

# Klasifikasi Penyakit Pada Daun Tanaman Kubis Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Berdasarkan Warna Dan Tekstur

*Classification of Cabbage Leaf Diseases Using Support Vector Machine (SVM) Based on Color and Texture Features*

**Ulfa Maulidia<sup>1</sup>, Farid Wajidi<sup>2</sup>, Nurhikma Arifin<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>*Informatika, Universitas Sulawesi Barat, Majene, Sulawesi Barat, Indonesia*

e-mail: <sup>1</sup>*ulfamaulidia11@gmail.com*, <sup>2</sup>*faridwajidi@unsulbar.ac.id*,

<sup>3</sup>*nurhikma\_arifin@unsulbar.ac.id*

Received 17 July 2025; Revised 11 Agustus 2025; Accepted 21 Agustus 2025

**Abstrak** - Kubis merupakan salah satu komoditas pangan yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dikonsumsi oleh masyarakat. Namun, hama dan penyakit lainnya adalah risiko terbesar dalam budidaya tanaman kubis. Salah satu faktor penting dalam keberhasilan produksi kubis adalah periode pertumbuhan, tetapi sering gagal karena banyak serangan hama. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun kubis menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan fitur tekstur, yaitu *Gray Level Cooccurrence Matrix* (GLCM) dan fitur warna *Hue, Saturation, and Value* (HSV) untuk memudahkan petani mengetahui jenis penyakitnya, sehingga dapat melakukan tindakan yang tepat untuk mencegah kerusakan lebih lanjut. Kumpulan data yang digunakan adalah 606 gambar daun kubis yang terbagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji dengan rasio 80:20. Kumpulan data tersebut diklasifikasikan ke dalam lima kategori penyakit, yaitu: Bercak Cincin, Bercak Daun, Busuk Hitam, Jamur Berbulu Halus, dan Kutu Daun. Uji fitur GLCM dilakukan dengan membandingkan hasil percobaan sudut yaitu 0°, 45°, 90°, 135° dengan akurasi terbaik pada sudut 0°. Selain itu, parameter diuji pada metode SVM dengan *kernel* RBF, yaitu nilai C (1,5,10) dan *gamma* ( $10^{-1}$  –  $10^{-5}$ ). Hasil akurasi terbaik menggunakan fitur GLCM dan HSV diperoleh dari nilai C = 10 dan *gamma* =  $10^{-1}$  dengan akurasi 94,21%. Hal ini menunjukkan bahwa pengujian sudut fitur GLCM dan *kernel* RBF mempengaruhi hasil akurasi sehingga dalam penelitian ini penggunaan fitur GLCM dan HSV memberikan hasil yang lebih optimal. Proses klasifikasi juga memiliki waktu perhitungan yang relatif cepat, yaitu 1,90 detik.

**Kata kunci:** Penyakit Daun Kubis, Gray Level Co-occurrence Matrix, Hue Saturation Value, Support Vector Machine, Kernel RBF

**Abstract** – *Cabbage is one of the food commodities with high economic value and is widely consumed by the public. However, pests and other diseases pose the greatest risks in cabbage cultivation. One of the key factors in successful cabbage production is the growth period, which often fails due to frequent pest attacks. This study aims to classify diseases on cabbage leaves using the Support Vector Machine (SVM) method based on texture features, namely the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), and color features Hue, Saturation, and Value (HSV), to help farmers identify the type of disease and take appropriate action to prevent further damage. The dataset used consists of 606 images of cabbage leaves, divided into training and testing data with an 80:20 ratio. The dataset is classified into five disease categories: Ring Spot, Leaf Spot, Black Rot, Downy Mildew, and Aphids. GLCM feature testing was conducted by comparing angle variations of 0°, 45°, 90°, and 135°, with the best accuracy achieved at 0°. Additionally, parameters were tested on the SVM method using the RBF kernel, with C values (1, 5, 10) and gamma values ( $10^{-1}$  to  $10^{-5}$ ). The best accuracy using GLCM and HSV features was obtained with C = 10 and gamma =  $10^{-1}$ , reaching 94.21%. This indicates that the angle selection in GLCM*

*features and the RBF kernel significantly affect accuracy results, making the use of GLCM and HSV features in this study more optimal. The classification process also demonstrated relatively fast computation time, at 1.90 seconds.*

**Keywords:** Cabbage Leaf Disease, Gray Level Co-occurrence Matrix, Hue Saturation Value, Support Vector Machine, RBF Kernel

## 1. PENDAHULUAN

Kubis (*Brassica oleracea*) merupakan salah satu sayuran bernilai Tanaman ini memiliki nilai ekonomi yang tinggi dan banyak dibudidayakan di Indonesia karena kandungan nutrisinya yang bernilai serta permintaan pasar yang relatif stabil [1]. Meski tergolong mudah dibudidayakan, produksi tanaman kubis sering kali mengalami gangguan akibat serangan hama, khususnya penyakit bercak daun yang disebabkan oleh patogen jamur *Alternaria alternata*, yang menyerang berbagai jenis brassica seperti kubis, kembang kol, brokoli, dan kubis Brussel[2]. Perkembangan teknologi dalam bidang pengolahan citra dan kecerdasan buatan telah memberikan peluang besar dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman secara otomatis. Deteksi penyakit berbasis citra digital tidak hanya menghemat waktu dan biaya, tetapi juga mengurangi ketergantungan pada tenaga ahli di lapangan [3].

Berbagai pendekatan telah dilakukan dalam penelitian terdahulu terkait deteksi penyakit tanaman. Beberapa penelitian fokus dalam proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode seperti *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM). Penelitian [4] menggunakan GLCM dan SVM untuk mendeteksi penyakit cabai merah dan menghasilkan akurasi 83%. Selanjutnya, penelitian [5] menunjukkan efektivitas GLCM dalam mengidentifikasi penyakit daun cabai, namun belum menggabungkannya dengan fitur warna. Penelitian [6] juga memanfaatkan GLCM untuk mendeteksi penyakit pada tanaman hortikultura, sedangkan penelitian [7] menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi SVM untuk mendeteksi bercak daun pada tanaman terong.

Sementara itu, beberapa studi juga melakukan penelitian yaitu menggabungkan fitur warna dengan tekstur. Penelitian [8] menerapkan *kombinasi Color Moments* dan GLCM untuk mengidentifikasi penyakit daun tomat. Penelitian [9] juga menggabungkan GLCM dan HSV dalam mendeteksi penyakit daun padi dan mencatat akurasi sebesar 94%. Namun, penggabungan dua jenis fitur tersebut masih jarang diterapkan pada tanaman kubis.

Berdasarkan berbagai studi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa belum terdapat penelitian yang secara khusus mengintegrasikan fitur tekstur GLCM dan fitur warna HSV pada citra daun kubis, kemudian mengklasifikasikannya menggunakan algoritma SVM dengan kernel RBF. Sebagian besar penelitian terdahulu masih terbatas pada satu jenis fitur (tekstur atau warna), menggunakan metode segmentasi sederhana, atau diaplikasikan pada tanaman selain kubis.

