

## KLASIFIKASI CITRA BUNGA MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE DAN GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX

Ari Peryanto<sup>1)</sup>, Dwi Susanto<sup>2)</sup>, Yuwono Fitri Widodo<sup>3)</sup>

<sup>1,2,3</sup> Informatika, Universitas Madani  
Jl Wonosari KM. 10 Karanggayam, Bantul, Daerah Istimewa Yogyakarta  
Co Responden Email: ari@umad.ac.id

### Abstract

#### Article history

Received 26 Dec 2024

Revised 27 Mar 2025

Accepted 14 Apr 2025

Available online 30 May 2025

#### Keywords

Flower,  
Machine Learning,  
SVM,  
GLCM,  
Confusion Matrix

*Flowers as raw materials for pharmaceuticals and cosmetics require an accurate classification system. This study develops an automated method based on Support Vector Machine (SVM) with the extraction of the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) feature to overcome the weaknesses of manual classification. The research stages include data collection, image preprocessing, feature extraction (contrast, correlation, energy, homogeneity), and model evaluation using a confusion matrix. The results achieved an accuracy of 78.3%, indicating a significant improvement in the speed and consistency of identification. The implementation of this system provides three main benefits: (1) increasing the production efficiency of the pharmaceutical/cosmetic industry through automation, (2) reducing dependence on experts, and (3) becoming the basis for the development of a computer vision system for the identification of medicinal plants. The findings of this study are very relevant for raw material producers, botanical researchers, and agricultural technology developers, as well as opening up opportunities for intelligent system innovation in the biotechnology field.*

### Abstrak

#### Riwayat

Diterima 26 Des 2024

Revisi 27 Mar 2025

Disetujui 14 Apr 2025

Terbit online 30 Mei 2025

#### Kata Kunci

Bunga,  
Machine Learning,  
SVM,  
GLCM,  
Confusion Matrix

Bunga sebagai bahan baku farmasi dan kosmetik memerlukan sistem klasifikasi yang akurat. Penelitian ini mengembangkan metode otomatis berbasis *Support Vector Machine* (SVM) dengan ekstraksi fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk mengatasi kelemahan klasifikasi manual. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, *preprocessing* citra, ekstraksi fitur (*contrast, correlation, energy, homogeneity*), serta evaluasi model menggunakan *confusion matrix*. Hasilnya mencapai akurasi 78,3%, menunjukkan peningkatan signifikan dalam kecepatan dan konsistensi identifikasi. Implementasi sistem ini memberikan tiga manfaat utama: (1) meningkatkan efisiensi produksi industri farmasi/kosmetik melalui otomatisasi, (2) mengurangi ketergantungan pada tenaga ahli, serta (3) menjadi landasan pengembangan sistem visi komputer untuk identifikasi tanaman obat. Temuan penelitian ini sangat relevan bagi produsen bahan baku, peneliti botani, dan pengembang teknologi pertanian, sekaligus membuka peluang inovasi sistem cerdas di bidang bioteknologi.

## PENDAHULUAN

Bunga adalah salah satu ciptaan Tuhan yang paling indah serta mempunyai ribuan spesies dan warna. Mengklasifikasi bunga adalah pekerjaan yang sangat membosankan dan hanya bisa dilakukan oleh ahli botani. Kemampuan Mengklasifikasi bunga menggunakan komputer dan teknologi akan sangat membantu industri farmasi, kosmetik dan industri lainnya.

*Machine Learning* khususnya SVM merupakan metode yang sangat baik untuk tugas klasifikasi bunga. SVM merupakan salah satu metode klasifikasi awal terbaik dan tidak rumit (Ernawati, Satya Kumara, and Setiawan 2023). SVM beroperasi dengan menentukan batas antara dua kelas yang memiliki jarak maksimum dari data terdekat. Jarak maksimum ini dicapai dengan menemukan hyperplane (garis pemisah) yang paling optimal dalam ruang input, yang

dihitung berdasarkan margin *hyperplane* (Parhusip et al. 2020).

Dalam dimensi tinggi ruang masukan SVM tetap memiliki kemampuan generalisasi yang tinggi tanpa persyaratan pengetahuan tambahan. Hal ini merupakan salah satu keunggulan dari SVM, namun begitu terdapat juga kekurangan SVM diantaranya adalah SVM hanya bisa digunakan untuk data yang bersifat linear, untuk mensiasati hal tersebut dilakukan modifikasi SVM menjadi fungsi kernel yang digunakan pada data non-linear.

