

KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN NILAM BERDASARKAN CITRA DAUN MENGGUNAKAN GLCM DAN SVM

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk menyusun skripsi program studi
informatika



**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
2025**



FAKULTAS TEKNIK

PENGESAHAN

Skripsi atas nama Sarina dengan nomor induk Mahasiswa 105841105221, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0004/SK-Y/55202/091004/2025, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu, 30 Agustus 2025.

Panitia Ujian :

1. Pengawas Umum

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPU

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Isran Ramli, S.T., MT., ASEAN., Eng.

2. Penguji

a. Ketua

Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.

b. Sekertaris

Titin Wahyuni, S.Pd., M.T.

3. Anggota

1. Darniati, S.Kom., M.T.

2. Runal Rezkiawan B., S.Kom., M.T.

3. Muhyiddin A.M Hayat, S.Kom., M.T.

Pembimbing I

Rizki Yusliana Bakti, S.T., MT.

Irfan Muhammad Faisal, S.SI., M.T., Ph.D., IPM

Dekan



Dr. Muh. Syafaat S. Kuba, S.T., M.T.

D E K A N B M : 195 288



Management
System
ISO 21001:2018
www.tuv.com
ID 0000030103





FAKULTAS TEKNIK

HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN NILAM BERDASARKAN CITRA DAUN MENGGUNAKAN GLCM DAN SVM**

Nama : Sarina
Stambuk : 105 841105221

Makassar, 30 Agustus 2025

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Rizki Yusliana Bakti, S.T., MT.

Pembimbing II

Ir. Muhammad Faisal, S.Si., M.T., Ph.D., IPM

Mengetahui,



ABSTRAK

SARINA, Klasifikasi Penyakit Tanaman Nilam Berdasarkan Citra Daun Menggunakan GLCM dan SVM. (dibimbing oleh Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T, dan Ir. Muhammad Faisal, S.SI., M.T., Ph.D., IPM).

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi dalam mendeteksi penyakit pada daun nilam (*Pogostemon cablin* Benth) menggunakan teknik pengolahan citra. Metode yang digunakan menggabungkan Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) untuk ekstraksi fitur tekstur dan Support Vector Machine (SVM) untuk klasifikasi, yang dioptimalkan menggunakan algoritma Particle Swarm Optimisation (PSO). Sebanyak 2.080 citra daun dikumpulkan dan dikategorikan ke dalam empat kelas: sehat, bercak daun, kuning, dan mozaik. Setiap citra diperbesar melalui augmentasi dan dikonversi ke grayscale untuk memperkuat dataset serta mengurangi kompleksitas komputasi. Empat fitur GLCM contrast, correlation, energy, dan homogeneity diekstraksi untuk merepresentasikan tekstur daun. Model klasifikasi mencapai akurasi sebesar 89,74% menggunakan SVM saja, dan meningkat menjadi 97,12% setelah dioptimalkan dengan PSO. Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi GLCM, SVM, dan PSO memberikan solusi yang efektif dan akurat untuk deteksi dini penyakit daun nilam, yang berpotensi mendukung petani dalam pengambilan keputusan serta meningkatkan produktivitas dan kualitas tanaman.

Kata Kunci : GLCM, SVM, PSO, Klasifikasi Citra, Penyakit Daun Nilam

ABSTRACT

SARINA, Classification of Patchouli Leaf Diseases Based on Leaf Images Using GLCM and SVM. (Supervised by Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T., and Ir. Muhammad Faisal, S.Si., M.T., Ph.D., IPM).

*This study aims to develop a classification model for detecting diseases in patchouli (*Pogostemon cablin* Benth) leaves using image processing techniques. The method combines Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) for texture feature extraction and Support Vector Machine (SVM) for classification, optimised using the Particle Swarm Optimisation (PSO) algorithm. A total of 2,080 leaf images were collected and categorized into four classes: healthy, leaf spot, yellowing, and mosaic. Each image was augmented and converted to grayscale to enhance the dataset and reduce computational complexity. Four GLCM features—contrast, correlation, energy, and homogeneity—were extracted to represent leaf textures. The classification model achieved an accuracy of 89.74% using SVM alone, and improved to 97.12% when optimized with PSO. The results indicate that the integration of GLCM, SVM, and PSO provides an effective and accurate solution for early detection of patchouli leaf diseases, potentially supporting farmers in decision-making and improving crop productivity and quality.*

Keywords: GLCM, SVM, PSO, Patchouli Leaf Disease Detection

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan sesuai dengan waktu yang ditentukan. Shalawat serta salam semoga tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, suri teladan bagi umat Islam. Dengan demikian, skripsi yang berjudul **“KLASIFIKASI PENYAKIT TANAMAN NILAM BERDASARKAN CITRA DAUN MENGGUNAKAN GLCM DAN SVM”** ini dapat diselesaikan.