Adapun pendekatan berbasis *deep learning* juga mulai berkembang. Penelitian [10] mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam proses klasifikasi penyakit pada daun jagung, sedangkan penelitian [11] mengimplementasikan arsitektur VGG16 untuk mendeteksi penyakit daun padi. Penelitian [12] menggabungkan CNN dan GLCM untuk klasifikasi penyakit daun pada tanaman kentang. Di sisi lain, penelitian [13] membandingkan performa CNN dan SVM dalam klasifikasi penyakit pada tanaman bawang merah. Penelitian [14] juga melakukan deteksi penyakit kubis kimchi menggunakan *hyperspectral imaging*, namun teknologi ini masih tergolong mahal dan kurang praktis untuk diaplikasikan oleh petani secara langsung. Dalam hal metode klasifikasi, penelitian [15] menggunakan pendekatan segmentasi sederhana dan *grayscale* dengan algoritma SVM untuk klasifikasi penyakit daun kubis, menghasilkan akurasi sebesar 80,55%. Penelitian [16] menerapkan algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN) untuk mengklasifikasi penyakit daun pada tanaman mentimun, sedangkan penelitian [17] melakukan perbandingan tiga algoritma klasifikasi, yaitu SVM, KNN, dan *Multilayer Perceptron* (MLP), dalam mengidentifikasi penyakit pada daun jagung.

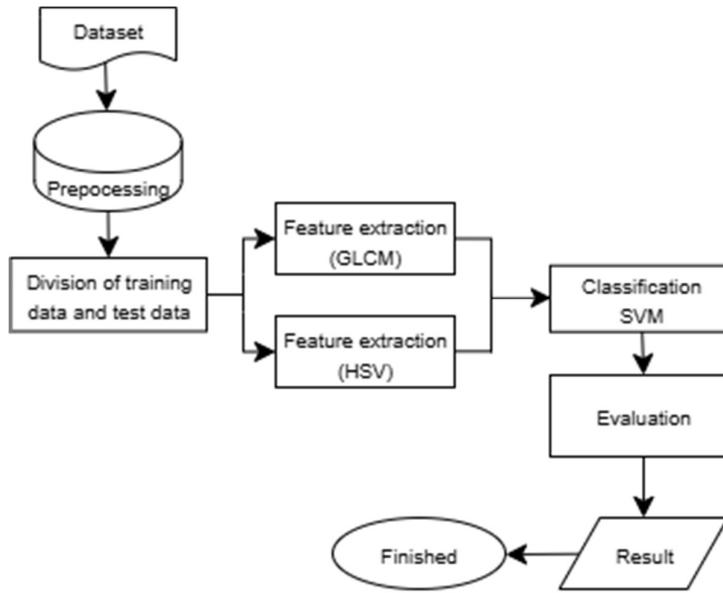
Pemilihan daun kubis sebagai objek penelitian didasari oleh tekstur dan warna khas serta nilainya sebagai komoditas pertanian penting di Indonesia. Tekstur berlapis dan bergelombang pada daun kubis sering berubah akibat serangan penyakit, seperti munculnya bercak atau kerusakan jaringan, yang dapat dianalisis dengan GLCM. Perubahan warna seperti kekuningan, penggelapan, atau bercak kehitaman dapat dideteksi melalui HSV. Kombinasi analisis tekstur dan warna ini diharapkan mampu memberikan informasi lebih lengkap untuk klasifikasi penyakit daun kubis secara akurat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun kubis berbasis citra digital dengan pendekatan ekstraksi gabungan GLCM dan HSV, yang kemudian diklasifikasikan menggunakan SVM-RBF. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan akurasi lebih tinggi dengan tetap mempertahankan efisiensi komputasi, serta dapat diterapkan dalam sistem deteksi penyakit secara lebih praktis dan ekonomis.

Kebaruan dalam penelitian ini terletak pada penggabungan fitur tekstur yang diperoleh dari metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dengan fitur warna dari model HSV (Hue, Saturation, Value) secara bersamaan, yang diterapkan secara khusus pada klasifikasi citra daun kubis. Pendekatan ini belum banyak dikaji dalam konteks penyakit daun kubis, terutama dengan mempertimbangkan lima kategori penyakit yang berbeda. Selain itu, penggunaan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel *Radial Basis Function* (RBF) sebagai metode klasifikasi memberikan kontribusi tambahan dalam peningkatan akurasi dan performa sistem. Penelitian-penelitian sebelumnya umumnya hanya berfokus pada satu jenis fitur atau mengaplikasikan metode tersebut pada tanaman lain, bukan kubis. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi orisinal dan signifikan terhadap pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital, khususnya untuk komoditas kubis.

Ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) bertujuan menganalisis hubungan spasial antar piksel dalam gambar berdasarkan intensitas keabuan. GLCM menghitung frekuensi pasangan piksel pada jarak tertentu (1 piksel) dan orientasi sudut  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , dan  $135^\circ$ , menghasilkan fitur seperti *kontras*, *homogenitas*, *energi*, dan *korelasi* yang merepresentasikan perbedaan pola tekstur antara daun sehat dan yang terinfeksi penyakit. Sementara itu, ekstraksi fitur warna dilakukan dengan mengonversi citra ke ruang warna HSV (*Hue*, *Saturation*, *Value*). Komponen *Hue* merepresentasikan jenis warna dalam spektrum ( $0^\circ$ – $360^\circ$ ), *Saturation* menunjukkan kejemuhan warna, dan *Value* mencerminkan kecerahan. Ketiga komponen ini digunakan untuk menangkap perubahan warna yang menjadi indikator gejala penyakit pada daun kubis secara lebih akurat [18].

## 2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan. Proses dimulai dengan *preprocessing* citra daun kubis, yaitu mengubah citra dari format RGB ke *grayscale*. Setelah tahap awal ini, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode GLCM dan HSV. Fitur yang diperoleh selanjutnya digunakan dalam proses validasi menggunakan teknik *holdout*, dengan pembagian data sebesar 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Tahap klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk menentukan kondisi daun. Seluruh citra mengalami peningkatan kualitas untuk memastikan detail tekstur dan warna terekstraksi dengan baik. Ekstraksi fitur GLCM dilakukan pada citra *grayscale* untuk menangkap pola tekstur, sedangkan fitur HSV diekstraksi dari citra berwarna untuk menangkap informasi warna secara detail. Hasil kombinasi kedua fitur tersebut disusun dalam bentuk vektor numerik sebagai input ke algoritma SVM. Pemilihan kernel RBF dalam SVM didasarkan pada kemampuannya dalam menangani data *nonlinier* dengan kompleksitas tinggi. Ilustrasi tahapan klasifikasi citra daun kubis ditampilkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Diagram penelitian

Pada gambar 1 diawali dengan pengumpulan dataset citra daun tanaman kubis dengan berbagai jenis penyakit. Tahap pertama yang dilakukan adalah *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas citra, mengubah ukuran citra menjadi seragam, pengurangan noise. Setelah itu, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Ekstraksi fitur dilakukan dengan dua pendekatan: fitur tekstur menggunakan metode *Gray Level Co- occurrence Matrix* (GLCM), dan fitur warna menggunakan model warna *Hue, Saturation, Value* (HSV). Hasil ekstraksi kedua fitur ini kemudian digabung dan digunakan sebagai *input* untuk proses klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Model yang dihasilkan kemudian dievaluasi untuk mengukur performa klasifikasi, dan hasil evaluasi ini menjadi dasar dalam menentukan tingkat keberhasilan sistem dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun tanaman.