SVM dan Jaringan saraf tiruan yang digunakan sebagai klasifikasi biner (*binary classification*) sangatlah mirip baik secara statistik maupun matematis. *Support Vector Regression* (SVR) atau regresi bisa juga digunakan menggunakan metode ini, selain itu metode ini juga sangat bisa digunakan untuk klasifikasi jamak.

Penelitian (Ghudafa et al. 2023), menjelaskan tentang warna yang merupakan salah satu ciri paling menonjol dalam bunga. Model yang dibuat dalam penelitian ini telah mendapatkan akurasi sebesar 82% menggunakan model Random Forest.

Penelitian tentang beberapa tahapan sebelum melakukan klasifikasi telah dilakukan oleh (Nisa et al. 2022), yaitu peningkatan kualitas citra, segmentasi, ekstraksi fitur menggunakan GLCM, dan klasifikasi dengan SVM efektif dalam klasifikasi citra sampah, akurasi rata-rata 78,87% dengan akurasi tertinggi 85,43% pada fold ketiga.

Penelitian klasifikasi menggunakan SVM dan GLCM juga sudah pernah dilakukan oleh (Putra 2021; Rizky Adawiyah and Dadang Iskandar Mulyana 2022; Talib, Sudin, and Dzikrullah Suratn 2024). Pada penelitian (Rizky Adawiyah and Dadang Iskandar Mulyana 2022), model yang telah dibuat menghasilkan akurasi sebesar 90%, dengan jumlah sampel sebanyak 20 data, sedangkan penelitian (Putra 2021) yang berjudul "Identifikasi Jenis Tanaman Anggrek Melalui Tekstur Bunga dengan *Tapis Gabor* dan M-SVM", mendapatkan hasil akurasi klasifikasi mencapai 95,4%. Pada penelitian (Talib et al. 2024) yang berjudul "Penerapan Metode *Support Vector Machine* (Svm) Pada Klasifikasi Jenis Cengkeh Berdasarkan Fitur Tekstur Daun", digunakan untuk melakukan

klasifikasi jenis cengkeh dengan fitur tekstur daun, namun hasil akurasi yang didapat masih belum menunjukkan hasil yang maksimal, akurasi tertinggi dari penelitian tersebut adalah 56,67%.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan maka penulis mengusulkan penggunaan teknologi ML, khususnya metode *Support Vector Machine* (SVM), untuk mengotomasi proses klasifikasi bunga. *Gray Level Co-occurrence Matric* (GLCM) adalah metode yang digunakan dalam mengekstraksi fitur visual bunga, dan akan menghasilkan, parameter seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*.

Penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman python dengan *library Scikit-learn* (Sklearn)

### Pengolahan dan Analisis Citra

Pengolahan dan analisis citra adalah bagian utama dari visi computer (Supiyandi Supiyandi et al. 2024). Umumnya, teknik pengolahan gambar digital dapat dikelompokkan menjadi tiga jenis pengolahan, yaitu:

1. Level Dasar, pengurangan gangguan (*noise*), peningkatan kualitas gambar, dan pemulihan gambar.
2. Level Menengah, meliputi pembagian gambar, penjelasan tentang objek, dan pengelompokan objek secara individu.
3. Level Tinggi, Pada kelompok ini, perhatian utama terletak pada pemeriksaan (analisis) gambar.

Citra *grayscale*, citra berwarna dan citra biner adalah tiga jenis citra yang umumnya digunakan dalam pengolahan citra (Yel Betty, Mulyana Iskandar, and Franido 2022).

1. Citra berwarna, juga dikenal sebagai gambar RGB, menampilkan warna melalui komponen merah, hijau, dan biru. Setiap komponen warna diwakili oleh delapan bit, berkisar antara 0 hingga 255, menghasilkan lebih dari 16 juta kemungkinan warna.
2. Citra *grayscale* menampilkan variasi antara hitam dan putih, menciptakan nuansa abu-abu. Warna direpresentasikan berdasarkan rentang intensitas 0-255.
3. Citra biner mewakili piksel sebagai 0 atau 1, yang menunjukkan hitam dan putih. Dalam prakteknya gambar berwarna

sering kali perlu diubah menjadi grayscale sebelum diproses.

