



## DETEKSI PENYAKIT DAUN KOPI ARABIKA MENGGUNAKAN METODE SVM

**Barqiyah Tiara Putri<sup>1</sup>, Ainul Faradisa<sup>2</sup>, Soffiana Agustin<sup>3</sup>**

<sup>1,2,3</sup>Universitas Muhammadiyah Gresik

Jl. Sumatera No. 101 GKB, Gresik

e-mail: [tiaraputry673@email.com](mailto:tiaraputry673@email.com)<sup>1)</sup>, [ainulfaradisa@email.com](mailto:ainulfaradisa@email.com)<sup>2)</sup>, [soffiana@umg.ac.id](mailto:soffiana@umg.ac.id)<sup>3</sup>

\*corresponding author

### ABSTRAK

*Penyakit daun pada tanaman kopi menjadi penyebab utama menurunnya produktivitas dan kualitas panen. Dengan perkembangan teknologi pengolahan citra digital dan machine learning, deteksi penyakit dapat dilakukan secara otomatis untuk meningkatkan efisiensi dan ketepatan identifikasi. Penelitian ini bertujuan menerapkan metode Support Vector Machine (SVM) dalam mendeteksi penyakit daun kopi berdasarkan fitur tekstur dari citra daun. Tahapan penelitian meliputi pra-proses citra, ekstraksi fitur menggunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), seleksi fitur dengan Information Gain, serta klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Dataset terdiri dari dua kelas, yaitu daun sehat dan terserang leaf miner. Pra-proses melibatkan resizing, noise removal, contrast enhancement, thresholding, dan edge detection. Ekstraksi GLCM menghasilkan 48 fitur tekstur per citra. Model SVM dengan kernel RBF mencapai akurasi 100% pada data uji. Hasil prediksi pada gambar baru juga berhasil mengklasifikasikan daun kopi sebagai terserang penyakit. Kombinasi GLCM dan SVM terbukti memberikan hasil yang akurat dan konsisten.*

**Kata Kunci:** Deteksi Penyakit, Daun Kopi, SVM, GLCM, Ekstraksi Fitur, Pengolahan Citra Digital

### ABSTRAK

*Leaf diseases in coffee plants are the main cause of declining productivity and harvest quality. With the development of digital image processing technology and machine learning, disease detection can be done automatically to improve efficiency and accuracy of identification. This study aims to apply the Support Vector Machine (SVM) method in detecting coffee leaf diseases based on texture features of leaf images. The research stages include image pre-processing, feature extraction using Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM), feature selection with Information Gain, and classification using the SVM algorithm. The dataset consists of two classes, namely healthy leaves and leaves attacked by leaf miner. Pre-processing involves resizing, noise removal, contrast enhancement, thresholding, and edge detection. GLCM extraction produces 48 texture features per image. The SVM model with RBF kernel achieves 100% accuracy on the test data. The prediction results on new images also successfully classify coffee leaves as*

### Article History

Received: Juli 2025

Reviewed: Juli 2025

Published: Juli 2025

Plagiarism Checker No  
234

Prefix DOI : Prefix DOI :  
10.8734/Kohesi.v1i2.365

Copyright : Author  
Publish by : Kohesi



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



*infected with disease. The combination of GLCM and SVM has been proven to provide accurate and consistent results.*

**Keywords:** Disease Detection, Coffee Leaves, SVM, GLCM, Feature Extraction, Digital Image Processing

## 1. PENDAHULUAN

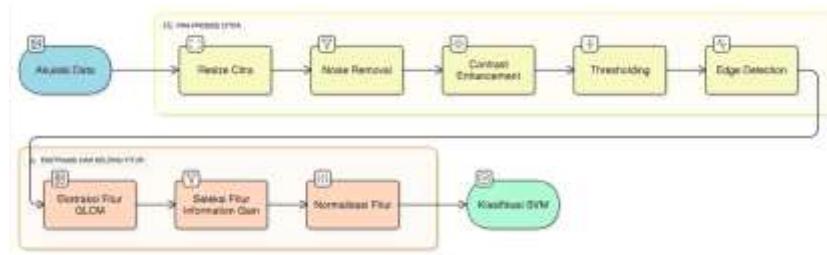
Penyakit daun pada tanaman kopi menjadi salah satu penyebab utama penurunan produktivitas dan kualitas hasil panen. Di Indonesia, kopi merupakan komoditas pertanian yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan menjadi sumber penghidupan bagi jutaan petani. Namun, serangan berbagai jenis penyakit seperti Leaf Miner (pembentukan galeri pada jaringan daun) dan Leaf Rust (karat daun) sering kali menyebabkan kerusakan signifikan pada tanaman jika tidak segera terdeteksi dan diatasi. (Ardiansyah & Nugroho, 2023)

