

Deteksi Kualitas Buah Sawo dengan Pendekatan Ekstraksi Fitur GLCM dan Algoritma Support Vector Machine

Karisma Fidiya*, Muhammad Jauhar Vikri, Alif Yuanita Kartini

Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Bojonegoro, Indonesia

Email: ^{1,*}karismafidya103@gmail.com, ²vikri@unugiri.ac.id, ³alifyuanita@unugiri.ac.id

Email Penulis Korespondensi: karismafidya103@gmail.com

Submitted 27-03-2025; Accepted 28-04-2025; Published 30-04-2025

Abstrak

Kualitas buah sawo merupakan faktor penting untuk memastikan standar mutu dan kepuasan konsumen. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi kualitas buah sawo menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai metode klasifikasi. Dataset citra buah sawo dikumpulkan dan diproses dengan augmentasi data untuk meningkatkan variasi citra. Hasil ekstraksi fitur berupa kontras, homogenitas, energi, dan korelasi digunakan sebagai masukan untuk model SVM. Model dikembangkan dengan *train-test split* dan dievaluasi berdasarkan akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa metode yang diusulkan mampu mengklasifikasikan buah sawo dalam tiga kategori, yaitu mentah, matang, dan rusak, dengan tingkat akurasi 85%. Penerapan model ini diimplementasikan dalam sebuah *Graphical User Interface* (GUI) MATLAB, yang memungkinkan pengguna untuk secara otomatis mengklasifikasikan kualitas buah sawo dengan mudah dan efisien.

Kata Kunci: Sawo; Klasifikasi; Augmentasi; Gray Level Co-occurrence Matrix; Support Vector Machine

Abstract

The quality of sapodilla fruit is a crucial factor in ensuring product standards and consumer satisfaction. This study aims to detect the quality of sapodilla fruit using the *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) method for texture feature extraction and *Support Vector Machine* (SVM) as the classification algorithm. A dataset of sapodilla fruit images was collected and processed using data augmentation techniques to enhance image variation. Extracted features, including contrast, homogeneity, energy, and correlation, were used as input for the SVM model. The model was developed using a *train-test split* approach and evaluated based on accuracy, precision, recall, and *F1-score*. Experimental results show that the proposed method successfully classifies sapodilla fruit into three categories—raw, ripe, and damaged—with an accuracy of 85%. This model was implemented in a MATLAB-based *Graphical User Interface* (GUI), enabling users to automatically classify sapodilla quality easily and efficiently.

Keywords: Sapodilla; Classification; Augmentation; Gray Level Co-occurrence Matrix; Support Vector Machine

1. PENDAHULUAN

Sawo (*Manilkara zapota L*) merupakan salah satu jenis buah tropis yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat karena rasanya yang manis, teksturnya lembut, serta aromanya yang khas [1]. Kualitas buah sawo ditentukan oleh berbagai faktor, seperti tingkat kematangan, tekstur, warna, serta keberadaan cacat atau kerusakan yang dapat memengaruhi kelayakan konsumsi dan daya jualnya di pasaran. Oleh karena itu, deteksi kualitas buah menjadi aspek penting dalam industri pertanian guna memastikan bahwa produk yang dipasarkan memenuhi standar mutu yang telah ditetapkan, sehingga dapat menjaga kualitas, daya saing, serta kepuasan konsumen [2].

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), produksi sawo di Indonesia pada tahun 2022 mencapai 166.515 ton, mengalami penurunan sebesar 1,88% dibandingkan dengan tahun sebelumnya yang mencapai 169.71 ton [3]. Penurunan produksi ini menuntut adanya upaya untuk menjaga kualitas sawo agar tetap memenuhi standar yang telah ditetapkan. Namun, dengan jumlah produksi yang besar, pemilihan kualitas sawo secara manual menjadi tantangan karena prosesnya lambat, tidak konsisten, dan bergantung pada pengalaman individu, sehingga menyebabkan variasi dalam hasil penilaian. Salah satu pendekatan dalam menilai mutu buah sawo adalah pemanfaatan teknologi pengolahan citra digital melalui metode ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Tahap awal dalam proses ini melibatkan konversi citra berwarna (RGB) ke skala abu-abu untuk menyederhanakan informasi visual, sehingga analisis tekstur dapat dilakukan tanpa dipengaruhi oleh faktor warna. Konversi tersebut mengintegrasikan nilai intensitas dari tiga komponen warna utama, yaitu merah, hijau, dan biru, sehingga menghasilkan citra yang lebih sederhana namun tetap mampu merepresentasikan karakteristik buah sawo secara akurat.

GLCM di gunakan untuk mengekstraksi informasi tekstur dengan menganalisis hubungan spasial antar piksel dalam suatu citra [4]. Proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM diawali dengan membangun matriks *co-occurrence* berdasarkan pasangan intensitas piksel dalam arah tertentu (*horizontal*, *vertikal*, *diagonal*, atau *anti-diagonal*) dan jarak tertentu [5]. Dari matriks ini, berbagai fitur tekstur dapat dihitung, seperti *contrast* yang mengukur perbedaan intensitas antara piksel yang berdekatan, *homogeneity* yang menunjukkan keseragaman pola tekstur, *entropy* yang mencerminkan kompleksitas atau ketidak teraturan pola, serta *correlation* yang mengindikasikan hubungan linier antara piksel dalam suatu area. Dalam konteks deteksi kualitas buah sawo, fitur ini memungkinkan sistem untuk membedakan tingkat kematangan berdasarkan karakteristik teksturnya. Sawo mentah umumnya memiliki tekstur yang lebih kasar dengan kontras tinggi dan homogenitas rendah, sedangkan sawo matang memiliki tekstur lebih halus dengan kontras lebih rendah dan pola yang lebih seragam. Sebaliknya, sawo yang mengalami kerusakan menunjukkan tekstur tidak beraturan dengan entropi tinggi serta korelasi piksel yang lebih acak akibat perubahan struktural pada permukaan buah.