Segmentasi merupakan proses memecah citra menjadi beberapa area atau objek (Khairunnisa, Suryanata, and Prayudha 2022). Deteksi tepi, deteksi titik dan deteksi garis merupakan beberapa cakupan metode yang dapat digunakan. Operator *Canny* digunakan dalam penelitian ini sebagai segmentasi deteksi tepi. Tepi mengacu pada perubahan yang tajam dalam nilai intensitas derajat keabuan dalam jarak yang pendek. Proses deteksi tepi pada citra adalah langkah yang menghasilkan batas-batas objek dalam citra. Sebuah titik dianggap sebagai tepi dari citra jika terdapat perbedaan yang signifikan antara titik tersebut dan tetangganya. Pendeteksian tepi pada citra digital dapat dilakukan menggunakan teknik konvolusi melalui berbagai metode atau operator. Operator deteksi tepi berfungsi untuk mengubah nilai tingkat keabuan suatu piksel berdasarkan tingkat keabuan piksel-piksel tetangganya, yang dikenal sebagai proses konvolusi atau operasi ketetanggaan.

Pendekatan deteksi tepi yang menggunakan operator *Canny* didasarkan pada tiga sasaran utama, yaitu:

1. Deteksi optimal, berupaya memaksimalkan rasio sinyal terhadap *noise* (SNR) agar semua tepi terdeteksi dengan baik tanpa ada yang terlewat.
2. Lokalisasi yang baik, memfokuskan pada pemetaan titik tepi sedemikian rupa sehingga, jarak antara posisi tepi yang sebenarnya dan posisi yang terdeteksi menjadi seminimal mungkin.
3. Respon tunggal, berusaha untuk menghasilkan satu respon titik tepi dengan menggabungkan respon ganda menjadi satu garis tepi.

Algoritma deteksi tepi yang memanfaatkan operator *Canny* melibatkan beberapa langkah penting, yaitu:

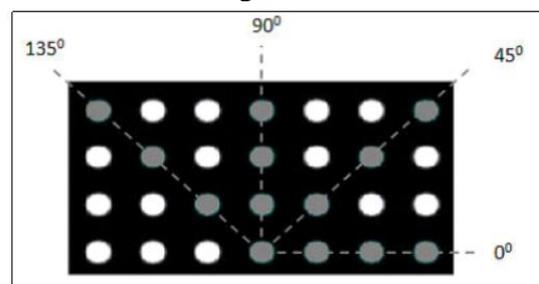
1. Penghalusan gambar dilakukan dengan menggunakan filter *Gaussian* untuk mengurangi *noise*, sehingga menghasilkan citra yang lebih bersih.
2. Gradien citra dihitung dengan mengkonvolusi setiap piksel pada citra yang telah melalui proses penghalusan menggunakan *mask* turunan pertama pada sumbu x dan y. Langkah-langkah ini meliputi:
  - a. Menghitung magnitude gradien.
  - b. Menerapkan *non-maximum* suppression untuk menipiskan tepi.

3. *Threshold* ditentukan dengan cara yang tepat untuk menghilangkan bayangan. Jika *threshold* diatur terlalu rendah, bayangan tetap terlihat. Sebaliknya, jika *threshold* diatur terlalu tinggi, tepi yang sebenarnya bisa hilang. Algoritma *Canny* berusaha mengatasi masalah ini dengan menerapkan *hysteresis thresholding*.

Ekstraksi fitur gambar adalah tahap krusial dalam mengenali pola dalam gambar (Nisa et al. 2022). Dalam proses ekstraksi, penting untuk memperhatikan karakteristik yang membangun kerangka informasi untuk kategori. Di dalam penelitian ini, fitur yang diambil adalah tekstur.

Fitur tekstur mencakup berbagai ukuran yang dihitung melalui pemrosesan gambar, dirancang untuk menganalisis tekstur pada gambar bunga. Tekstur dalam gambar bunga memberikan informasi penting mengenai distribusi warna atau intensitas, baik secara keseluruhan maupun pada area tertentu. *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur, yang terbukti sangat efektif dalam memperoleh informasi terkait frekuensi relatif antara dua piksel yang dipisahkan oleh jarak dan sudut tertentu. Dalam metode ini, satu piksel memiliki intensitas *i*, sementara piksel lainnya memiliki intensitas *j*. GLCM menghitung fitur seperti kontras, korelasi, energi, dan homogenitas dengan mengidentifikasi piksel-piksel yang memiliki nilai *grayscale* serupa pada jarak tertentu.

Sudut yang digunakan untuk menghitung fitur kontras, korelasi, energi, dan homogenitas adalah  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$  (seperti yang terlihat pada Gambar 1). Hal ini dikarenakan sudut  $0^\circ$  setara dengan  $180^\circ$ ,  $45^\circ$  setara dengan  $225^\circ$ ,  $90^\circ$  setara dengan  $270^\circ$ , dan  $135^\circ$  setara dengan  $315^\circ$ .