Dengan perkembangan teknologi di bidang pengolahan citra digital dan machine learning, deteksi penyakit pada tanaman dapat dilakukan secara otomatis dengan tingkat akurasi yang tinggi. Salah satu metode yang efektif digunakan dalam klasifikasi penyakit daun adalah Support Vector Machine (SVM), yang dikenal memiliki kemampuan kuat dalam memisahkan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan fitur yang diekstraksi dari citra. (Supriyanto et al., n.d.)

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode Support Vector Machine (SVM) dalam mendeteksi penyakit daun kopi berdasarkan citra daun yang telah melalui tahapan praproses seperti resizing, noise removal, contrast enhancement, thresholding, dan edge detection. Proses pendekripsi dilakukan tanpa menggunakan ekstraksi fitur Support Vector Machine (SVM), sehingga model lebih sederhana namun tetap efektif. (Murni et al., 2022)

Dengan adanya sistem ini, diharapkan petani kopi dapat melakukan identifikasi dini terhadap penyakit daun secara cepat dan akurat, sehingga upaya pengendalian dapat dilakukan lebih tepat waktu guna meningkatkan kualitas dan produksi kopi secara keseluruhan.

## 2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Flowchart sistem

### 2.1. Akuisisi Data

Dataset citra daun kopi diperoleh dari Kaggle. Dataset terdiri dari dua kategori penyakit yaitu:

- Miner
- Healthy

### 2.2. Pre-proses Citra

Tahapan pra-pemrosesan citra dilakukan untuk memperbaiki kualitas gambar sebelum ekstraksi fitur. Langkahnya:

- a. Resize Citra- Ubah ukuran menjadi 256x256 piksel agar seragam.
- b. Noise Removal - Gunakan Gaussian Blur untuk menghilangkan derau.
- c. Peningkatan Kontras - CLAHE digunakan untuk memperjelas perbedaan area sehat dan sakit.
- d. Thresholding - Otsu Thresholding pisahkan daun dari latar belakang.



e. Deteksi Tepi - Canny Edge Detection temukan batas daun dan area penyakit.

### 2.3. Ekstraksi fitur GLCM (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*)

GLCM (*Gray-Level Co-occurrence Matrix*) adalah metode yang digunakan untuk mengekstrak fitur tekstur pada citra digital. Teknik ini menggambarkan pola hubungan spasial antara dua piksel yang berdekatan, berdasarkan jarak dan arah tertentu.

Langkah-langkah utamanya adalah:

1. Membentuk matriks GLCM berdasarkan pasangan nilai intensitas piksel dalam citra.

2. Menghitung fitur tekstur, seperti:

- Contrast: mengukur variasi intensitas lokal.
- Dissimilarity: menunjukkan perbedaan antar pasangan piksel.
- Homogeneity: menggambarkan keseragaman distribusi intensitas.
- Entropy: mengukur kompleksitas atau ketidakteraturan tekstur.
- Correlation: menghitung tingkat korelasi antar pasangan piksel.

Fitur-fitur ini membantu dalam mengenali karakteristik tekstur yang berguna untuk tugas klasifikasi citra, seperti deteksi penyakit daun.

### 2.4. Seleksi Fitur dengan Information Gain

Seleksi fitur dengan Information Gain bertujuan meningkatkan performa model dan mencegah overfitting. Meskipun semua 48 fitur digunakan, metode ini mengukur kontribusi tiap fitur untuk memastikan hanya fitur yang paling informatif yang berpengaruh besar dalam klasifikasi menggunakan SVM.

### 2.5. Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Model klasifikasi dibangun menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), salah satu metode machine learning populer untuk klasifikasi citra.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

File ini berisi log pelatihan dan prediksi model deteksi penyakit daun kopi dengan metode:

Preprocessing Citra

Ekstraksi Fitur GLCM

Seleksi Fitur (ANOVA F-value & Mutual Info)

Klasifikasi dengan SVM

Prediksi Citra Baru

Dataset : 160 gambar (80 sehat, 80 minner)

Model SVM mencapai akurasi 100% pada data uji.