## 2.1 Data Set

Penelitian ini menggunakan total 606 citra daun kubis dari dataset yang diperoleh melalui Kaggle. Dataset ini terbagi dalam lima kategori penyakit, yaitu: Bercak Cincin, Bercak Daun, Busuk Hitam, Jamur Berbulu Halus, dan Kutu Daun. Untuk keperluan pelatihan model, digunakan sebanyak 484 citra sebagai data latih, masing-masing kelas berisi 97 citra. Sementara itu, data uji terdiri dari 121 citra yang berjumlah 24 citra uji masing -masing kelas kecuali kelas kutu daun yang berjumlah 25 kelas. Setiap kelas dalam dataset merepresentasikan gejala yang berbeda, baik dari segi tekstur maupun warna daun yang terinfeksi.

Proses pembagian data memperhatikan keberagaman gejala penyakit dalam setiap kategori agar memperoleh representasi yang baik. Citra yang digunakan berasal dari berbagai kondisi pencahayaan dan latar belakang, sehingga proses pra-pemrosesan menjadi sangat krusial dalam menetralkan perbedaan tersebut. Teknik konversi ke ruang warna HSV memungkinkan sistem untuk menangkap perubahan warna yang menjadi indikator utama penyakit, sedangkan peningkatan *kontras* dan penajaman membantu menonjolkan detail seperti pola bercak. Pengurangan *noise* juga dilakukan agar fitur yang diekstraksi tidak terpengaruh oleh elemen visual yang tidak relevan. Tahapan ini penting untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data sehingga proses ekstraksi fitur tekstur (GLCM) dan fitur warna (HSV) dapat dilakukan secara optimal. Presentasi visual dari kategori penyakit dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Dataset Setiap Kategori Kelas

## 2.2 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing* citra, dilakukan beberapa langkah untuk meningkatkan kualitas gambar serta mempermudah proses segmentasi pada daun tanaman kubis. Tahapan ini dimulai dari:

1. Penyesuaian Ukuran Gambar (*resize*)

Seluruh citra diubah ukurannya menjadi resolusi seragam ( $256 \times 256$  piksel). Tujuan dari proses ini adalah untuk menyamakan dimensi gambar sehingga memudahkan proses komputasi dan memastikan konsistensi data pada tahap selanjutnya.

2. Peningkatan Kontras

Peningkatan kualitas gambar dilakukan dengan menyesuaikan nilai kontras dan kecerahan guna memperjelas detail visual, seperti keberadaan bercak dan batas tepi daun. Langkah ini bertujuan untuk mempermudah proses identifikasi antara area daun yang sehat dan yang terinfeksi. Penyesuaian tersebut dilakukan dengan cara mengalikan setiap nilai piksel dengan koefisien  $\alpha$  (alpha) untuk meningkatkan kontras, serta menambahkan nilai  $\beta$  (beta) untuk menaikkan tingkat kecerahan.

3. Penajaman Gambar

Gambar diperjelas dengan teknik penajaman menggunakan filter konvolusi. Hal ini bertujuan untuk menonjolkan tepi objek, seperti garis batas antara daun sehat dan bagian yang terinfeksi penyakit.

4. Pengurangan Noise

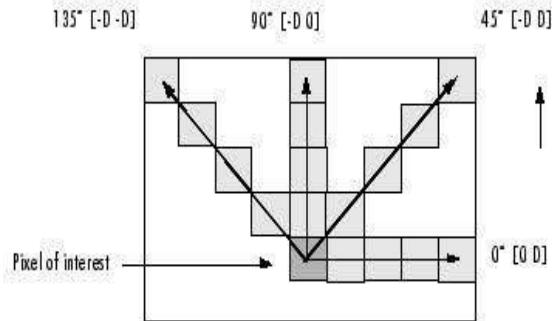
Gambar yang telah dipertajam kemudian diberi *efek blur Gaussian* untuk mengurangi noise atau gangguan visual yang dapat mengganggu proses segmentasi. Proses ini mempertahankan fitur penting sambil menghilangkan pikel acak yang tidak relevan.

## 2.3 Gray Level Cocurrence Matrix (GLCM)

*Gray Level Cocurrence Matrix* (GLCM) merupakan metode yang efektif untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra digital. GLCM bekerja dengan menganalisis hubungan antara pasangan piksel yang memiliki tingkat keabuan tertentu dalam suatu citra, sehingga mampu merepresentasikan pola tekstur secara lebih rinci. Dari matriks ini, dapat dihitung berbagai

parameter statistik seperti *contrast*, *correlation*, *energy*, *homogeneity*, dan *dissimilarity* yang menggambarkan karakteristik tekstur dari objek dalam citra [19].

Penggunaan GLCM dalam deteksi penyakit daun sangat relevan, karena banyak jenis penyakit menyebabkan perubahan tekstur yang khas pada permukaan daun, seperti bercak, lubang, atau pola tidak beraturan. Dengan mengekstraksi fitur tekstur tersebut, sistem dapat membedakan antara daun yang sehat dan yang terinfeksi.



Gambar 3. Arah GLCM dengan sudut 0°, 45°, 90°, 135°

Gambar 3 menunjukkan arah perhitungan GLCM berdasarkan sudut tertentu, yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°, yang digunakan untuk menghitung hubungan antar piksel pada berbagai orientasi. Setiap sudut merepresentasikan arah hubungan spasial antara satu piksel dengan tetangganya, yang akan memengaruhi nilai-nilai fitur tekstur yang dihasilkan. Misalnya, sudut 0° mewakili hubungan horizontal, 90° mewakili vertikal, sementara 45° dan 135° mewakili diagonal kanan atas dan kiri atas. Dengan memperhitungkan berbagai arah ini, GLCM dapat menangkap variasi pola tekstur secara lebih menyeluruh dan akurat dari suatu citra. Hal ini penting terutama dalam mendeteksi penyakit pada daun, di mana gejala bisa muncul dengan pola dan arah yang tidak seragam.