Gambar 1 Sudut dalam GLCM

Klasifikasi citra adalah proses di mana komputer dapat menganalisis gambar dan mengenali kelompok atau kategori gambar tersebut. Kategori pada dasarnya adalah label, seperti mobil, hewan, bangunan, dan lainnya. Sebagai contoh sederhana, jika gambar domba diunggah, komputer akan melakukan analisis pada gambar tersebut dan menentukan bahwa gambar itu adalah domba (atau memberikan kemungkinan bahwa itu adalah domba).

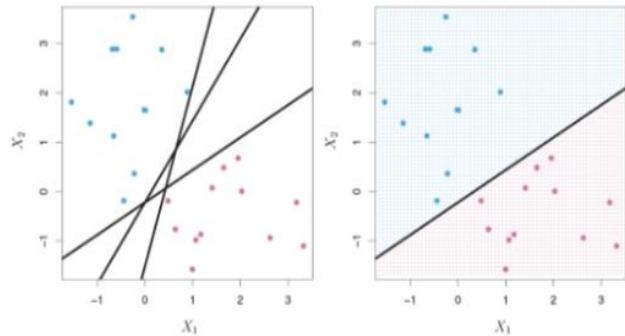
Tantangan dalam klasifikasi citra muncul ketika dua gambar dari objek yang sama tampak sangat berbeda. Mereka dapat memiliki latar belakang, sudut pandang, posisi, dan lain-lain yang bervariasi. Hal ini menjadi tantangan signifikan bagi komputer untuk mengidentifikasi dan mengategorisasi gambar dengan tepat.

Pemberian nama dalam gambar merupakan langkah dalam klasifikasi citra. Gambar yang dimasukkan ke dalam dataset pelatihan diberikan nama atau label. Saat melakukan klasifikasi, label tersebut akan dibandingkan dengan hasil yang diprediksi oleh model pembelajaran, dan ini akan menghasilkan nilai kesalahan. Proses klasifikasi ini bisa sangat efektif dan tepat dalam mengidentifikasi gambar atau objek lainnya.

### Support Vector Machine

SVM adalah pengklasifikasi linear yang sangat populer, yang versi modernnya dikembangkan oleh Boser, Vapnik dan Guyon. Metode ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 dalam Workshop Tahunan tentang Teori Pembelajaran Komputasi (Sriani and Rizky 2024). Konsep dasar SVM merupakan perpaduan yang harmonis dari berbagai teori komputasi yang telah dikembangkan selama beberapa dekade sebelumnya, termasuk *margin hyperplane*, konsep kernel yang diperkenalkan oleh Aronszajn pada tahun 1950, serta berbagai gagasan pendukung lainnya. Namun, hingga tahun 1992, belum ada usaha untuk menghubungkan semua elemen tersebut.

SVM adalah tipe model pengajaran mesin yang terawasi, terutama digunakan untuk pengklasifikasian, walau bisa juga diterapkan untuk regresi. SVM berfungsi untuk mengidentifikasi batas pemisah antara grup yang berbeda (Muhammad Arief and Divira Salsabiil Susanto 2024).



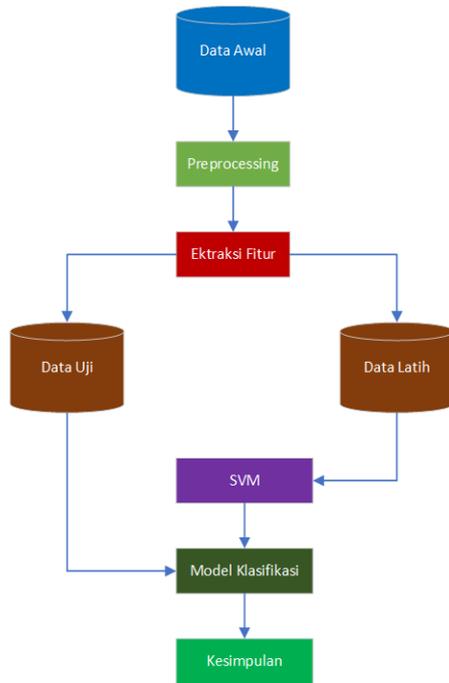
Gambar 2 Memisahkan dua kategori

Gambar 2 menunjukkan dua kategori data, yaitu titik berwarna biru dan ungu. Terdapat berbagai kemungkinan cara untuk memisahkan kedua kategori tersebut, seperti yang terlihat pada grafik di sisi kiri. Namun, untuk menentukan *hyperplane* yang paling optimal, diperlukan *hyperplane* yang memaksimalkan margin antara kedua kategori, yaitu jarak terbesar antara *hyperplane* dengan titik data terdekat di masing-masing kategori. Kategori dari data baru akan ditentukan berdasarkan sisi *hyperplane* tempat data tersebut berada.