Dalam kesempatan ini, penulis menyampaikan rasa terima kasih yang mendalam kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan, baik moral maupun spiritual, selama proses penelitian ini berlangsung. Ucapan terima kasih ini secara khusus penulis tujuhan kepada:

1. Bapak Dr.Ir.Hj.Abd.Rakhim,Nanda, S.T., M.T.,IPU, selaku Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar.
2. Bapak Ir.Muhammad Syafa'at S.Kuba, S.T., M.T, selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
3. Ibu Rizki Yusliana Bakti, S.T., M.T., selaku Ketua Program Studi Informatika Fakultas Teknik, Dosen Pembimbing I, sekaligus Dosen Pembimbing Akademik, yang dengan penuh kesabaran dan ketulusan senantiasa memberikan arahan, bimbingan, serta motivasi kepada penulis selama masa studi hingga penyusunan skripsi ini.
4. Bapak Ir. Muhammad Faisal, S.SI., M.T., Ph.D., IPM, selaku dosen pembimbing 2 yang telah memberikan arahan dan bimbingan serta saran yang sangat berarti dalam penulisan skripsi ini..
5. Seluruh Dosen dan Staf Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
6. Kepada Bapak Ruru, ayah tercinta yang dengan penuh kesabaran, kasih sayang, serta doa yang tiada henti selalu menjadi penopang semangat dalam setiap langkah penulis. Segala nasihat, pengorbanan, dan dukungan

beliau adalah anugerah terbesar yang menguatkan penulis hingga dapat menyelesaikan skripsi ini.

7. Kepada Almarhumah Bina, ibunda tercinta penulis, terima kasih yang tak terhingga atas segala kasih sayang, doa, dan pengorbanan yang telah diberikan semasa hidup. Meskipun beliau tidak sempat menyaksikan penulis menyelesaikan studi ini, doa dan kenangan indah bersama beliau senantiasa menjadi sumber kekuatan. Al-Fatihah.
8. Kepada Supriadi dan Hasniati, kakak penulis tercinta, serta seluruh keluarga besar, terima kasih atas doa, perhatian, dan dukungan yang menjadi sumber kekuatan hingga skripsi ini dapat terselesaikan.
9. Kepada sahabat penulis, Jihan, Kiki, Icha, Makmur, Handa, dan Mala, terima kasih atas doa, dukungan, bantuan, dan kebersamaan yang telah menjadi semangat berharga dalam penyelesaian skripsi ini.
10. Seluruh angkatan 21 terkhusus kelas 8B informatika terimakasih atas bantuan nya selama ini.

Semoga kebaikan menjadi Amal sholeh dan di balas dengan kebaikan yang lebih oleh Allah Subahannawataa'la. Amiin. Demikian laporan Skripsi ini, dan penulis sadar bahwas laporan ini masih banyak kekurangan di dalamnya oleh karena itu penulis mengharapkan kritik dan saran. Akhir kata penulis ucapkan terima kasih.

“Billahi Fisabilhaq, Fastabiqul Khairat”

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Makassar, 30 Aguastus 2025

Sarina

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
ABSTRAK	iii
ABSTRACT	iv
KATA PENGANTAR	v
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
DAFTAR ISTILAH	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	3
C. Tujuan Penelitian.....	3
D. Manfaat Penelitian	3
E. Ruang Lingkup Penelitian.....	4
F. Sistematika penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
A. Landasan Teori	6
B. Penelitian Terkait.....	18
C. Kerangka pikir.....	21
BAB III METODE PENELITIAN	22
A. Tempat dan Waktu Penelitian	22
B. Alat dan Bahan	22