Lima fitur utama GLCM yang digunakan pada penelitian ini adalah *Contrast*, *Dissimilarity*, *Homogeneity*, *Energy*, dan *Correlation*. Masing-masing fitur memiliki peran spesifik dalam merepresentasikan pola tekstur pada citra daun. *Contrast* mencerminkan perbedaan intensitas antara piksel dan tetangganya, yang berguna untuk mendeteksi tekstur kasar atau bercak tajam. *Dissimilarity* menggambarkan variasi tingkat keabuan antar piksel yang berdekatan, dan cocok untuk mengidentifikasi area dengan pola tidak seragam. *Homogeneity* menunjukkan keseragaman tekstur, sedangkan *Energy* mengukur kekompakan pola, dan keduanya efektif untuk mengenali tekstur yang halus dan merata. *Correlation* menilai sejauh mana piksel dalam citra saling berkorelasi, yang bermanfaat untuk menangkap pola berulang pada area yang luas. Dengan demikian, pemanfaatan kelima fitur GLCM secara bersamaan memberikan informasi tekstur yang kaya dan saling melengkapi, yang pada akhirnya dapat meningkatkan akurasi proses klasifikasi citra daun yang terinfeksi penyakit.

Berikut lima fitur GLCM meliputi:

1. *Contrast*

Mengukur ketidaksamaan tekstur pada gambar. Jika acak itu akan bernilai tinggi dan kurang berharga jika itu seragam.

$$\sum_{n=0}^{n_g-1} |i - j|^2 * \left\{ \sum_{i=0}^{n_g-1} \sum_{j=0}^{n_g} p_{d,\theta}(i,j) \right\} \quad (1)$$

2. *Dissimilarity*

Mengukur tingkat homogenitas lokal gambar.

$$\sum_{i,j=0}^{n_g-1} p_{i,j} |i - j| \quad (2)$$

3. *Homogeneity*

Mengukur tingkat homogenitas lokal gambar.

$$\sum_{i=0}^{n_g-1} \sum_{j=0}^{n_g-1} \left( \frac{1}{1+(i-j)^2} \right) * (p_{d,\theta}(i,j)) \quad (3)$$

4. *Energy*

Mengukur keseragaman piksel dalam sebuah gambar.

$$\sum_{i=0}^{n_g-1} \sum_{j=0}^{n_g-1} p_{d,\theta}(i,j)^2 \quad (4)$$

5. *Correlation*

Mengukur keseragaman piksel dalam sebuah gambar.

$$\sum_{i=0}^{n_g-1} \sum_{j=0}^{n_g-1} p_{d,\theta}(i,j) * \frac{(i-\mu_x)(i-\mu_y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5)$$

Berikut penjelasan dari rumus lima fitur GLCM:

1.  $P(i, j)$  : Probabilitas kemunculan pasangan piksel dengan nilai intensitas  $i$  dan  $j$  dalam matriks GLCM
2.  $N$  : Jumlah tingkat keabuan (*gray levels*) dalam citra
3.  $\mu_i, \mu_j$  : Nilai rata-rata intensitas piksel ke- $i$  dan ke- $j$
4.  $\sigma_i, \sigma_j$  : Standar deviasi dari nilai intensitas piksel ke- $i$  dan ke- $j$
5.  $i, j$  : Indeks baris dan kolom pada matriks Glcm

Tabel 1. Hasil Ekstraksi Fitur GLCM Class

| Class              | Contrast | Dissimilarity | Homogeneity | Energy | Correlation |
|--------------------|----------|---------------|-------------|--------|-------------|
| Bercak Cincin      | 291,6915 | 11,0874       | 0,2342      | 0,0009 | 12440,0966  |
| Bercak Daun        | 303,3862 | 11,4325       | 0,2025      | 0,0002 | 13260,4628  |
| Busuk Hitam        | 525,0736 | 15,3782       | 0,1677      | 0,0001 | 11344,0449  |
| Daun Berbulu Halus | 385,4743 | 10,4012       | 0,2747      | 0,0011 | 32196,7636  |
| Kutu Daun          | 765,4041 | 17,0454       | 0,2497      | 0,0045 | 19721,5058  |

Tabel 1 hasil ekstraksi fitur GLCM menunjukkan rata-rata nilai lima parameter tekstur, yaitu *Contrast*, *Dissimilarity*, *Homogeneity*, *Energy*, dan *Correlation*, pada masing-masing kelas penyakit daun kubis. Kelas Kutu Daun memiliki nilai *Contrast* dan *Dissimilarity* tertinggi, yaitu 765,4041 dan 17,0454, yang mengindikasikan tingkat variasi dan ketidaksamaan intensitas piksel yang tinggi, mencerminkan tekstur yang lebih kasar. Sebaliknya, nilai Homogeneity tertinggi dimiliki oleh kelas Jamur Berbulu Halus sebesar 0,2747, menunjukkan distribusi piksel yang lebih merata dan pola tekstur yang halus. Nilai *Energy* tertinggi juga terdapat pada kelas Kutu Daun sebesar 0,0045, yang menunjukkan tingkat keteraturan tekstur yang lebih tinggi dibandingkan kelas lainnya. Sementara itu, kelas Jamur Berbulu Halus memiliki nilai *Correlation* paling tinggi, yaitu 32196,7636, menandakan hubungan spasial antar piksel yang konsisten dan kuat. Perbedaan nilai-nilai ini menunjukkan bahwa masing-masing kelas penyakit memiliki pola tekstur yang khas, sehingga fitur GLCM sangat efektif dalam membantu sistem klasifikasi untuk membedakan antar jenis penyakit pada daun kubis secara akurat.

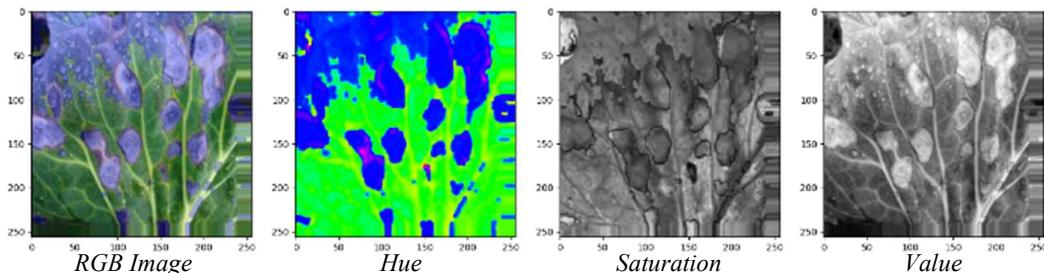
#### 2.4 Hue Saturation Value (HSV)

Pada tahap ini, citra daun dalam format RGB dikonversi ke ruang warna HSV (*Hue*, *Saturation*, *Value*) untuk keperluan ekstraksi fitur warna. Model HSV terdiri dari tiga komponen utama, yaitu *Hue* yang merepresentasikan jenis warna dalam rentang  $0^\circ$  hingga  $360^\circ$ , *Saturation*

yang menunjukkan tingkat kejemuhan warna semakin tinggi nilainya, semakin pekat warnanya dan *Value* yang mencerminkan tingkat kecerahan atau intensitas cahaya dari warna tersebut. Model warna HSV dianggap lebih mendekati persepsi visual manusia dibandingkan model RGB, karena mampu memisahkan informasi warna (*hue*) dari intensitas cahaya (*value*), yang sering kali tercampur dalam representasi RGB.