Fitur tekstur yang telah diekstraksi dari citra buah sawo, selanjutnya diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Algoritma SVM dalam pembelajaran mesin digunakan untuk mengkategorikan data ke dalam berbagai kelas atau kelompok, seperti buah yang mentah, matang, dan rusak [6]. Cara kerja SVM yaitu dengan mencari garis batas *hyperplane* yang paling optimal untuk memisahkan data dari setiap kelompok yang berbeda dalam satu dataset. Dalam konteks penilaian kualitas buah sawo, fitur tekstur yang dihasilkan digunakan sebagai input bagi SVM. SVM bekerja dengan memetakan data ke dalam ruang berdimensi tinggi menggunakan fungsi kernel, lalu mencari *hyperlane* dengan margin maksimum yang memisahkan data dari masing-masing kelas. Jika data bersifat *non-linear*, SVM menggunakan teknik transformasi kernel, seperti linear, polynomial, radial basis function (RBF), atau sigmoid, untuk meningkatkan akurasi pemisahan. Dalam klasifikasi multikelas seperti pada penelitian ini, metode yang umum digunakan adalah *One-vs-One* (OvO) atau *One-vs-All* (OvA) untuk menangani lebih dari dua kelas.

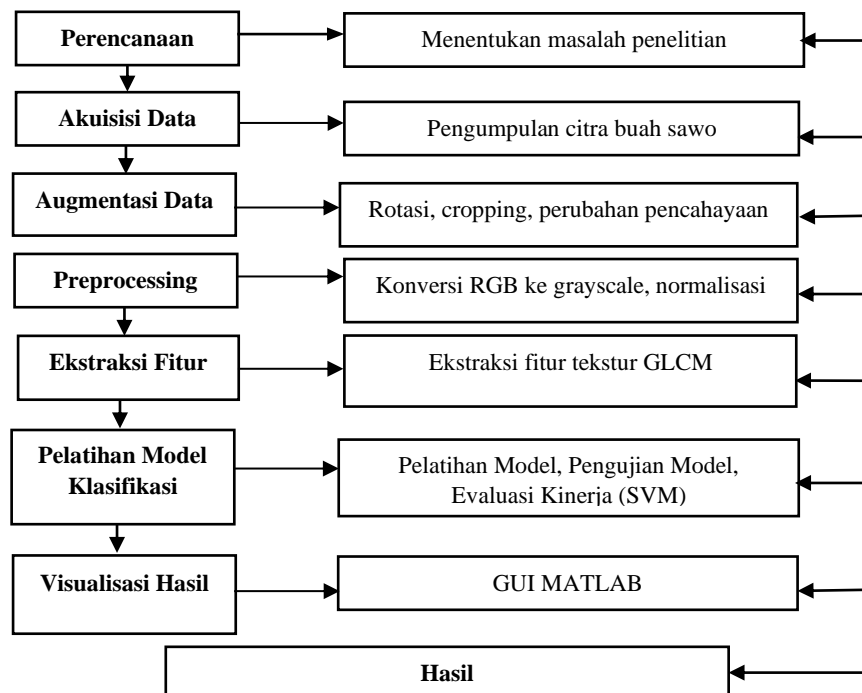
Pendekatan ini memungkinkan sistem mengenali kualitas buah sawo secara otomatis berdasarkan pola teksturnya, sehingga lebih akurat dan efisien dibandingkan dengan metode manual yang sering kali tidak konsisten. Berbagai penelitian terkait deteksi kualitas buah berbasis pengolahan citra digital telah dilakukan dengan pendekatan yang berbeda-beda [7]. Menerapkan metode ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM dan algoritma SVM untuk mengidentifikasi tingkat kematangan buah Monk, dengan akurasi sebesar 89%. Sementara itu, penelitian oleh [8]. Mengombinasikan fitur tekstur GLCM dengan fitur warna untuk mengklasifikasikan kematangan buah tomat, mencapai tingkat akurasi 91,1%. [5] mengimplementasikan kombinasi fitur warna RGB dan GLCM dengan algoritma KNN dalam klasifikasi kematangan buah rambutan, menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 98,75% pada parameter $K=1$. Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh [10]. Menggunakan model warna dalam klasifikasi tingkat kematangan tomat dengan algoritma SVM, memperoleh akurasi tertinggi sebesar 77,84%. Sementara itu, [10]. (2024) memanfaatkan fitur warna RGB dan HSV untuk mengklasifikasikan kematangan buah alpukat dengan akurasi lebih dari 85%.

Penelitian ini berbeda dari studi sebelumnya dengan berfokus pada deteksi kualitas buah sawo menggunakan pendekatan tekstur (GLCM) yang kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Selain itu, penelitian ini juga mengintegrasikan hasil klasifikasi ke dalam sistem antarmuka pengguna berbasis MATLAB GUI, yang belum banyak digunakan pada penelitian sejenis. Kontribusi utama dari penelitian ini terletak pada pengembangan sistem klasifikasi yang tidak hanya akurat, tetapi juga aplikatif dan mudah digunakan oleh pengguna awam. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan solusi efisien terhadap tantangan penilaian mutu buah secara otomatis dalam dunia pertanian dan industri pangan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahap penelitian ini dilaksanakan secara sistematis sesuai dengan rencana yang telah disusun guna memastikan penelitian berjalan dengan terstruktur dan mencapai hasil yang diharapkan. Gambaran umum kerangka kerja penelitian ini disajikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Kerangka kerja penelitian

Adapun penjelasan setiap tahap pada gambar 1 adalah sebagai berikut:

a. Perencanaan

Pada tahap perencanaan, peneliti mengidentifikasi masalah utama terkait pendeteksian kualitas buah sawo secara otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan buah sawo menjadi tiga kategori, yaitu mentah, matang, dan rusak, guna menggantikan metode manual yang cenderung subyektif. Metode yang digunakan meliputi *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. GLCM dipilih karena mampu menganalisis pola tekstur dengan baik, sedangkan SVM efektif untuk klasifikasi multikelas dengan akurasi tinggi. Diharapkan kombinasi metode ini dapat menghasilkan sistem klasifikasi yang akurat.