Tidak seperti pendekatan jaringan saraf yang berfokus pada pencarian *hyperplane* pemisah antar kategori, SVM berupaya menemukan *hyperplane* yang paling optimal dalam ruang input (Ismail, Erwanto, and Yanuartanti 2023). Metode ini berlandaskan pada prinsip pengklasifikasi linear, yang kemudian diperluas untuk menangani masalah *non-linear* dengan memanfaatkan teknik *kernel-trick* di ruang berdimensi tinggi.

### METODE PENELITIAN

Beberapa tahapan yang digunakan dalam perancangan sistem pada penelitian ini antara lain, pengolahan data awal gambar (*pre-processing*), pembagian data latih (*training*) dan uji (*testing*), pembuatan model klasifikasi, evaluasi model klasifikasi, performa model klasifikasi, dan penarikan kesimpulan.



Gambar 3 Metode penelitian

## Dataset

Citra atau objek yang digunakan sebagai data dalam penelitian ini adalah bunga Mawar, Tulip, dan Aster. Jumlah total data yang digunakan mencapai 1200, yang diperoleh secara acak melalui google *image*, di mana kategori bunga Mawar berjumlah 400, kategori bunga Tulip berjumlah 400, dan kategori bunga Aster juga berjumlah 400. Setiap kategori data dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian (Chaimae et al. 2023), dengan rincian 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian.

Tabel 1. Pembagian dataset

Kategori	Jumlah	Latih	Uji
Mawar	400	320	80
Tulip	400	320	80
Aster	400	320	80

## Preprocessing Data

Bagian Kualitas gambar dapat ditingkatkan melalui pengolahan data awal atau *preprocessing*. Beberapa metode yang diterapkan dalam tahap ini adalah menghilangkan *noise* dan memilih bagian gambar yang akan digunakan. Bagian tepi yang tidak diinginkan dapat dihapus sehingga fokus gambar menjadi lebih baik dan lebih konsisten, teknik ini sering disebut sebagai *cropping* (Peryanto, Yudhana, and Umar 2021).

Dalam penelitian, memiliki kualitas gambar yang baik adalah suatu keharusan agar klasifikasi menjadi lebih efisien, sehingga menyingkirkan *noise* adalah langkah yang penting dilakukan. *Noise* merupakan gangguan pada gambar yang tidak menunjukkan intensitas sebenarnya dari pemandangan yang ada (Peryanto, Yudhana, and Umar 2020).

Setiap gambar perlu memiliki ukuran yang seragam, oleh karena itu gambar harus disesuaikan sebelum pemodelan. Proses penyesuaian ukuran sederhana bisa dilakukan secara manual dengan memperbesar dan mengubah rasio setiap gambar untuk membentuknya sesuai format yang baru. Ukuran gambar input harus dipilih dengan bijak agar optimal digunakan dalam proses klasifikasi, karena ukuran gambar yang lebih besar akan memperlambat proses klasifikasi, sementara ukuran yang lebih kecil akan mempercepatnya. Dalam penelitian ini, ukuran input yang akan digunakan adalah 200x200 piksel. Hasil dari gambar yang telah dilakukan *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4 Hasil *preprocessing*

## Pemodelan Klasifikasi

Sebelum pemrosesan data, pemodelan klasifikasi dilakukan, berupa penentuan parameter apa saja yang akan digunakan dalam setiap metode. Pada penelitian ini digunakan beberapa parameter diantaranya adalah *tol* yaitu nilai toleransi yang digunakan sebagai penentu kapan klasifikasi akan berhenti sedangkan nilai *tol* yang digunakan adalah sebesar 0,001.

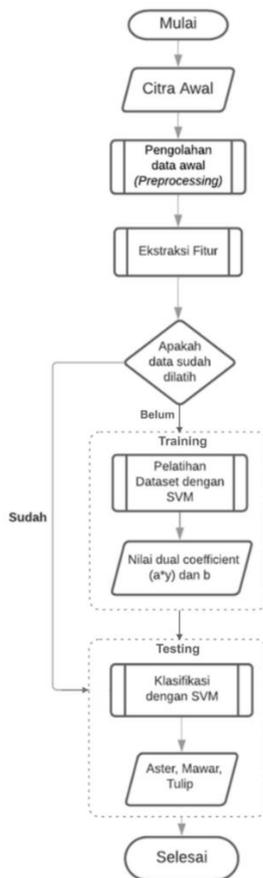
Ekstraksi fitur dan *preprocessing* dilakukan untuk menstranformasi data dari matriks citra ke vektor. Hasil transformasi tersebut digunakan sebagai input untuk klasifikasi SVM yang terdiri dari 16 fitur tekstur.