Dalam konteks deteksi penyakit daun, perubahan warna akibat infeksi umumnya muncul dalam bentuk variasi *hue*, kejemuhan, atau kecerahan pada bagian tertentu dari daun. Oleh karena itu, penggunaan model HSV sangat membantu dalam mendeteksi dan membedakan area yang terinfeksi dari area sehat. Konversi ke HSV juga meningkatkan akurasi dalam ekstraksi fitur warna karena warna yang dihasilkan lebih stabil terhadap perubahan pencahayaan. Dengan demikian, proses ini menjadi langkah penting dalam analisis citra untuk mendukung klasifikasi yang lebih akurat. Tahapan ini juga mempermudah sistem dalam mengenali pola warna khas yang sering muncul pada gejala penyakit tertentu. Proses ini juga berfungsi sebagai dasar untuk tahap segmentasi atau analisis lanjutan. Dengan representasi warna yang lebih terstruktur, fitur warna dapat diolah secara lebih efisien oleh algoritma klasifikasi.

Selain itu, penggunaan ruang warna HSV memungkinkan penerapan teknik analisis statistik atau pemrosesan berbasis ambang (*thresholding*) secara lebih efektif. Misalnya, nilai *Hue* dapat digunakan untuk mengidentifikasi warna khas yang menjadi indikator awal penyakit tertentu, sedangkan nilai *Saturation* dan *Value* bisa digunakan untuk mengukur tingkat keparahan atau luasnya area yang terdampak. Hal ini sangat berguna dalam sistem deteksi otomatis berbasis visi komputer karena memungkinkan ekstraksi fitur warna yang lebih konsisten meskipun terdapat variasi kondisi pencahayaan saat pengambilan gambar. Contoh hasil konversi citra RGB ke HSV pada daun kubis yang menunjukkan gejala penyakit dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Ekstraksi Fitur dari Gambar RGB ke Gambar HSV

Penjelasan hasil konversi citra ke HSV pada daun kubis meliputi:

1. *RGB Image*

*RGB Image* menunjukkan citra asli daun kubis dalam format RGB. Terlihat jelas bercak-bercak ungu kebiruan pada permukaan daun yang merupakan indikasi infeksi penyakit. Citra ini merupakan titik awal pemrosesan, yang selanjutnya ditingkatkan kualitasnya melalui penyesuaian kontras dan ketajaman dengan fungsi *enhance\_image()* untuk memperjelas detail warna dan tekstur.

2. *Hue*

Kanal *Hue* diperoleh setelah citra RGB dikonversi ke ruang warna HSV. *Hue* pada daun kubis mencerminkan jenis warna dominan. Dalam konteks ini, perbedaan nilai *Hue* sangat membantu membedakan antara jaringan sehat (biasanya dalam rentang hijau) dan jaringan yang terinfeksi (berpindah ke ungu, merah, atau kuning). Nilai *Hue* ini kemudian digunakan untuk memfilter warna hijau daun dan membentuk masking area bercak, dengan menggunakan batas bawah dan atas [30, 40, 40] hingga [85, 255, 255].

3. *Saturation*

Kanal *Saturation* merepresentasikan tingkat kejemuhan warna pada daun kubis.

Penurunan nilai saturasi sering ditemukan pada area yang terinfeksi karena perubahan *fisiologis* menyebabkan warna menjadi lebih pudar. Dalam proses segmentasi, nilai Saturation membantu mempertegas batas antara jaringan sehat yang kaya pigmen dan area bercak yang mengalami degradasi pigmen. Dalam kode, citra HSV inilah yang menjadi dasar untuk membedakan daun dan non-daun secara spasial.

#### 4. Value

Kanal Value memperlihatkan tingkat kecerahan setiap piksel. Pada tanaman yang sakit, area infeksi seperti nekrosis atau klorosis akan muncul lebih terang karena kehilangan *klorofil*. Kanal ini mendukung proses pembentukan mask bercak yang terlihat lebih kontras dibanding area sehat. Nilai-nilai *Value* ini memberikan *kontras* alami yang memperjelas area bercak dengan melakukan operasi *morfologi cv2.MORPH\_OPEN* dan *cv2.dilate*.

Tabel 2. Hasil Ekstraksi Fitur HSV Class

| Class               | Bercak Cincin | Bercak Daun | Busuk Hitam | Jamur Berbulu Halus | Kutu Daun |
|---------------------|---------------|-------------|-------------|---------------------|-----------|
| hue_mean            | 0,4362        | 0,6190      | 0,4763      | 0,5722              | 0,4747    |
| hue_std_dev         | 0,1459        | 0,0346      | 0,1691      | 0,1461              | 0,1800    |
| hue_skewness        | 210,9184      | -1063,3468  | -53,7386    | -285,8948           | -4,2946   |
| saturation_mean     | 0,4886        | 0,5215      | 0,4283      | 0,4594              | 0,3479    |
| saturation_std_dev  | 0,1491        | 0,0894      | 0,1667      | 0,2225              | 0,1282    |
| saturation_skewness | 129,0564      | -76,5068    | 151,9262    | 256,2637            | 158,8008  |
| value_mean          | 0,4389        | 0,8239      | 0,5215      | 0,5602              | 0,5946    |
| value_std_dev       | 0,1401        | 0,0985      | 0,1834      | 0,2108              | 0,1661    |
| value_skewness      | 117,6592      | -236,8690   | 44,5131     | -3,0131             | -3,8374   |

Pada Tabel 2 hasil ekstraksi fitur warna pada ruang warna HSV (*Hue*, *Saturation*, *Value*) dari kelima kelas penyakit daun kubis menunjukkan adanya variasi karakteristik warna yang signifikan antar kelas. Pada kanal *Hue*, nilai rata-rata (*mean*) tertinggi ditemukan pada kelas Bercak Daun, yaitu sebesar 0,6190, yang mencerminkan dominasi rona warna yang lebih tinggi (mendekati warna cerah seperti kuning atau hijau cerah). Sebaliknya, nilai *hue mean* terendah tercatat pada kelas Bercak Cincin dan Kutu Daun, yang menunjukkan dominasi warna lebih gelap atau kebiruan. Nilai *standard deviation* tertinggi pada kanal *Hue* terdapat pada kelas Kutu Daun (0,1800) dan Busuk Hitam (0,1691), yang menandakan variasi warna yang tinggi dalam satu gambar. Nilai *skewness* yang sangat ekstrem pada kelas Bercak Daun (-1063,3468) dan Jamur Berbulu Halus (-285,8948) mengindikasikan ketidakseimbangan distribusi rona warna yang kuat, kemungkinan akibat keberadaan pola bercak yang mendominasi sisi spektrum tertentu.