### 3.1. Preprocessing Citra

Citra diproses melalui tahapan berikut:

Tahap	Deskripsi
Rezise	Semua citra diubah ke ukuran 256x256 piksel
Gaussian Blur	Menghilangkan noise
CLAHE	Meningkatkan kontras local
Threesholding Otsu	Binerisasi untuk segmentasi
Canny Edge Detection	Mendeteksi tepi daun

Table 1. tahapan pre processing



Visualisasi pra-pemrosesan ditampilkan untuk contoh gambar daun sehat (`15.jpg`) dan daun terserang penyakit (`73.jpg`).

Hasil dataset healthy 1



Gambar 1. Original image



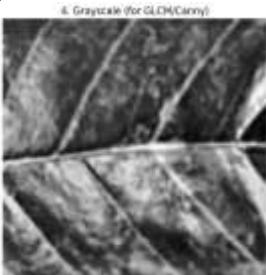
Gambar 2 rezise image



Gambar 3 gaussian blurred



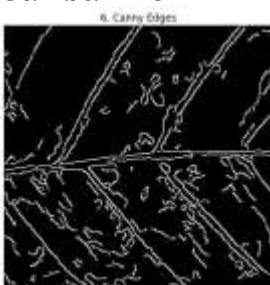
Gambar 4 CLAHE



Gambar 5 canny



Gambar 6 Threesholded



Gambar 7 canny edge

Hasil dataset miner 73



Gambar 8. Original image



Gambar 9 rezise image



Gambar 10 gaussian blurred



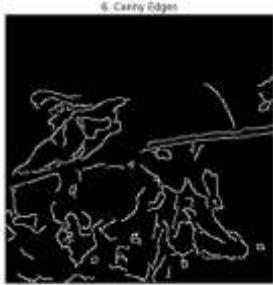
Gambar 11 CLAHE



Gambar 12 canny



Gambar 13 Threesholded



Gambar 14 canny edge

### 3.2. Ekstraksi Fitur GLCM

Fitur tekstur diekstrak menggunakan Gray-Level Co-occurrence Matrix (GLCM).

Mengukur pola :

- Contrast

Rumus :

$$\text{Contrast} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i - j|^2 \cdot p(i, j)$$

- Dissimilarity

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} |i - j| \cdot p(i, j)$$

- Homogeneity

$$\text{Homogeneity} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|}$$

- Entropy

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j) \cdot \log(p(i, j))$$

- Correlation

$$\text{Correlation} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

- ASM

$$\text{ASM} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} p(i, j)^2$$

Melihat dari jarak 1 piksel dan jarak 2 piksel

Melihat dari berbagai arah (4 arah) :

- Horizontal ( $0^\circ$ )
- Diagonal atas-kanan ( $45^\circ$ )
- Vertikal ( $90^\circ$ )
- Diagonal atas-kiri ( $135^\circ$ )

Setiap citra dianalisis menggunakan 6 properti tekstur (Contrast, Dissimilarity, Homogeneity, Entropy, Correlation, ASM) yang dihitung untuk 2 jarak dan 4 arah berbeda. Total fitur yang



dihasilkan adalah  $6 \times 2 \times 4 = 48$ . Fitur-fitur ini digunakan untuk melatih model klasifikasi agar dapat membedakan daun sehat dan daun sakit secara akurat.

Hasil ekstraksi fitur (sampel pertama) healthy:

Jumlah fitur citra: 48 fitur

Fitur Index	1	2	3	4	5
1	70.7	68.9	70.7	70.7	62.54
2	131.24	124.58	131.24	131.24	114.99
3	73.99	66.02	73.99	73.99	63.91
4	142.72	131.09	142.72	142.72	123.98
5	248.78	245.77	248.78	248.78	221.35
6	131.24	124.58	131.24	131.24	114.99
7	261.67	235.89	261.67	261.67	226.31
8	142.72	131.09	142.72	142.72	123.98
9	5.9	5.79	5.9	5.9	5.54
10	7.75	7.68	7.75	7.75	7.31
11	5.8	5.57	5.8	5.8	5.42
12	8.38	7.83	8.38	8.38	7.75
13	11.2	11.06	11.2	11.2	10.54
14	7.75	7.68	7.75	7.75	7.31
15	11.06	10.66	11.06	11.06	10.36
16	8.38	7.83	8.38	8.38	7.75
17	0.222	0.236	0.222	0.222	0.235
18	0.173	0.179	0.173	0.173	0.181
19	0.237	0.247	0.237	0.237	0.252
20	0.159	0.183	0.159	0.159	0.173
21	0.119	0.127	0.119	0.119	0.127
22	0.173	0.179	0.173	0.173	0.181
23	0.131	0.136	0.131	0.131	0.137
24	0.159	0.183	0.159	0.159	0.173
25	8.27	8.25	8.27	8.27	8.2
26	8.55	8.54	8.55	8.55	8.49
27	8.25	8.21	8.25	8.25	8.17
28	8.62	8.54	8.62	8.62	8.53
29	8.88	8.86	8.88	8.88	8.81
30	8.55	8.54	8.55	8.55	8.49
31	8.86	8.83	8.86	8.86	8.79
32	8.62	8.54	8.62	8.62	8.53
33	0.976	0.979	0.976	0.976	0.979
34	0.955	0.962	0.955	0.955	0.962
35	0.975	0.98	0.975	0.975	0.979
36	0.951	0.96	0.951	0.951	0.959
37	0.915	0.926	0.915	0.915	0.926



38	0.955	0.962	0.955	0.955	0.962
39	0.911	0.929	0.911	0.911	0.925
40	0.951	0.96	0.951	0.951	0.959
41	0.000449	0.000518	0.000449	0.000449	0.000506
42	0.00033	0.000365	0.00033	0.00033	0.000365
43	0.000494	0.00057	0.000494	0.000494	0.000586
44	0.000305	0.000389	0.000305	0.000305	0.000362
45	0.000219	0.000255	0.000219	0.000219	0.00025
46	0.00033	0.000365	0.00033	0.00033	0.000365
47	0.000241	0.000277	0.000241	0.000241	0.00028
48	0.000305	0.000389	0.000305	0.000305	0.000362

Table 2. hasil ekstraksi fitur

### 3.3. Seleksi Fitur

Dua metode digunakan untuk memilih fitur paling informatif:

#### a. ANOVA F-value

Jumlah fitur awal: 48

Jumlah fitur setelah seleksi: 48

Skor F-value untuk setiap fitur (diurutkan dari yang tertinggi):

Fitur Index	Skor F-value
35	441.0142
39	441.0142
32	207.1595
36	201.8858
34	165.1838
38	151.8916
33	100.9498
37	100.9498
15	64.2723
11	64.2723
3	64.1172
7	64.1172
8	36.3466
12	34.9335
20	32.2647
10	24.209
14	22.494
16	22.3602
0	21.0249
2	20.4432

Table 3. f value fitur index

Fitur tertinggi:

- Fitur Index 35: 441.0142
- Fitur Index 39: 441.0142



- Fitur Index 32: 207.1595

## b. Mutual Information / Information Gain

Rumus :

$$\text{Gain}(S, A) = \text{Entropy}(S) - \sum_{v \in V} \frac{|S_v|}{|S|} \cdot \text{Entropy}(S_v)$$

Dimana:

S : Kumpulan data (seluruh sampel)

A : Fitur tertentu

V : Nilai-nilai unik dari fitur A

S<sub>v</sub>: Sub-himpunan dari S dimana fitur A memiliki nilai v

Entropy(S) : Ketidakpastian kelas sebelum mengetahui nilai fitur A

Dan rumus entropi:

$$\text{Entropy}(S) = - \sum_{i=1}^c p_i \log_2(p_i)$$

Jumlah fitur awal: 48

Jumlah fitur setelah seleksi: 48

Skor Mutual Information untuk setiap fitur (diurutkan dari yang tertinggi):

Fitur Index	Skor Mutual Information
35	0.7015
39	0.7015
14	0.7015
10	0.6813
38	0.6777
34	0.6777
32	0.6163
37	0.6123
33	0.6123
36	0.5996
6	0.5765
11	0.5438
15	0.5438
5	0.5436
1	0.5436
41	0.5373
45	0.5373
8	0.5341
12	0.5341
17	0.5299

Table 4. skor mutual information

Fitur tertinggi:

- Fitur Index 35: 0.7015
- Fitur Index 39: 0.7015
- Fitur Index 14: 0.7015



Seleksi fitur bertujuan meningkatkan efisiensi model tanpa mengurangi akurasi.