## Support Vector Machine

Metode klasifikasi SVM terdiri dari dua langkah utama, yaitu pelatihan dan pengujian. Sebelum memulai proses pelatihan, gambar

perlu dipisahkan antara latar belakang dan objek utama. Tujuan dari langkah ini adalah memastikan bahwa objek utama memiliki warna RGB, sementara latar belakang berwarna putih (Chairati Chairati, Nur Awalia, Bunga Mawar Jamaluddin, Andi Baso Kaswar 2024). Setelah itu, gambar akan melalui proses segmentasi, di mana gambar dibagi menjadi beberapa area atau objek (Anwar, Yunus, and Sujito 2021). Dalam penelitian ini, segmentasi dilakukan menggunakan teknik deteksi tepi.

Gambar bunga yang telah disegmentasi akan digunakan sebagai data masukan untuk ekstraksi fitur, yang membantu dalam proses pengambilan fitur tekstur. GLCM diterapkan untuk mengekstrak fitur tekstur. Proses penggunaan metode SVM dapat digambarkan dalam bentuk diagram alur seperti yang terlihat pada Gambar 5.



Gambar 5 Flowchart sistem SVM

### Evaluasi Model Klasifikasi

Pengukuran kinerja model yang telah dikembangkan merupakan langkah krusial dalam ML. Efektivitas sebuah model bisa dinilai dengan salah satu metode dalam ML, khususnya untuk kasus klasifikasi yang

terawasi, dengan memanfaatkan *confusion matrix*. Berdasarkan (Araaf, Nugroho, and Setiadi 2023), data uji yang tidak dipakai dalam proses pelatihan diperlukan untuk menganalisis model klasifikasi.

Tahap ini dilakukan untuk melakukan analisis kinerja metode SVM. Indikator kinerja yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision & recall* dan *F1 Score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur persentase jumlah data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh system (Jude Chukwura Obi 2023). Persamaan 1 digunakan untuk menghitung akurasi.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total\ Data} \quad (1)$$

Tingkat kesesuaian antara data yang disediakan oleh sistem dan data yang diperlukan oleh pengguna disebut *precision*, sementara tingkat keberhasilan sistem dalam menemukan suatu informasi dikenal sebagai *recall* (Peryanto, Susanto, and Jihad 2025). Persamaan 2 dan 3 dipakai untuk menghitung *precision* dan *recall*.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

*F1 Score*, merupakan formula rata-rata dari nilai *recall* yang benar dan nilai *precision* (El-Assy et al. 2024). Persamaan 4 untuk menghitung *F1 score*.

$$F1 = 2 \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

### HASIL DAN PEMBAHASAN

Klasifikasi citra bunga yang telah dilakukan menggunakan metode SVM menghasilkan nilai *accuracy*, *f1-score*, *precision* dan *recall* seperti ditunjukkan pada gambar 6.

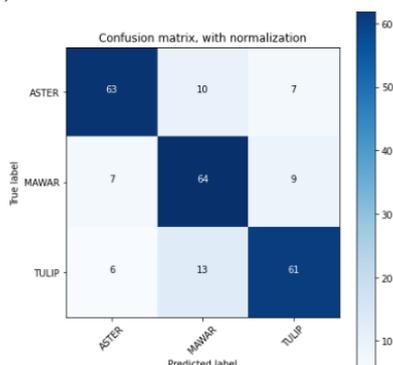
	precision	recall	f1-score	support
Aster	0.83	0.79	0.81	80
Mawar	0.74	0.80	0.77	80
Tulip	0.79	0.76	0.78	80
accuracy			0.78	240
macro avg	0.79	0.78	0.78	240
weighted avg	0.79	0.78	0.78	240

Gambar 6 Klasifikasi report SVM

Hasil dari *Confusion Matrix* untuk klasifikasi pada penelitian ini ditunjukkan pada pada Gambar 7, setiap baris dalam matriks mewakili kategori yang diprediksi, sedangkan setiap kolom menunjukkan kategori yang sebenarnya (atau sebaliknya).