Pada kanal *Saturation*, kelas Bercak Daun kembali menunjukkan nilai *mean* tertinggi (0,5215), menandakan tingkat kejemuhan warna yang lebih tinggi, sedangkan kelas Kutu Daun memiliki *mean saturation* terendah (0,3479), yang menunjukkan tampilan warna yang cenderung lebih pucat atau desaturasi. Nilai *standard deviation* tertinggi ditemukan pada kelas Jamur Berbulu Halus (0,2225), yang mengindikasikan sebaran nilai kejemuhan yang luas. Nilai *skewness Saturation* yang tinggi di semua kelas, terutama pada Jamur Berbulu Halus (256,2637), menunjukkan distribusi kejemuhan yang tidak merata, kemung

Pada kanal *Value*, kelas Bercak Daun memiliki nilai *mean* tertinggi (0,8239), yang menunjukkan bahwa area daun pada kelas ini cenderung lebih terang. Sebaliknya, kelas Bercak Cincin memiliki nilai *value mean* terendah (0,4389), menandakan area yang lebih gelap. Nilai *standard deviation* tertinggi juga ditemukan pada Jamur Berbulu Halus (0,2108), yang mengindikasikan variasi kecerahan antar piksel yang tinggi. Nilai *skewness* negatif pada kelas Jamur Berbulu Halus dan Kutu Daun menandakan dominasi piksel terang, sedangkan nilai *skewness* positif tinggi seperti pada Bercak Cincin dan Busuk Hitam mengindikasikan dominasi area gelap.

Secara keseluruhan, variasi dari parameter statistik *mean*, *standard deviation*, dan *skewness* pada ketiga kanal HSV memperkuat bahwa fitur warna memiliki peran penting dalam mengenali dan membedakan pola gejala penyakit pada daun kubis. Setiap kelas menunjukkan distribusi warna yang berbeda, yang dapat digunakan sebagai dasar yang kuat untuk proses klasifikasi berbasis citra.

Nilai-nilai pada hasil ekstraksi HSV diperoleh melalui beberapa tahapan yaitu:

1. Prapemrosesan citra

Citra RGB daun kubis terlebih dahulu ditingkatkan kualitasnya menggunakan peningkatan kontras dan penajaman menggunakan (*convertScaleAbs*, *filter2D*) dan pengurangan *noise* dengan *Gaussian Blur*.

2. Konversi ke HSV

Citra yang telah mengalami peningkatan kualitas selanjutnya dikonversi dari ruang warna RGB ke HSV. Proses ini dilakukan untuk memisahkan informasi warna (*hue*), kejemuhan (*saturation*), dan kecerahan (*value*) ke dalam kanal-kanal tersendiri, sehingga memudahkan dalam proses ekstraksi fitur warna yang lebih representatif terhadap kondisi daun.

3. Pembuatan mask daun dan bercak

Area berwarna hijau (daun sehat) difilter menggunakan *cv2.inRange()* dengan ambang batas warna HSV Kemudian area bercak diekstrak dengan *inversi mask*.

4. Ekstraksi *kanal H, S, dan V*

*Kanal Hue, Saturation, dan Value* dipisahkan dan hanya diproses pada area bercak (menggunakan mask). Kemudian, dilakukan perhitungan nilai *mean*, *standard deviation*, dan *skewness* dengan fungsi statistik untuk setiap *kanal* secara terpisah.

## 2.5 Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang bekerja dengan menemukan hyperplane optimal yang memisahkan data dari dua kelas atau lebih di ruang fitur berdimensi tinggi. Tujuan utama SVM adalah untuk memaksimalkan margin, yaitu jarak terjauh antara *hyperplane* dengan titik data dari masing-masing kelas. Dengan margin yang lebih besar, model SVM memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap data baru. SVM tidak bergantung pada pendekatan tetangga terdekat, melainkan pada posisi titik-titik data terhadap hyperplane. Teknik ini sangat efektif untuk data dengan dimensi tinggi dan bekerja baik dalam kasus klasifikasi liniar maupun non-liniar yaitu kernel trick seperti RBF, *polynomial* dan *kernel* lainnya [20].

Pada penelitian ini, SVM dikonfigurasi dengan *kernel Radial Basis Function* (RBF), dengan parameter pada metode SVM dengan *kernel* RBF yaitu nilai C (1,5,10) dan *gamma* ( $10^{-1} - 10^{-5}$ ). Hasil akurasi terbaik menggunakan fitur GLCM dan HSV diperoleh dari nilai C = 10 dan *gamma* =  $10^{-1}$  dengan Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan penyakit daun dengan performa yang baik, yaitu akurasi sebesar 94,21%. Nilai ini menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan cukup efektif dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit pada daun tanaman berdasarkan fitur tekstur dan warna.

Nilai parameter yang optimal sangat berpengaruh terhadap kinerja model, di mana peningkatan nilai C cenderung memperkuat margin klasifikasi. Sebaliknya, nilai *gamma* yang terlalu kecil menyebabkan model gagal mempelajari pola non-linear dengan baik. Kombinasi nilai C dan *gamma* yang tepat membantu model membedakan kelas dengan lebih akurat, bahkan ketika fitur memiliki kompleksitas tinggi. Hasil ini juga menunjukkan bahwa pemilihan parameter yang sesuai sangat penting dalam membangun sistem klasifikasi berbasis SVM yang andal.

### 3. HASIL DAN DISKUSI

Hasil pengujian klasifikasi dilakukan dengan menggabungkan fitur tekstur (GLCM) dan warna (HSV), kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma SVM dengan *kernel* RBF. Pengujian beberapa kombinasi parameter menunjukkan performa terbaik pada  $C = 10$  dan  $\gamma = 0,1$ . Pada konfigurasi ini, sistem mencapai akurasi 94,21%, *presisi* 0,95, *recall* 0,94, dan *F1-score* 0,94. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali setiap kelas penyakit secara konsisten dengan tingkat kesalahan yang rendah. Kombinasi fitur GLCM dan HSV terbukti saling melengkapi dalam membedakan pola penyakit pada daun kubis. Penggunaan SVM RBF juga efektif dalam memodelkan hubungan non-linear antar fitur, sehingga berkontribusi terhadap akurasi yang tinggi.