### 3.4. Klasifikasi dengan SVM

Akurasi: 100%

Seluruh prediksi pada dataset uji benar tanpa ada kesalahan.

Laporan Klasifikasi:

	precision	Recall	F1-score	Support
Healthy	1.00	1.00	1.00	50
Miner	1.00	1.00	1.00	50
Accuracy			1.00	100
Macro avg	1.00	1.00	1.00	100
Weight avg	1.00	1.00	1.00	100

tabel 5.Tabel klasifikasi

Matriks Konfusi:

$\begin{bmatrix} 50 & 0 \\ 0 & 50 \end{bmatrix}$

Hasil ini membuktikan bahwa model SVM yang dibangun memiliki performa sangat baik dalam membedakan antara daun sehat dan daun terserang hama leaf miner.

### 3.5. Prediksi pada gambar baru

Fitur index	Ekstraksi Fitur GLCM	Seleksi Fitur (Mutual Info)	Fitur Setelah Normalisasi	E.F. GLC M 2	S.F. (M.I) 2	F.N, 2	E.F. GLC M 3	S.F. (M.I) 3	F.N, 3
1	44.18	44.18	- 0.7745	44.22	44.2 2	- 0.530 6	44.18	44. 18	- 0.533 1
2	107.9 5	107.95	- 0.1952	108.1 8	108. 18	0.021 9	107.9 5	107. .95	0.014 2
3	58.01	58.01	- 0.1597	58.04	58.0 4	- 0.034 3	58.01	58. 01	- 0.036 5
4	87.12	87.12	- 0.8252	87.04	87.0 4	- 0.636 9	87.12	87. 12	- 0.634 2
5	159.9	159.9	- 0.7349	160.2 1	160. 21	- 0.480 9	159.9	159. .9	- 0.485 8
6	107.9 5	107.95	- 0.1952	108.1 8	108. 18	0.021 9	107.9 5	107. .95	0.014 2
7	211.2 2	211.22	- 0.0797	211.4 4	211. 44	0.060 2	211.2 2	211. .22	0.055 2



8	87.12	87.12	- 0.8252	87.04	87.0 4	- 0.636 9	87.12	87. 12	- 0.634 2
9	4.28	4.28	- 0.9884	4.28	4.28	- 0.660 5	4.28	4.2 8	- 0.662 3
10	6.69	6.69	- 0.4793	6.69	6.69	- 0.196 1	6.69	6.6 9	- 0.199 9
11	5.1	5.1	- 0.1204	5.1	5.1	- 0.009 5	5.1	5.1	0.004 3
12	6.31	6.31	- 0.7851	6.31	6.31	- 0.565 1	6.31	6.3 1	0.564 7
13	8.15	8.15	- 0.9764	8.15	8.15	-0.642	8.15	8.1 5	0.645 4
14	6.69	6.69	- 0.4793	6.69	6.69	- 0.196 1	6.69	6.6 9	- 0.199 9
15	9.76	9.76	- 0.0981	9.76	9.76	- 0.035 5	9.76	9.7 6	0.029 1
16	6.31	6.31	- 0.7851	6.31	6.31	- 0.565 1	6.31	6.3 1	0.564 7
17	0.289	0.289	0.8644	0.288	0.28 8	0.449 9	0.289	0.2 89	0.468 4
18	0.196	0.196	0.3052	0.195	0.19 5	- 0.057 3	0.196	0.1 96	-0.033
19	0.25	0.25	- 0.2459	0.25	0.25	- 0.436 3	0.25	0.2 5	- 0.414 7
20	0.193	0.193	0.1596	0.193	0.19 3	- 0.066 6	0.193	0.1 93	-0.076
21	0.163	0.163	0.7378	0.162	0.16 2	0.340 8	0.163	0.1 63	0.364 7
22	0.196	0.196	0.3052	0.195	0.19 5	- 0.057 3	0.196	0.1 96	-0.033
23	0.139	0.139	- 0.3493	0.139	0.13 9	- 0.448 7	0.139	0.1 39	0.479 3
24	0.193	0.193	0.1596	0.193	0.19 3	- 0.066 6	0.193	0.1 93	-0.076