b. Akuisisi Data

Pada tahap akuisisi citra, data gambar buah sawo dikumpulkan menggunakan kamera digital beresolusi tinggi dan dataset tambahan dari platform Roboflow. Pengambilan gambar dilakukan dalam kondisi pencahayaan alami dan buatan dengan berbagai sudut pandang untuk memastikan variasi data. Jumlah citra yang terkumpul mencapai 872 gambar, terdiri dari kategori mentah, matang, dan rusak yang diklasifikasikan secara manual berdasarkan karakteristik visual buah. Data ini kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji untuk pelatihan model klasifikasi.

c. Augmentasi Data

Untuk meningkatkan keragaman data dan meminimalkan risiko *overfitting*, dilakukan augmentasi data dengan beberapa metode, yaitu rotasi untuk memutar citra pada sudut acak, *cropping* untuk memvariasikan posisi objek dalam gambar, serta penyesuaian kecerahan guna mengatasi variasi pencahayaan. Penerapan teknik augmentasi ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi model dalam mengklasifikasikan kualitas buah sawo. Teknik augmentasi ini terbukti efektif untuk meningkatkan keragaman data serta mengurangi risiko *overfitting* pada model klasifikasi citra [11].

d. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, Konversi dari RGB ke grayscale digunakan untuk menyederhanakan komponen warna, mengurangi dimensi, serta memudahkan proses analisis tekstur berbasis GLCM [13]. Selanjutnya, dilakukan normalisasi dengan menyesuaikan nilai intensitas piksel pada rentang 0 hingga 1 guna meminimalkan dampak noise. Teknik *cropping* diterapkan untuk memotong sebagian gambar sehingga posisi objek lebih bervariasi, sementara penyesuaian pencahayaan dilakukan untuk mengatasi perbedaan tingkat kecerahan. Langkah-langkah ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data sebelum tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi.

e. Ekstraksi Fitur

Metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) diterapkan untuk ekstraksi fitur tekstur dalam penelitian ini. Fitur yang dihasilkan meliputi kontras, yang menggambarkan perbedaan intensitas antar piksel, homogenitas yang mengukur tingkat keseragaman pola tekstur, energi untuk menunjukkan kekompakan tekstur, serta korelasi yang menilai hubungan linier antar piksel. Fitur-fitur ini berperan penting dalam proses klasifikasi kualitas buah sawo. Metode GLCM digunakan karena kemampuannya dalam merepresentasikan tekstur berdasarkan distribusi spasial antar piksel dengan berbagai arah dan jarak [14].

f. Pelatihan Model Klasifikasi

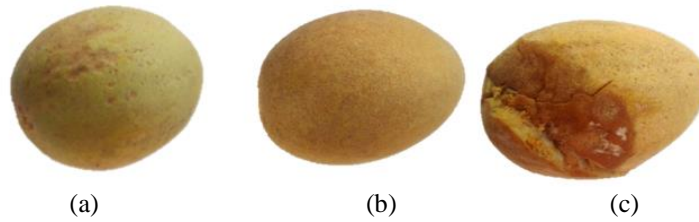
Algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan metode *Multiclass SVM* digunakan untuk mengelompokkan kualitas buah sawo menjadi tiga kelas, yaitu mentah, matang, dan rusak. Dua pendekatan yang diterapkan adalah *One-vs-One* (OvO), yang membandingkan setiap pasangan kelas secara berpasangan, dan *One-vs-All* (OvA) kelas dengan gabungan kelas lainnya. Model SVM mengukur kinerja berdasarkan akurasi, yang membandingkan satu kelas dengan gabungan kelas lainnya. Model SVM dibor menggunakan data latih dan diuji menggunakan data uji dengan mengukur kinerja berdasarkan akurasi, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. SVM dipilih karena memiliki performa tinggi dalam klasifikasi multikelas, terutama pada data berdimensi tinggi [15].

g. Visualisasi Hasil

Tahap visualisasi hasil dilakukan dengan mengembangkan *Graphical User Interface* (GUI) menggunakan MATLAB untuk mempermudah pengguna dalam melakukan klasifikasi kualitas buah sawo. GUI ini memungkinkan pengguna mengunggah citra, melakukan preprocessing, mengekstraksi fitur tekstur dengan GLCM, dan mengklasifikasikan kualitas buah berdasarkan model SVM. Penggunaan GUI MATLAB membantu pengguna melakukan klasifikasi citra tanpa perlu menulis kode secara langsung, sehingga meningkatkan kemudahan dan aksesibilitas sistem [20]. Hasil klasifikasi ditampilkan secara jelas dengan label kelas (mentah, matang, atau rusak) sehingga pengguna dapat mengevaluasi kualitas buah sawo secara mudah dan efisien.

2.2 Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 872 citra buah sawo yang diklasifikasikan ke dalam tiga kategori kualitas, yaitu mentah, matang, dan rusak, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2 (a). Sawo mentah dengan ciri-ciri kulit buah berwarna coklat kehijauan dan tekstur buah keras, Gambar 2 (b). buah dengan ciri-ciri warna kulit buah berubah menjadi warna coklat, tekstur yang lunak, dan pada Gambar 2 (c). buah yang terlalu matang atau rusak yaitu buah dengan warna kulit yang sudah mulai coklat kehitaman dengan tesktur yang sudah tidak terbentuk dengan baik.



Gambar 2. Citra sawo (a) Mentah, (b) Matang, (c) Rusak

Pengumpulan data dilakukan melalui dua metode utama, yakni pengambilan gambar secara langsung dan pemanfaatan dataset dari platform Roboflow. Sebanyak 76 citra diperoleh melalui pengambilan gambar langsung menggunakan kamera digital dengan resolusi tinggi, sementara 796 citra lainnya diperoleh dari Roboflow, sebuah platform berbasis kecerdasan buatan yang menyediakan dataset berkualitas tinggi serta fitur anotasi otomatis untuk meningkatkan efisiensi dalam proses pelabelan dan pengolahan data.