Tabel 3. Hasil Uji Fitur GLCM dan HSV dengan Parameter C dan Gamma

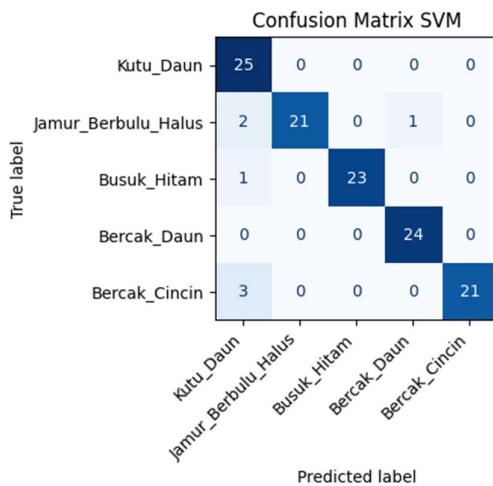
| Fitur      | Nilai C | Nilai G     | Akurasi |
|------------|---------|-------------|---------|
| GlcM + Hsv | 1       | G = 0.1     | 89.26%  |
|            | 5       | G = 0.1     | 92.56%  |
|            | 10      | G = 0.1     | 94.21%  |
|            | 1       | G = 0.01    | 57.02%  |
|            | 5       | G = 0.01    | 66.12%  |
|            | 10      | G = 0.01    | 71.07%  |
|            | 1       | G = 0.001   | 49.59%  |
|            | 5       | G = 0.001   | 52.89%  |
|            | 10      | G = 0.001   | 58.68%  |
|            | 1       | G = 0.0001  | 44.63%  |
|            | 5       | G = 0.0001  | 44.63%  |
|            | 10      | G = 0.0001  | 48.76%  |
|            | 1       | G = 0.00001 | 44.63%  |
|            | 5       | G = 0.00001 | 44.63%  |
|            | 10      | G = 0.00001 | 44.63%  |

Pada tabel 3 pengujian performa klasifikasi dilakukan dengan menggabungkan fitur tekstur (GLCM) dan fitur warna (HSV), menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel* RBF. Parameter yang divariasikan dalam pengujian adalah nilai C (Regularization Parameter) dan  $\gamma$  ( $\gamma$ ), untuk melihat pengaruhnya terhadap akurasi model. Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa kombinasi parameter sangat mempengaruhi hasil klasifikasi.

Nilai akurasi tertinggi sebesar 94,21% diperoleh pada kombinasi parameter  $C = 10$  dan  $\gamma = 0,1$ , yang menunjukkan bahwa pada konfigurasi ini, model SVM mampu mencapai keseimbangan optimal antara margin klasifikasi dan risiko *overfitting*. Saat nilai  $\gamma$  dipertahankan di 0,1, peningkatan nilai C dari 1 ke 10 menyebabkan peningkatan akurasi secara konsisten, yaitu dari 89,26% ( $C = 1$ ) menjadi 92,56% ( $C = 5$ ), dan akhirnya mencapai puncaknya di 94,21% ( $C = 10$ ). Hal ini mengindikasikan bahwa nilai C yang lebih besar memberikan fleksibilitas lebih tinggi bagi model untuk membentuk batas keputusan yang lebih tegas antara kelas, selama  $\gamma$  masih berada dalam rentang optimal. Sebaliknya, ketika  $\gamma$  terlalu kecil (misalnya 0,01 hingga 0,00001), akurasi model menurun drastis hingga mencapai 44,63%, yang menunjukkan gejala *underfitting* karena kompleksitas fungsi *kernel* menjadi terlalu rendah untuk menangkap pola data yang sebenarnya.

Secara keseluruhan, pengujian menunjukkan bahwa kombinasi fitur GLCM dan HSV paling efektif bila digunakan pada konfigurasi parameter  $C = 10$  dan  $\gamma = 0,1$ , yang selanjutnya

digunakan sebagai parameter terbaik dalam sistem klasifikasi penyakit daun kubis. Hal ini menunjukkan bahwa proses tuning parameter memiliki peran penting dalam meningkatkan akurasi model klasifikasi berbasis SVM. Kombinasi nilai C dan gamma yang tidak tepat dapat menyebabkan model mengalami *overfitting* atau *underfitting*, yang berdampak langsung pada penurunan kinerja. Oleh karena itu, eksplorasi berbagai kombinasi parameter sangat diperlukan untuk memperoleh performa optimal. Selain itu, kestabilan akurasi pada gamma 0.1 menunjukkan bahwa nilai ini berada dalam rentang yang sesuai untuk menangkap kompleksitas pola dalam fitur GLCM dan HSV. Hasil ini dapat dijadikan acuan untuk penelitian selanjutnya yang menggunakan pendekatan serupa dalam klasifikasi citra daun dengan karakteristik tekstur dan warna yang kompleks.



Gambar 4. Hasil Confusion Matrix

Gambar 4 menunjukkan *confusion matrix* dari hasil klasifikasi menggunakan algoritma SVM dengan kombinasi fitur GLCM dan HSV. Matriks ini memberikan gambaran kinerja model dalam mengklasifikasikan lima jenis penyakit daun tanaman kubis: Kutu Daun, Jamur Berbulu Halus, Busuk Hitam, Bercak Daun, dan Bercak Cincin.

Model berhasil mengklasifikasikan seluruh sampel kelas Kutu Daun dan Bercak Daun dengan benar, masing-masing sebanyak 25 dan 24 sampel, tanpa adanya kesalahan klasifikasi. Untuk kelas Jamur Berbulu Halus, terdapat 2 sampel yang salah diklasifikasikan ke kelas Kutu Daun dan 1 sampel salah ke kelas Bercak Daun, dengan 21 sampel diklasifikasi dengan benar. Sementara itu, kelas Busuk Hitam menunjukkan performa yang sangat baik, dengan 23 dari 25 sampel diklasifikasikan dengan benar, dan hanya 2 kesalahan minor. Untuk kelas Bercak Cincin, terdapat 3 sampel yang salah diklasifikasikan sebagai Kutu Daun, dan 21 diklasifikasi dengan benar.

Secara keseluruhan, *confusion matrix* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang tinggi, dengan sebagian besar nilai berada pada diagonal utama (prediksi benar), serta tingkat kesalahan yang rendah. Ini sejalan dengan nilai evaluasi *matrix* sebelumnya seperti akurasi 94,21%, presisi 0,95, recall 0,94, dan *F1-score* 0,94, yang menunjukkan bahwa model cukup andal dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan lima jenis penyakit daun kubis secara konsisten.

Kesalahan klasifikasi yang terjadi umumnya terjadi pada kelas dengan gejala visual yang mirip, terutama antara Jamur Berbulu Halus dan Bercak Daun. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun performa model cukup tinggi, masih terdapat tantangan dalam membedakan penyakit yang memiliki pola tekstur dan warna yang hampir serupa. Perlu adanya eksplorasi fitur tambahan atau metode peningkatan klasifikasi seperti *ensemble* learning untuk mengatasi ambiguitas ini. Selain itu, peningkatan kualitas data latih dan jumlah sampel dapat membantu model lebih

memahami variasi visual antar kelas. Hasil ini memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan lebih lanjut dalam sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis citra.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun tanaman dengan menggabungkan fitur tekstur (GLCM) dan warna (HSV) serta menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel RBF*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik diperoleh pada nilai  $C = 10$  dan  $\gamma = 1$ , dengan performa klasifikasi yang tinggi, yaitu akurasi sebesar 94,21%, presisi 0,95, recall 0,94, dan F1-score 0,94. Hal ini membuktikan bahwa kombinasi fitur GLCM dan HSV efektif dalam mengenali pola penyakit daun secara akurat. Metode ini dapat digunakan sebagai dasar pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman secara otomatis dan berbasis citra, khususnya pada tanaman yang memiliki ciri visual khas seperti kubis. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk menguji metode ini pada jenis tanaman lain serta menggunakan pendekatan deep learning untuk perbandingan performa yang lebih luas.