25	8.11	8.11	- 0.4566	8.11	8.11	- 0.083 5	8.11	8.1 1	- 0.107 8
26	8.52	8.52	- 0.0458	8.52	8.52	0.266 6	8.52	8.5 2	0.249 1
27	8.27	8.27	0.3292	8.28	8.28	0.614 3	8.27	8.2 7	0.582 9
28	8.49	8.49	- 0.1579	8.5	8.5	0.163 3	8.49	8.4 9	0.128
29	8.7	8.7	- 0.5008	8.71	8.71	- 0.131 7	8.7	8.7	- 0.149 6
30	8.52	8.52	- 0.0458	8.52	8.52	0.266 6	8.52	8.5 2	0.249 1
31	8.87	8.87	0.2755	8.87	8.87	0.568 3	8.87	8.8 7	0.526 2
32	8.49	8.49	- 0.1579	8.5	8.5	0.163 3	8.49	8.4 9	0.128
33	0.989 8	0.9898	1.0129	0.989 8	0.98 98	0.842 3	0.989 8	0.9 898	0.843 7
34	0.975 1	0.9751	0.7206	0.975 1	0.97 51	0.576 4	0.975 1	0.9 751	0.581 5
35	0.986 6	0.9866	0.675	0.986 6	0.98 66	0.657 3	0.986 6	0.9 866	0.658 8
36	0.979 9	0.9799	0.9735	0.979 9	0.97 99	0.893	0.979 9	0.9 799	0.891 4
37	0.963 2	0.9632	0.9986	0.963 1	0.96 31	0.815 4	0.963 2	0.9 632	0.818 2
38	0.975 1	0.9751	0.7206	0.975 1	0.97 51	0.576 4	0.975 1	0.9 751	0.581 5
39	0.951 3	0.9513	0.6421	0.951 3	0.95 13	0.611 3	0.951 3	0.9 513	0.614 3
40	0.979 9	0.9799	0.9735	0.979 9	0.97 99	0.893	0.979 9	0.9 799	0.891 4
41	0.000 58488	0.00058 488	0.0491	0.000 5817	0.00 0581 7	- 0.197 4	0.000 5849	0.0 005 849	- 0.191 6
42	0.000 36375	0.00036 375	-0.107	0.000 3629	0.00 0362 9	- 0.265 7	0.000 3638	0.0 003 638	- 0.263 8
43	0.000 47481	0.00047 481	-0.327	0.000 4723	0.00 0472 3	- 0.416 5	0.000 4748	0.0 004 748	- 0.411 4
44	0.000 36312	0.00036 312	-0.139	0.000 361	0.00 0361	- 0.278 2	0.000 3631	0.0 003 631	-0.274



45	0.000 30254	0.00030 254	0.0007	0.000 3002	0.00 0300 2	- 0.187 8	0.000 3025	0.0 003 025	- 0.183 2
46	0.000 36375	0.00036 375	-0.107	0.000 3629	0.00 0362 9	- 0.265 7	0.000 3638	0.0 003 638	- 0.263 8
47	0.000 24947	0.00024 947	- 0.2093	0.000 2479	0.00 0247 9	- 0.310 4	0.000 2495	0.0 002 495	- 0.306 7
48	0.000 36312	0.00036 312	-0.139	0.000 361	0.00 0361	- 0.278 2	0.000 3631	0.0 003 631	-0.274

Tabel 6. Glcm prediksi baru 1,2,dan 3

### a. Dataset miner foto 1

Gambar 1.jpg dari data miner

Proses Prediksi:

Pra-pemrosesan sesuai langkah sebelumnya.



Gambar 15. Original image



Gambar 16 rezise image



Gambar 17 gaussian blurred



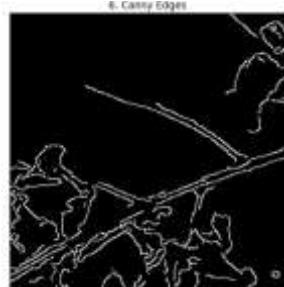
Gambar 15. CLAHE



Gambar 16 Canny



Gambar 17 Threshholded



Gambar 18. Canny edge

Ekstraksi fitur GLCM ditampilkan di table 6

Klasifikasi menggunakan model SVM.



Hasil Prediksi:

- Dataset miner pada gambar `1.jpg` diprediksi sebagai "MINER"
- Daun kopi tersebut terserang hama leaf miner.

### b. Dataset miner foto 2

Gambar 2.jpg dari data miner

Proses Prediksi:

Pra-pemrosesan seperti langkah sebelumnya.