2.3 Augmentasi Data

Augmentasi data adalah teknik yang digunakan untuk meningkatkan variasi dalam dataset guna mencegah overfitting dan meningkatkan generalisasi model [11]. Beberapa teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini diantaranya rotasi (*Rotation*), Pemotongan (*Cropping*), dan Perubahan Pencahayaan (*Brightness Adjustment*)

a. Rotasi

Rotasi dilakukan untuk memutar citra dengan sudut tertentu, sehingga model dapat mengenali objek dari berbagai orientasi. Rotasi citra dapat dirumuskan sebagai:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (1)$$

Di mana θ adalah sudut rotasi dalam derajat, (x, y) adalah koordinat piksel sebelum rotasi, dan (x', y') adalah koordinat setelah rotasi. Proses rotasi ini diterapkan pada citra buah sawo untuk meningkatkan keragaman orientasi objek dalam dataset. Ilustrasi hasil rotasi ditampilkan pada Gambar 3, di mana Gambar 3(a) menunjukkan kondisi citra sebelum rotasi dan Gambar 3(b) menunjukkan kondisi citra setelah dilakukan rotasi.



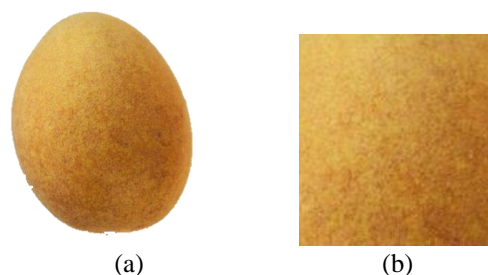
Gambar 3. Hasil proses rotasi

b. Pemotongan (*Cropping*)

Cropping bertujuan untuk mengambil sebagian citra guna meningkatkan variasi posisi objek dalam dataset. Fungsi cropping dapat dituliskan sebagai:

$$I'(x, y) = I(x + x_c, y + y_c) \quad (2)$$

Di mana (x_c, y_c) adalah pergeseran koordinat titik awal pemotongan. Proses ini bertujuan untuk mengambil sebagian area dari citra guna meningkatkan variasi posisi objek dalam dataset. Ilustrasi hasil proses cropping ditunjukkan pada Gambar 4, di mana Gambar 4(a) menampilkan citra sebelum dilakukan pemotongan, dan Gambar 4(b) menunjukkan citra setelah proses cropping diterapkan.



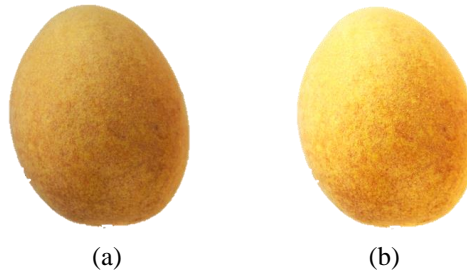
Gambar 4. Pemotongan (*Cropping*)

c. Perubahan Pencahayaan (*Brightness Adjustment*)

Perubahan pencahayaan dilakukan dengan mengalikan atau menambahkan faktor tertentu ke nilai intensitas piksel, yang dirumuskan sebagai:

$$I'(x, y) = \alpha I(x, y) + \beta \quad (3)$$

Di mana α adalah faktor pengali untuk kontras, β adalah faktor penyesuaian pencahayaan, dan $I(x, y)$ adalah nilai intensitas piksel sebelum penyesuaian. Penyesuaian pencahayaan ini dilakukan dengan tujuan mengatasi variasi tingkat terang pada citra akibat perbedaan kondisi pencahayaan saat akuisisi. Ilustrasi hasil proses ini ditampilkan pada Gambar 5, di mana Gambar 5(a) menunjukkan kondisi citra sebelum penyesuaian pencahayaan, dan Gambar 5(b) menampilkan hasil citra setelah penyesuaian diterapkan.



Gambar 5. Pencahayaan

2.4 Gray-Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)

Penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur tekstur dengan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) telah terbukti efektif dalam menganalisis pola tekstur pada berbagai objek, termasuk buah-buahan. Metode ini mengevaluasi hubungan spasial antara piksel dalam suatu citra serta menghasilkan fitur tekstur utama, seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas [16].

GLCM merupakan teknik ekstraksi fitur citra yang digunakan untuk memperoleh informasi terkait tekstur dari citra digital [12]. Pendekatan ini didasarkan pada pembentukan matriks kemunculan bersama *Co-occurrence matrix*, yang merepresentasikan distribusi nilai intensitas piksel dalam citra berskala keabuan *grayscale*. Dalam prosesnya, GLCM membandingkan intensitas piksel dalam citra berdasarkan jarak dan arah tertentu [13].

2.5 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma pembelajaran mesin berbasis statistik yang digunakan dalam tugas klasifikasi dan regresi [17]. Algoritma ini bekerja dengan menentukan hyperplane optimal yang memisahkan kelas-kelas dalam ruang fitur dengan margin maksimum, sehingga meningkatkan akurasi dalam proses klasifikasi [14]. Model matematis yang digunakan dalam SVM adalah $y = wx + \gamma$ dan algoritma ini terbagi menjadi dua jenis, yaitu SVM linier dan nonlinier [18]. Dalam penelitian ini, diterapkan Multiclass SVM yang mampu menangani lebih dari dua kelas dengan dua pendekatan utama, yaitu *One-vs-One* (OvO), di mana setiap pasangan kelas dibandingkan secara individual, serta *One-vs-All* (OvA), di mana setiap kelas dibandingkan dengan keseluruhan kelas lainnya [19]. Persamaan dasar untuk SVM adalah:

$$w \cdot x + b = 0 \quad (4)$$

Di mana:

w adalah vektor bobot,

x adalah vektor fitur,

b adalah bias.