#### REFERENCES

- [1] L. Z. Astari, S. Nurhayati, R. K. Ningati, dan C. A. Nur'Aini, "Identifikasi Hama dan Penyakit Tanaman Bunga Kol (*Brassica oleracea*) di Jeprono, Karangbangun, Matesih, Karanganyar," *Agrisaintifika J. Ilmu-Ilmu Pertan.*, vol. 8, no. 2, hlm. 395–403, 2024, doi: 10.32585/ags.v8i2.5435.
- [2] "K. Adani, L. Puspitasari, and A. A. Maissy, \*Kajian Pengawasan Keamanan Pangan Segar Asal Tumbuhan (PSAT) Komoditas Kubis di Provinsi Jawa Tengah Tahun 2022\*. Ungaran, Indonesia: Dinas Ketahanan Pangan Provinsi Jawa Tengah, Dec. 2022."
- [3] K. Yuliadhi dan D. P. Sudiarta, "Struktur Komunitas Hama Pemakan Daun Kubis dan Investigasi Musuh Alaminya," *AGROTROP*, vol. 2, no. 2, hlm. 191–196, 2012.
- [4] N. Hafidhoh, "Identifikasi Penyakit Daun Tanaman Cabai Merah dengan Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi Support Vector Machine," dipresentasikan pada Prosiding Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (SEHATI ABDIMAS) 2022, dalam 1, vol. 5. Politeknik Negeri Sambas (POLTESA), Feb 2023, hlm. 64–65.
- [5] F. Zikra, K. Usman, dan R. Patmasari, "Deteksi Penyakit Cabai Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix Dan Support Vector Machine," dipresentasikan pada dalam Seminar Nasional Hasil Penelitian dan Pengabdian Masyarakat 2021, Institut Informatika dan Bisnis Darmajaya, 2021, hlm. 105–113.
- [6] M. P. Juniarta, M. H. H. Arrahman, dan N. Sulistianingsih, "Implementasi Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Untuk Mendeteksi Penyakit Daun Pada Tanaman Holtikultura," dipresentasikan pada Technology, Health, and Agriculture Nexus: Conference Serie, dalam 29-40, vol. 1. Universitas Muhammadiyah Mataram, Mar 2025.
- [7] R. Pahlevi, A. Setiawan, dan R. I. Kesuma, "Identification of Leaf Spot Diseases in Eggplant Using Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) Feature Extraction and Support Vector Machine (SVM) Classification," *Media Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, hlm. 1–13, Jul 2025, doi: 10.69616/mcs.v2i1.202.
- [8] R. S. Syarif, M. N. Akbar, dan D. Darmatasia, "Deteksi Penyakit pada Daun Tomat Menggunakan Kombinasi Ekstraksi Fitur Colors Moments dan Grey Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)," *J. Softw. Hardw. Inf. Technol.*, vol. 5, no. 2, hlm. 158–170, Jun 2025, doi: 10.24252/shift.v5i2.214.
- [9] Putri Haerya, "Implementation of Gray Level Co-Occurrence Matrix and Hue Saturation Value Feature Extraction for Rice Leaf Disease Detection," Skripsi Sarjana (S1), Univerisitas Sulawesi Barat, Majene, Indonesia, 2025.

- [10] A. Yoggyanto dan A. Maulana, "Penerapan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dalam Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung," dipresentasikan pada Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains Tahun 2024, Universitas Nusantara PGRI Kediri, 2024.
- [11] O. V. Putra, M. Z. Mustaqim, dan D. Muriatmoko, "Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit dan Hama Padi Menggunakan MobileNetV2," *Techno.Com*, vol. 22, no. 3, hlm. 562–575, Agu 2023, doi: 10.33633/tc.v22i3.8516.
- [12] A. Rosid, Abd. Ghofur, dan F. Santoso, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Kentang Berdasarkan Citra Daun dan Batang dengan Metode Convolutional Neural Network dan Gray Level Co-Occurrence Matrix," *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 3, hlm. 1354–1362, Jul 2024, doi: 10.33379/gtech.v8i3.4298.
- [13] A. Zalvadila, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Bawang Merah Menggunakan Metode SVM dan CNN," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, hlm. 255–260, Sep 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5341.
- [14] L. W. Kuswidiyanto, D. E. Kim, T. Fu, K. S. Kim, dan X. Han, "Detection of Black Spot Disease on Kimchi Cabbage Using Hyperspectral Imaging and Machine Learning Techniques," *Agriculture*, vol. 13, no. 12, hlm. 2215, Nov 2023, doi: 10.3390/agriculture13122215.
- [15] A. R. T. H. Ririd, A. W. Kurmiawati, dan Y. Yunhasnawa, "Implementasi Metode Support Vector Machine Untuk Identifikasi Penyakit Daun Tanaman Kubis," *J. Inform. Polinema*, vol. 4, no. 3, hlm. 181–188, Mei 2018, doi: 10.33795/jip.v4i3.204.
- [16] Ratna Indah Juwita Harahap, Sumi Khairani, dan Rismayanti, "Implementasi Metode K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Penyakit Tanaman Mentimun Pada Citra Daun," *J. Ilmu Komput. Dan Sist. Inf.*, vol. 3, no. 2, hlm. 135–145, Mei 2024, doi: 10.70340/jirsi.v3i2.123.
- [17] J. Kusuma, R. Rosnelly, dan B. H. Hayadi, "Klasifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Jagung Menggunakan Algoritma Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors dan Multilayer Perceptron," *JACOST*, vol. 4, no. 1, 2023.
- [18] P. F. Johari, N. Arifin, M. Muzaki, dan M. S. A. Utama, "Corn Leaf Diseases Classification Using CNN with GLCM, HSV, and L\*a\*b\* Features," *J. Tek. Inform. Jutif*, vol. 6, no. 2, hlm. 709–722, Apr 2025, doi: 10.52436/1.jutif.2025.6.2.4345.
- [19] K. J. T. Seran dan B. Baso, "Identifikasi penyakit pada foliase tanaman cendana menggunakan algoritma ID3 berdasarkan fitur GLCM dan Color Moment," *AITI*, vol. 22, hlm. 173–83, Mar 2025.
- [20] E. Hartati, "Penggunaan Klasifikasi Sayur Segar Dan Sayur Busuk Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *J. Tek. Inform. Jutif Dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 3, hlm. 678–687, 2020.