Gambar 19. Original image



Gambar 20 rezise



Gambar 21 Gaussian blured



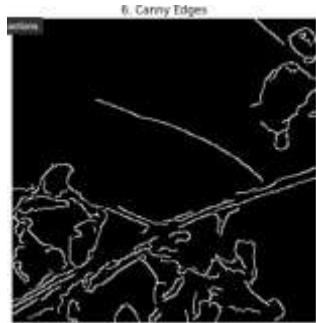
Gambar 22. CLAHE



Gambar 23 Canny



Gambar 24 Threesholded



Gambar 25 Canny edge

Ekstraksi fitur GLCM ditampilkan di table 6 (2)

Klasifikasi model SVM.

Hasil Prediksi:

- Dataset miner pada gambar `2.jpg` diprediksi sebagai "MINER"
- Daun kopi tersebut terserang hama leaf miner.

### c. Dataset miner foto 3

Gambar 3.jpg dari data miner

Proses Prediksi:

Pra-pemrosesan dengan langkah sebelumnya.



Gambar 26. Original image



Gambar 27 rezise



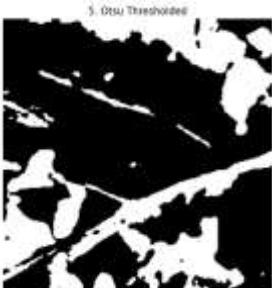
Gambar 28 Gaussian blured



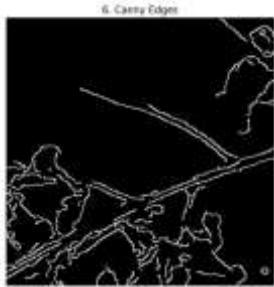
Gambar 29. CLAHE



Gambar 30 Canny



Gambar 31 Threesholded



Gambar 32 Canny edge

Ekstraksi fitur GLCM ditampilkan pada tabel 6 (3)

Klasifikasi model SVM.

Hasil Prediksi:

- Dataset miner pada gambar `3.jpg` diprediksi sebagai "MINER"
- Daun kopi tersebut terserang hama leaf miner.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi penyakit daun kopi menggunakan metode Support Vector Machine (SVM) dengan pendekatan pengolahan citra digital. Berikut poin utamanya:

1. Akurasi Sempurna: Model SVM dengan kernel RBF mencapai akurasi 100% dalam membedakan daun kopi sehat dan terserang penyakit leaf miner pada dataset uji (100 gambar).
2. Ekstraksi Fitur GLCM: Setiap citra menghasilkan 48 fitur tekstur menggunakan metode GLCM, yang kemudian diseleksi dengan:
  - ANOVA F-value
  - Information Gain
3. Seleksi Fitur Informatif: Meskipun semua fitur tetap digunakan, seleksi fitur menunjukkan bahwa beberapa fitur memiliki kontribusi lebih tinggi, seperti Fitur Index 35, 39, dan 14.
4. Generalisasi Baik: Model mampu mengklasifikasikan gambar baru sebagai daun yang terserang penyakit (leaf miner) dengan benar.



5. Penerapan Praktis: Sistem ini dapat digunakan oleh petani untuk deteksi dini penyakit daun kopi, sehingga membantu meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil panen.

#### DAFTAR PUSTAKA

1. Sylviana Murni, Didit Widiyanto, Catur Nugrahaeni Puspita Dewi. 2022. Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kopi Arabika Menggunakan Support Vector Machine (SVM) Dengan Seleksi Fitur Information Gain. Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer dan Aplikasinya (SENAMIKA), Jakarta, 20 Agustus 2022. e-ISSN 2962-6129.
2. Agus Supriyanto, R Rizal Isnanto, Oky Dwi Nurhayati. 2023. Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Robusta Menggunakan Metode SVM dengan Ekstraksi Ciri GLCM. Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi, Volume 12 Nomor 4, November 2023. p-ISSN 2301-4156 | e-ISSN 2460-5719.
3. Ahmad Shahrul Ardiansyah, Aryo Nugroho. 2023. Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Dengan Arsitektur MobileNetV2. Jurnal Ilmu Komputer dan Bisnis (JIKB), Vol. XIV, No. 1, Mei 2023, hal. 66-73. ISSN(P): 2087-3921; ISSN(E): 2598-9715. DOI: [https://doi.org/10.47927/jikb.v14i1.622:contentReference\[oaicite:2\]{index=2}](https://doi.org/10.47927/jikb.v14i1.622:contentReference[oaicite:2]{index=2}).