Untuk mengoptimalkan pemisahan, digunakan fungsi objektif:

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \quad (5)$$

Dengan kendala klasifikasi:

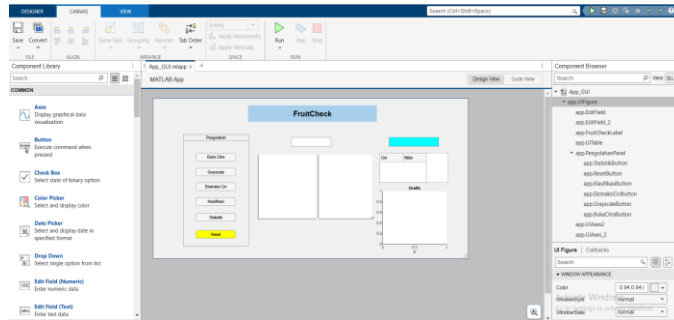
$$yi(w \cdot x_i + b) \geq 1, \forall_i \quad (6)$$

Keunggulan SVM meliputi ketahanan terhadap overfitting, efisiensi pada data berdimensi tinggi, dan performa yang baik dalam klasifikasi citra.

2.6 Graphical User Interface (GUI) MATLAB

Antarmuka Grafis Pengguna (GUI) adalah platform interaktif yang memungkinkan pengguna berinteraksi dengan sistem melalui elemen visual, seperti tombol, slider, dan menu [20]. MATLAB menyediakan fitur GUI yang memungkinkan

pengguna menjalankan aplikasi secara intuitif tanpa perlu menuliskan kode secara langsung [15]. Penelitian ini mengembangkan GUI untuk menampilkan hasil klasifikasi kualitas buah sawo ke dalam tiga kategori, yaitu matang, mentah, dan rusak. Selain itu, GUI ini dirancang untuk memudahkan pengguna dalam mengunggah citra, memproses data, serta mengintegrasikan berbagai tahapan pengolahan citra, seperti ekstraksi fitur, segmentasi, dan klasifikasi. Komponen utama dalam GUI meliputi tombol pemuatan gambar, area tampilan citra, tabel hasil klasifikasi, serta panel kontrol untuk pengaturan parameter pemrosesan. Dengan rancangan ini, GUI diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan kemudahan dalam menganalisis kualitas buah sawo. Fitur pada desain GUI Matlab dapat di lihat pada Gambar 7.



Gambar 6. Graphical User Interface (GUI) MATLAB

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahapan implementasi dimulai dengan konversi citra buah sawo dari format RGB ke grayscale untuk menyederhanakan informasi warna dan menekankan analisis tekstur. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dengan empat parameter utama, yaitu kontras, energi, homogenitas, dan korelasi. Ekstraksi dilakukan pada empat arah orientasi (0° , 45° , 90° , 135°) dan hasilnya dirata-ratakan untuk mendapatkan nilai fitur yang representatif. Nilai-nilai fitur ini digunakan sebagai input untuk pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan pendekatan One-vs-All. Setelah model dilatih menggunakan data latih, performanya diuji pada data uji menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Terakhir, sistem klasifikasi ini diintegrasikan ke dalam aplikasi antarmuka GUI MATLAB untuk memudahkan pengguna dalam mengunggah citra, mengekstraksi fitur, dan mengklasifikasikan kualitas buah secara otomatis.

3.1 Citra Buah Sawo

Dataset yang dipakai dalam penelitian ini berisi 872 citra buah sawo yang dikelompokkan menjadi tiga kategori kualitas, yaitu mentah, matang, dan rusak. Setelah augmentasi, jumlah citra meningkat menjadi 1.224 citra. Teknik augmentasi yang diterapkan meliputi pemutaran, pemotongan, perubahan pencahayaan, dan pembagian dataset untuk mendukung proses pelatihan model SVM. Dataset ini diperoleh menggunakan platform Roboflow untuk memastikan variasi kondisi dan kualitas data yang sesuai dengan kebutuhan penelitian. Rincian komposisi dataset sebelum dan sesudah proses augmentasi ditampilkan pada Tabel 1 dan Tabel 2. Tabel 1 menyajikan distribusi jumlah citra awal berdasarkan kategori kelas (mentah, matang, dan rusak) sebelum dilakukan augmentasi. Sementara itu, Tabel 2 menunjukkan jumlah citra setelah dilakukan proses augmentasi, yang mencakup rotasi, pemotongan, dan penyesuaian pencahayaan guna meningkatkan variasi dan representasi data pada masing-masing kelas.

Tabel 1. Detail Dataset Awal

Kelas	Train	Test	Total
Mentah	289	73	362
Matang	267	67	334
Rusak	140	36	176
Total	696	176	872

Tabel 1 menunjukkan rincian dataset awal yang digunakan dalam penelitian ini sebelum dilakukan proses augmentasi. Dataset terdiri dari 872 citra buah sawo yang terbagi ke dalam tiga kategori kelas, yaitu mentah, matang, dan rusak. Masing-masing kelas telah dipisahkan ke dalam data latih dan data uji dengan proporsi yang seimbang, yaitu sebanyak 696 citra untuk pelatihan dan 176 citra untuk pengujian. Proporsi ini dirancang untuk memastikan model memperoleh generalisasi yang baik dalam proses klasifikasi.

Tabel 2. Detail Dataset Setelah Augmentasi

Kelas	Train	Test	Total
Mentah	404	102	508

Matang	376	94	470
Rusak	196	50	246
Total	979	245	1.224

Setelah dilakukan proses augmentasi, jumlah dataset meningkat secara signifikan menjadi 1.224 citra, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 2. Teknik augmentasi yang diterapkan—meliputi rotasi, pemotongan, dan penyesuaian pencahayaan—bertujuan untuk meningkatkan keragaman visual citra dan memperkuat kemampuan generalisasi model klasifikasi. Dataset hasil augmentasi terdiri dari 979 citra untuk pelatihan dan 245 citra untuk pengujian, dengan distribusi yang tetap merata di setiap kelas, yaitu mentah, matang, dan rusak.