Jika *confusion matrix* menunjukkan hasil tertinggi pada diagonal dari kiri atas hingga kanan bawah, maka model yang dihasilkan menunjukkan performa yang baik. Penjelasan tentang *confusion matrix* dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengujian kelas Aster, hasil prediksi adalah (63) benar, kesalahan prediksi untuk mawar adalah (10) dan untuk tulip adalah (7), dengan total data 80.
2. Pengujian kelas Mawar, hasil prediksi adalah (64) benar, kesalahan prediksi untuk aster adalah (7) dan untuk tulip adalah (9), dengan total data 80.
3. Pengujian kelas Tulip, hasil prediksi adalah (61) benar, kesalahan prediksi untuk aster adalah (6) dan untuk mawar adalah (13), dengan total data 80.
4. Akurasi klasifikasi dapat dihitung berdasarkan persamaan (1) dengan menjumlahkan True Positive (TP) dan True Negative (TN), dibagi dengan total data, sehingga perhitungan akurasi menjadi  $(63 + 64 + 61) / 240 = 0,783$  atau 78,3%.



Gambar 7 Confusion matrix

## KESIMPULAN

Pelatihan yang dilakukan dalam penelitian ini hanya mengandalkan fitur tekstur, sehingga saat melakukan *preprocessing* data harus dilakukan secara akurat untuk menonjolkan tekstur citra, dengan demikian hasil akurasi yang diperoleh akan menjadi lebih maksimal.

Pengujian dengan klasifikasi SVM menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 78,3%, *precision* sebesar 78,6%, *recall* sebesar 78,3% dan *F1 Score* sebesar 78,6%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode SVM sangat efektif digunakan sebagai pengidentifikasian bunga, dan diharapkan dapat membantu *botanical* dalam melakukan klasifikasi terhadap bunga.

Penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan mengimplementasikan teknik ekstraksi fitur alternatif lainnya, seperti ekstraksi warna atau bentuk, selain itu penelitian menggunakan metode *Deep Learning* seperti *Convolutional Neural Network* ataupun penggabungan kedua metode tersebut, patut dicoba dan dikembangkan untuk penelitian selanjutnya.

## REFERENCE

- Anwar, Khoerul, Mahmud Yunus, and Sujito Sujito. 2021. "Segmentasi Citra Warna Otomatis Rambu Lalu Lintas Dengan Penerapan Mask Thresholder." *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)* 7(3):481. doi: 10.26418/jp.v7i3.49969.
- Araaf, Mamet Adil, Kristiawan Nugroho, and De Rosal Ignatius Moses Setiadi. 2023. "Comprehensive Analysis and Classification of Skin Diseases Based on Image Texture Features Using K-Nearest Neighbors Algorithm." *Journal of Computing Theories and Applications* 1(1):31–40. doi: 10.33633/jcta.v1i1.9185.
- Chaimae, Waladi, Lamarti Sefian Mohammed, Khaldi Maha, Khaldi Mohamed, and Boudra Said. 2023. *KNN Classification of Kolb Learning Styles: A Comparative Study on Balanced and Unbalanced Datasets*. Atlantis Press International BV.

