Tegangan Searah,” *Komunikasi Fisika Indonesia Edisi*, vol. 20, no. 2, pp. 36–45, 2023, doi: <https://doi.org/10.31258/jkfi.20.2.109-114>.
- [14] T. K. Mazdavilaya, F. Yanto, E. Budianita, S. Sanjaya, and F. Syafria, “Implementasi VGG 16 dan Augmentasi Zoom Untuk Klasifikasi Kematangan Sawit,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, vol. 4, no. 6, pp. 2881–2891, 2024.
- [15] M. Y. M. A. Mansour, K. D. Dambul, and K. Y. Choo, “Object Detection Algorithms for Ripeness Classification of Oil Palm Fresh Fruit Bunch,” *International Journal of Technology*, vol. 13, no. 6, p. 1326, Nov. 2022, doi: 10.14716/ijtech.v13i6.5932.
- [16] N. P. Sutrisna et al., “Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pepaya menggunakan Model Convolutional Neural Network,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 11, no. 3, pp. 569–578, Jul. 2024, doi: 10.25126/jtiik.938119.
- [17] B. K. , P. W. L. G. A. H., and B. A. Wibisono, *Analisis Perbandingan Algoritma SVM dan CNN untuk Klasifikasi Buah*. 2021, pp. 1–11.
- [18] J. Zulkarnain, Kusrini, and T. Hidayat, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Tandan Buah Segar Kelapa Sawit Menggunakan Pendekatan Deep Learning,” *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 12, no. 3, Jan. 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v12i3.59140.
- [19] R. Nanda, E. Haerani, S. K. Gusti, and S. Ramadhani, “Klasifikasi Berita Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi (JNKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 269–278, Apr. 2022, doi: 10.32672/jnkti.v5i2.4193.
- [20] R. Rusman, B. Z. Haryati, and A. Michael, “Optimisasi Hiperparameter Tuning pada Metode Support Vector Machine untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Kopi,” *Jurnal Komputer dan Informatika*, vol. 11, no. 2, pp. 195–202, Oct. 2023, doi: 10.35508/jicon.v11i2.12571.
- [21] R. Mardianto, Stefanie Quinevera, and S. Rochimah, “Perbandingan Metode Random Forest, Convolutional Neural Network, dan Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Jenis Mangga,” *Journal of Applied Computer Science and Technology*, vol. 5, no. 1, pp. 63–71, May 2024, doi: 10.52158/jacost.v5i1.742.
- [22] K. Saputra, “Perbandingan Kinerja Fungsi Kernel Algoritma Support Vector Machine Pada Klasifikasi Penyakit Padi,” *Ijccs*, vol. 17, no. 1, pp. 119–131, 2023.
- [23] S. K. Parinduri, R. Rosnelly, A. Purnama, A. Sihotang, and M. C. Adelina, “Perbandingan Algoritma Support Vector Machine Dan K-Nearest Neighbors Pada Kematangan Buah Sawit,” *Device*, vol. 13, no. 2, pp. 147–155, Nov. 2023, doi: 10.32699/device.v13i2.5400.
- [24] R. Maneno, B. Baso, P. G. Manek, and K. Fallo, “Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan Metode Support Vector Machine Berdasarkan Warna Dan Tekstur,” *Journal of Information and Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 60–66, Sep. 2023, doi: 10.32938/jitu.v3i2.5323.
- [25] B. Maulana Alfaruq, D. Erwanto, and I. Yanuartanti, “Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Metode Support Vector Machine,” *Generation Journal*, vol. 7, no. 3, pp. 64–72, Nov. 2023, doi: 10.29407/gj.v7i3.21092.
- [26] N. T. Alqoria and F. Utaminingrum, “Rancang Bangun Sistem Deteksi Kemanisan Buah Melon dengan Metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) dan Support Vector Machine (SVM),” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 6, pp. 2472–2477, 2021.
- [27] A. Mahfud, A. Sugandhi, and E. Pashya, “Pemindai Tingkat Kematangan Tandan Buah Sawit Menggunakan Kamera Handphone Berbasis Android,” *Jurnal Citra Widya Edukasi*, vol. 13, no. 2, pp. 113–122, 2021.
- [28] Eko Prasetyo, *Pengolahan Citra Digital dan Aplikasinya Menggunakan Matlab*, 2nd ed., vol. 4. 2012.
- [29] R. Kurniawan, A. T. Martadinata, and S. D. Cahyo, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Sawit Berbasis Deep Learning dengan Menggunakan Arsitektur Yolov5,” *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 5, no. 1, pp. 302–309, Oct. 2023, doi: 10.47065/josh.v5i1.4408.
- [30] A. Hamzah, E. Susanti, and R. M. Lestari, “Klasifikasi Kematangan Buah Alpukat Mentega Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Support Vector Machine,” *Journal of Innovation And Future Technology (IFTECH)*, vol. 6, no. 1, pp. 108–120, Feb. 2024, doi: 10.47080/iftech.v6i1.3103.
- [31] R. Manaek, Richardus Eko Indrajit, and Erick Dazki, “Arsitektur Perusahaan Untuk Infrastruktur Telekomunikasi Di Daerah Pedalaman Indonesia,” *SATIN - Sains dan Teknologi Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 01–11, Dec. 2023, doi: 10.33372/stn.v9i2.1000.
- [32] Minyak di Dalamnya Di Pabrik Kelapa Sawit,” *Agroforetech*, vol. 1, no. 1, pp. 676–684, 2023, Accessed: Aug. 07, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.instiperjogja.ac.id/index.php/JOM/article/view/394>