3.2 Ekstraksi Fitur Tekstur

Pada tahap ini RGB akan dilakukan proses konversi menjadi citra grayscale. Dimana citra berwarna yang memiliki tiga komponen warna RGB akan dirubah menjadi citra abu-abu yang hanya memiliki satu komponen warna abu-abu dengan resolusi 8 bit (0-255). Nilai tersebut yang nantinya diperlukan dalam pengkonversian citra biner guna dalam menentukan citra yang bernilai 1 atau 0 sesuai dengan nilai ambang batas (*threshold*) yang telah ditentukan. Konversi dari RGB ke grayscale menggunakan rumus:

$$I_{gray} = 0.2989.R + 0.5870.G + 0.1140.B \quad (7)$$

Di mana:

- I_{gray} adalah nilai intensitas piksel dalam citra *grayscale*.
- R, G, B adalah nilai intensitas kanal merah, hijau, dan biru pada piksel yang sama.

Proses konversi citra buah sawo dari format RGB ke *grayscale* bertujuan untuk menyederhanakan informasi warna dan memfokuskan analisis pada fitur tekstur. Hasil dari proses konversi ini dapat dilihat pada Gambar 7, di mana citra RGB diubah menjadi citra skala keabuan dengan intensitas piksel tunggal. Perubahan ini penting untuk mendukung tahap ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM.



Gambar 7. Konversi citra RGB ke grayscale

Setelah citra dikonversi dari RGB ke *grayscale*, langkah selanjutnya adalah melakukan ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Metode ini berfungsi untuk menganalisis pola tekstur dengan menghitung hubungan spasial antara piksel pada berbagai tingkat keabuan. Beberapa fitur yang diekstraksi meliputi kontras, energi, homogenitas, dan korelasi, yang masing-masing menggambarkan karakteristik permukaan buah sawo. Hasil dari ekstraksi ini berupa matriks yang menggambarkan frekuensi kemunculan pasangan intensitas piksel dalam parameter jarak dan arah yang telah ditentukan. Matriks tersebut merepresentasikan distribusi spasial tekstur citra dan menjadi dasar dalam analisis lebih lanjut, seperti klasifikasi atau segmentasi objek. Hasil ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) ditampilkan pada Tabel 3. Setiap baris pada tabel mewakili satu citra buah sawo, baik dari data latih maupun data uji. Fitur yang dihasilkan mencakup nilai contrast, correlation, energy, dan homogeneity, yang masing-masing merepresentasikan karakteristik tekstur permukaan buah.

Tabel 3. Hasil ekstraksi fitur tekstur *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM).

	Contrast	Correlation	Energy	Homogeneity	label
0	7.669334	0.998656	0.086723	0.612692	train
1	23.110541	0.998276	0.109859	0.596341	train
2	9.641296	0.997648	0.096450	0.584384	train
3	17.420265	0.993771	0.080937	0.716133	train
4	74.832872	0.987810	0.088713	0.595170	train
...
1.222	52.293093	0.994686	0.078110	0.574209	valid
1.223	67.589560	0.993562	0.155627	0.736489	valid
1.224	0.904289	0.999474	0.178456	0.864393	valid

3.3 Evaluasi Model

Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi kualitas buah sawo menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan fitur tekstur yang diekstraksi melalui metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM). Model dilatih dengan 80% data latih dan diuji menggunakan 20% data uji untuk menilai kinerjanya dalam mengklasifikasikan buah sawo ke dalam tiga kategori, yaitu mentah, matang, dan rusak. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi sebesar 85%. Berdasarkan analisis menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-score*, model menunjukkan performa terbaik pada kategori rusak, dengan *precision* 1.00, tetapi *recall* hanya 0.67, yang menunjukkan adanya beberapa buah rusak yang tidak terdeteksi dengan baik. Sementara itu, kategori mentah memiliki *recall* 1.00, menandakan bahwa seluruh buah mentah berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun *precision*-nya 0.75, yang mengindikasikan adanya kesalahan prediksi. Untuk kategori matang, *precision* dan *recall* masing-masing 0.75, yang mencerminkan keseimbangan dalam tingkat kesalahan klasifikasi. Evaluasi performa model klasifikasi dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4. Berdasarkan hasil pengujian, model berhasil mencapai akurasi sebesar 85%, yang menunjukkan tingkat keberhasilan model dalam mengklasifikasikan buah sawo ke dalam tiga kategori kualitas, yaitu mentah, matang, dan rusak.

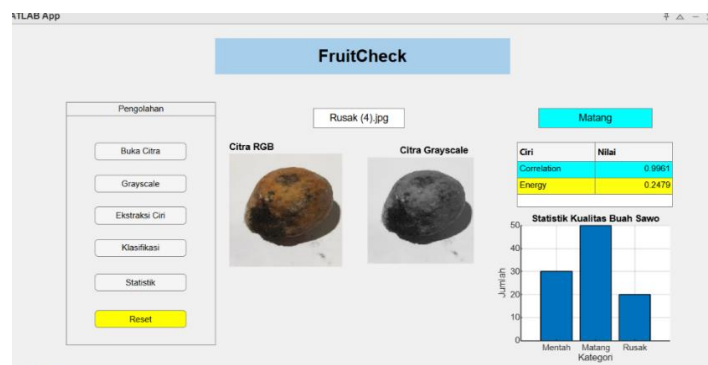
Tabel 4. Hasil evaluasi model

Class	Precision	Recall	F1-score	Support
0 (mentah)	0.75	1.00	0.86	3
1 (matang)	0.75	0.75	0.75	4
2 (Rusak)	1.00	0.67	0.85	3
Accuracy	0.80	0.80	0.85	-
Macro Avg	0.83	0.81	0.80	10
Weighted Avg	0.83	0.80	0.85	10