Chairati Chairati, Nur Awalia, Bunga Mawar

- Jamaluddin, Andi Baso Kaswar, Sasmita Sasmita. 2024. "KLASIFIKASI RASA BUAH SALAK BERDASARKAN WARNA DAN BENTUK MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN BERBASIS PENGOLAHAN CITRA DIGITAL." *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian Dan Pembelajaran Informatika)* 9(3):1226–35. doi: 10.29100/jupi.v9i3.6321.
- El-Assy, A. M., Hanan M. Amer, H. M. Ibrahim, and M. A. Mohamed. 2024. "A Novel CNN Architecture for Accurate Early Detection and Classification of Alzheimer's Disease Using MRI Data." *Scientific Reports* 14(1):1–19. doi: 10.1038/s41598-024-53733-6.
- Ernawati, Ni Wayan, I. Nyoman Satya Kumara, and Widyadi Setiawan. 2023. "Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine Dan Naïve Bayes Pada Analisis Sentimen Kendaraan Listrik." *Jurnal SPEKTRUM* 10(3):106. doi: 10.24843/spektrum.2023.v10.i03.p12.
- Ghudafa, Muhammad, Taufik Akbar, Henny Leidiyana, Fakultas Ilmu Komputer, Program Pasca Sarjana, Universitas Nusa Mandiri, Program Studi, and Sistem Informasi. 2023. "Klasifikasi Pada Citra Bunga Dengan Ekstraksi Fitur Color Histogram." *Format: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika* 12:54–61.
- Ismail, Alfian Danu, Danang Erwanto, and Iska Yanuartanti. 2023. "KLASIFIKASI KEMATANGAN DAUN TEMBAKAU VIRGINIA MENGGUNAKAN PENGOLAH CITRA DIGITAL." *Jurnal Elektro Kontrol (ELKON); Vol 3, No 1 (2023): Jurnal ELKON; 1-10; 2809-2244; 2809-140X; 10.24176/Elkon.V3i1.*
- Jude Chukwura Obi. 2023. "A Comparative Study of Several Classification Metrics and Their Performances on Data." *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences* 8(1):308–14. doi: 10.30574/wjaets.2023.8.1.0054.
- Khairunnisa, Fadiyah, Mhd Gilang Suryanata, and Jaka Prayudha. 2022. "Pengolahan Citra Untuk Mendeteksi Tepi Citra Gigi Berlubang Menggunakan Metode Canny." x:1–11.
- Muhammad Arief, Rizza, and Divira Salsabiil Susanto. 2024. "Pemodelan Deteksi Dini Gejala Penyakit Sirosis Hati Menggunakan Machine Learning Dengan Pendekatan Supervised Learning." *Jurnal RESTIKOM: Riset Teknik Informatika Dan Komputer* 6(2):223–39. doi: 10.52005/restikom.v6i2.317.
- Nisa, Iffa Zainan, Sukmawati Nur Endah, Priyo Sidik Sasongko, Retno Kusumaningrum, Khadijah Khadijah, and Rismiyati Rismiyati. 2022. "Klasifikasi Citra Sampah Menggunakan Support Vector Machine Dengan Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Color Moments." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 9(5):921–30. doi: 10.25126/jtiik.2022954868.
- Parhusip, Hanna Arini, Bambang Susanto, Lilik Linawati, Suryasatriya Trihandaru, and Yohanes Sardjono. 2020. "Pembelajaran Vektor Untuk Klasifikasi Data Pada Bidang." *SJME (Supremum Journal of Mathematics Education)* 4(2):147–58. doi: 10.35706/sjme.v4i2.3515.
- Peryanto, Ari, Dwi Susanto, and Bagus Hayatul Jihad. 2025. "Classification of Skin Disease Images Using K-Nearest Neighbour ( KNN )." *Journal of Advanced Health Informatics Research* 2(3):168–74. doi: 10.59247/jahir.v2i3.300.
- Peryanto, Ari, Anton Yudhana, and Rusydi Umar. 2020. "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network Dan K Fold Cross Validation." *Journal of Applied Informatics and Computing* 4(1):45–51. doi: 10.30871/jaic.v4i1.2017.
- Peryanto, Ari, Anton Yudhana, and Rusydi Umar. 2021. "Convolutional Neural Network and Support Vector Machine in Classification of Flower Images." *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika* 8(1):1–7. doi: 10.23917/khif.v8i1.15531.

- Putra, Rangga Pahlevi. 2021. "Identifikasi Jenis Tanaman Anggrek Melalui Tekstur Bunga Dengan Tapis Gabor Dan M-SVM." *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*; Vol 6, No 1 (2021); 29-34; 2541-6448; doi: 10.31328/JoinTECS.V6i1.2541-3619;
- Rizky Adawiyah, and Dadang Iskandar Mulyana. 2022. "Optimasi Deteksi Penyakit Kulit Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Dan Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)." *INFORMASI (Jurnal Informatika Dan Sistem Informasi)* 14(1):18–33. doi: 10.37424/informasi.v14i1.138.
- Sriani, Sriani, and Yulia Rizky. 2024. "KLASIFIKASI KUALITAS DAUN TEMBAKAU MENGGUNAKAN GLCM (GRAY LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX) DAN SVM (SUPPORT VECTOR MACHINE)." *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*; Vol 12, No 3 (2024); 2830-7062; 2303-0577.
- Supiyandi Supiyandi, Muhammad Abdul Mujib, Khairul Azis, Rahmat Abdillah, and Salsa Nabila Iskandar. 2024. "Penerapan Teknologi Pengolahan Citra Dalam Analisis Data Visual Pada Tinjauan Komprehensif." *Jurnal Kendali Teknik Dan Sains* 2(3):179–87. doi: 10.59581/jkts-widyakarya.v2i3.3796.
- Talib, Sadri, Sakina Sudin, and Muhammad Dzikrullah Suratn. 2024. "Penerapan Metode Support Vector Machine (Svm) Pada Klasifikasi Jenis Cengkeh Berdasarkan Fitur Tekstur Daun." *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset Dan Observasi Sistem Komputer* 11(1):26–34. doi: 10.30656/prosisko.v11i1.7911.
- Yel Betty, Mesra, Dadang Mulyana Iskandar, and Richard Franido. 2022. "Segmentasi Citra Grayscale Dengan Metode K-Means Clustering Gerak Tangan Bahasa Isyarat Indonesia." *Smart Comp: Jurnalnya Orang Pintar Komputer* 11(4). doi: 10.30591/smartcomp.v11i4.4243.