Untuk kategori mentah (kelas 0), model menunjukkan nilai *recall* yang sempurna (1.00), menandakan bahwa seluruh citra mentah berhasil dikenali dengan benar, meskipun *precision*-nya berada di angka 0.75. Hal ini mengindikasikan bahwa ada sebagian citra yang diprediksi sebagai mentah, namun sebenarnya berasal dari kelas lain. Pada kategori matang (kelas 1), nilai *precision* dan *recall* berada pada tingkat yang sama yaitu 0.75, mencerminkan keseimbangan antara data yang benar terdeteksi dan jumlah kesalahan prediksi. Sementara itu, pada kategori rusak (kelas 2), *precision* mencapai 1.00, menunjukkan bahwa semua citra yang diklasifikasikan sebagai rusak memang benar, tetapi *recall*-nya hanya 0.67. Ini berarti masih ada citra rusak yang gagal dikenali oleh model. Nilai rata-rata makro (*macro average*) dan tertimbang (*weighted average*) juga menunjukkan performa yang konsisten, dengan *F1-score* masing-masing sebesar 0.80 dan 0.85. Metrik ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai efektivitas model dalam mengklasifikasikan data dari berbagai kelas secara proporsional dan seimbang.

3.4 Rancangan Sistem

Sistem yang dirancang dalam penelitian ini dilengkapi dengan antarmuka pengguna grafis (*Graphical User Interface/GUI*) untuk mempermudah interaksi pengguna dalam proses klasifikasi kualitas buah sawo. Antarmuka ini memungkinkan pengguna untuk melakukan berbagai tahapan pemrosesan citra secara terstruktur dan interaktif. Gambar 8 menunjukkan tampilan rancangan sistem berbasis GUI MATLAB yang dinamakan FruitCheck.



Gambar 8. Rancangan sistem dengan Graphical User Interface (GUI) MATLAB

Pada Gambar 8. Rancangan sistem dengan *Graphical User Interface* (GUI) MATLAB di atas dikembangkan menggunakan MATLAB App Designer untuk mendeteksi kualitas buah sawo berdasarkan fitur tekstur yang diekstrak melalui metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) dan diklasifikasikan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Antarmuka aplikasi ini dirancang dengan panel Pengolahan yang dilengkapi berbagai tombol fungsional guna mendukung proses analisis. Tombol Buka Citra digunakan untuk memuat gambar buah sawo, sedangkan tombol *Grayscale* berfungsi mengubah citra menjadi format hitam putih. Selanjutnya, tombol Ekstraksi Ciri digunakan untuk memperoleh fitur tekstur yang akan menentukan kategori kualitas buah sawo, yaitu Mentah, Matang, atau Rusak. Selain

itu, tersedia tombol Statistik untuk menampilkan distribusi jumlah buah berdasarkan kategori serta tombol Reset untuk mengembalikan proses ke kondisi awal. Dengan rancangan ini, diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam analisis kualitas buah sawo.

3.5 Pembahasan

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode SVM berbasis ekstraksi fitur tekstur GLCM efektif dalam mengklasifikasikan kualitas buah sawo menjadi tiga kelas: mentah, matang, dan rusak. Fitur tekstur yang diekstraksi seperti kontras, energi, homogenitas, dan korelasi mampu menangkap karakteristik permukaan buah sawo dengan baik, menghasilkan tingkat akurasi klasifikasi yang memadai. Namun, masih terdapat kesalahan klasifikasi, terutama antara kelas matang dan rusak, yang kemungkinan disebabkan oleh kemiripan karakteristik tekstur pada kedua kelas tersebut.

Penggunaan GUI MATLAB dalam penelitian ini mempermudah pengguna dalam melakukan klasifikasi dengan tampilan yang sederhana dan informatif. GUI ini tidak hanya memfasilitasi proses klasifikasi secara interaktif tetapi juga memberikan kemudahan interpretasi hasil kepada pengguna. Secara keseluruhan, metode yang diterapkan telah memberikan hasil yang cukup memuaskan dan dapat dikembangkan lebih lanjut dengan memperluas variasi dataset dan meningkatkan teknik augmentasi data guna meminimalkan kesalahan klasifikasi.

Jika dibandingkan dengan penelitian oleh [8] yang menggunakan kombinasi fitur warna dan tekstur pada buah tomat dan mencapai akurasi 91,1%, akurasi 85% dalam penelitian ini masih tergolong kompetitif mengingat objek yang digunakan adalah buah sawo dengan tekstur permukaan yang lebih kompleks dan warna yang relatif homogen. Selain itu, keberadaan GUI MATLAB dalam sistem ini menjadi nilai tambah dari sisi kepraktisan dan aksesibilitas bagi pengguna awam. Beberapa kesalahan klasifikasi, terutama antara kategori matang dan rusak, kemungkinan besar disebabkan oleh kemiripan tekstur visual yang sulit dibedakan secara kasat mata. Peningkatan akurasi dapat diupayakan melalui tuning parameter SVM, eksplorasi fitur tambahan, dan perluasan dataset.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menghasilkan model klasifikasi kualitas buah sawo dengan menerapkan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai algoritma klasifikasi. Model yang dikembangkan mampu mengelompokkan buah sawo ke dalam tiga kategori, yaitu mentah, matang, dan rusak, dengan tingkat akurasi 85%. Evaluasi model berdasarkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif dalam membedakan karakteristik tekstur buah sawo. Selain itu, penelitian ini juga merancang *Graphical User Interface* (GUI) MATLAB yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra, melakukan klasifikasi, serta menampilkan hasil dalam satu antarmuka yang intuitif dan mudah digunakan. Dengan adanya GUI ini, proses analisis kualitas buah sawo menjadi lebih cepat dan efisien tanpa memerlukan keahlian teknis dalam pemrograman. Meskipun hasil yang diperoleh cukup baik, masih terdapat beberapa aspek yang dapat ditingkatkan, seperti penambahan jumlah dan variasi dataset untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, optimasi parameter SVM guna meningkatkan akurasi, serta eksplorasi metode ekstraksi fitur tambahan agar lebih mampu menangkap informasi tekstur secara lebih detail. Dengan penyempurnaan lebih lanjut, sistem ini berpotensi menjadi solusi yang lebih andal dalam mendukung proses seleksi kualitas buah sawo secara otomatis dan lebih akurat.

REFERENCES

- [1] Faisal & Samsia, "Uts student confrence," vol. 1, no. 3, pp. 133–143, 2023.
- [2] F. Nurfajar, M. Suhendra, K. Ramadhan, M. Rizky Afrianto, and P. Rosyani, "Algoritma Pengolahan Citra Untuk Deteksi Cacat Buah Jeruk Dengan Image Processing," *J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 4, pp. 296–299, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk>
- [3] [Kementan] Kementerian Pertanian, *Statistik Pertanian Tahun 2021*. 2022.
- [4] H. P. Hadi and E. H. Rachmawanto, "Ekstraksi Fitur Warna Dan Glem Pada Algoritma Knn Untuk Klasifikasi Kematangan Rambutan," *J. Inform. Polinema*, vol. 8, no. 3, pp. 63–68, 2022, doi: 10.33795/jip.v8i3.949.
- [5] T. Lusiana, V., Al Amin, I. H., Hartono, B., & Kristianto, "Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan Matriks GLCM pada Citra dengan Variasi Arah Obyek," *Pros. SENDI_U*, pp. 978–979, 2019.
- [6] Y. E. Yana and N. Nafi'iyah, "Klasifikasi Jenis Pisang Berdasarkan Fitur Warna, Tekstur, Bentuk Citra Menggunakan SVM dan KNN," *Res. J. Comput. Inf. Syst. Technol. Manag.*, vol. 4, no. 1, p. 28, 2021, doi: 10.25273/research.v4i1.6687.
- [7] R. Maneno, B. Baso, P. G. Manek, and K. Fallo, "Deteksi Tingkat Kematangan Buah Pinang Menggunakan Metode Support Vector Machine Berdasarkan Warna Dan Tekstur," *J. Inf. Technol.*, vol. 3, no. 2, pp. 60–66, 2023, doi: 10.32938/jitu.v3i2.5323.
- [8] B. Maulana Alfaruq, D. Erwanto, and I. Yanuartanti, "Klasifikasi Kematangan Buah Tomat Dengan Metode Support Vector Machine," *Gener. J.*, vol. 7, no. 3, pp. 64–72, 2023, doi: 10.29407/gj.v7i3.21092.
- [9] K. Tingkat *et al.*, "Tomat Dengan Variasi Model Warna," vol. 1, no. 2, pp. 203–210, 2023.
- [10] A. Hamzah, E. Susanti, and R. M. Lestari, "BERDASARKAN FITUR WARNA MENGGUNAKAN," vol. 6, no. 1, pp. 108–120, 2024.
- [11] Y. Kasnanda Bintang, H. Imaduddin, Y. Kasnanda, and B. Corresponding Author, "Pengembangan Model Deep Learning Untuk Deteksi Retinopati Diabetik Menggunakan Metode Transfer Learning," vol. 9, no. 3, pp. 1442–1455, 2024, [Online]. Available: <https://doi.org/10.29100/jipi.v9i3.5588>
- [12] M. Zahara *et al.*, "Klasifikasi Kualitas Varietas Benih Jagung Bima 20 Menggunakan Metode Random Forest," vol. 10, no. 2,

- pp. 367–385, 2024.
- [13] J. P. Wiastopo and I. Imelda, “Deteksi Kesegaran Ikan Kembung dengan Metode KNN Berdasarkan Fitur GLCM dan RGB-HSV,” vol. 13, no. September, pp. 10–16, 2024.
 - [14] H. Adams, E. Farnell, and B. Story, “Support Vector Machines and Radon’S Theorem,” *Found. Data Sci.*, vol. 4, no. 4, pp. 467–494, 2022, doi: 10.3934/fods.2022017.
 - [15] R. Rustan, “Pemodelan Gerak 2 Dimensi Berbasis GUI Matlab dengan Ketinggian Awal Tertentu,” *Radiasi J. Berk. Pendidik. Fis.*, vol. 14, no. 2, pp. 99–107, 2021, doi: 10.37729/radiasi.v14i2.1288.
 - [16] C. Neural and N. Cnn, “Inovasi Pendidikan Nusantara Inovasi Pendidikan Nusantara,” vol. 6, no. 1, pp. 523–539, 2025.
 - [17] F. Refindha, A. Harianto, Z. Alawi, and I. Aristia, “PENGARUH KOMPOSISI SPLIT DATA PADA AKURASI KLASIFIKASI PENDERITA DIABETES MENGGUNAKAN,” vol. 8, no. 1, pp. 36–44, 2025.
 - [18] M. Muhathir, M. H. Santoso, and D. A. Larasati, “Wayang Image Classification Using SVM Method and GLCM Feature Extraction,” *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 4, no. 2, pp. 373–382, 2021, doi: 10.31289/jite.v4i2.4524.
 - [19] R. Novidianto, “Prediksi Fase Pertumbuhan Padi Berdasarkan Data Citra Multipemporal Landsat-8 dengan Metode Convolutional Neural Networ (CNN) dan Rotation Forest Multiclass (Rotfor) (Studi Kasus: Sampel KSA Kabupaten Poso, Provinsi Sulawesi Tengah),” 2021.
 - [20] T. Zhao, C. Chen, Y. Liu, and X. Zhu, “GUIGAN: Learning to generate GUI designs using generative adversarial networks,” *Proc. - Int. Conf. Softw. Eng.*, pp. 748–760, 2021, doi: 10.1109/ICSE43902.2021.00074.