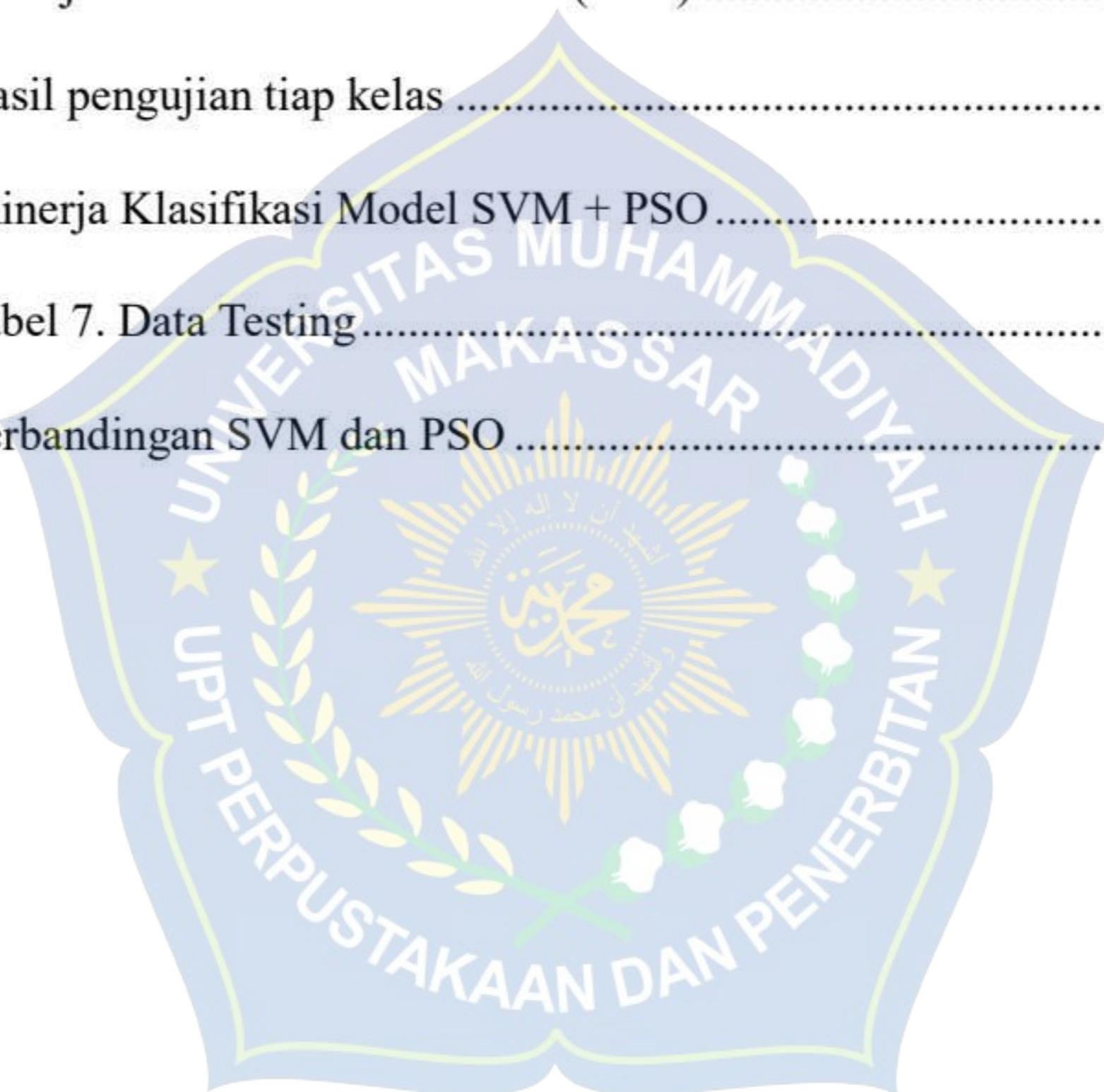
C. Perancangan Penelitian	22
D. Teknik Pengujian Sistem.....	26
E. Teknik Analisis Data	28
 BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	30
A. Pengumpulan Dataset	30
B. Processing Data.....	30
C. Ekstraksi fitur GLCM dan Split Data.....	32
D. Inisialisasi Parameter PSO	37
E. Proses Iterasi Optimasi PSO.....	38
F. Cetak iterasi Sementara dan hasil parameter PSO	39
G. Hasil Pengujian Model	40
H. Perhitungan Manual Metode SVM Kernel RBF	50
I. Hasil Perbandingan SVM DAN PSO	56
 BAB V PENUTUP	58
A. KESIMPULAN	58
B. SARAN	58
 DAFTAR PUSTAKA	60

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. Tanaman Nilam	6
Gambar 2. Penyakit Budok	8
Gambar 3. Penyakit Layu Bakteri.....	8
Gambar 4. Penyakit Merah dan Kuning.....	9
Gambar 5. Penyakit Virus Mozaik	10
Gambar 6. Kerangka Pikir.....	21
Gambar 7. Flowchart Metode GLCM ,SVM dan PSO	23
Gambar 8. Tanaman nilam	30
Gambar 9. Hasil augmentasi	31
Gamabr 10. Format gambar grayscale pada tanaman nilam.....	32
Gambar 11 Grafik Visualisasi PCA.....	36
Gambar 12. Hasil split data.....	36
Gambar 13. Hasil Iterasi sementara	39
Gambar 14 hasil parameter PSO	40
Gambar 15. Confusion matrix.....	41
Gambar 16. Grafik Evaluasi Kinerja Model SVM Kernel RBF	42
Gambar 17. Grafik actual dan prediksi	44
Gambar 18. Grafik confusion matrix SVM menggunakan PSO.....	45
Gambar 19. Grafik evaluasi SVM menggunakan PSO	47
Gambar 20 grafik actual dan prediksi SVM menggunakan PSO.....	49
Gambar 21. Grafik perbandingan SVM dan SVM+PSO	57

DAFTAR TABEL

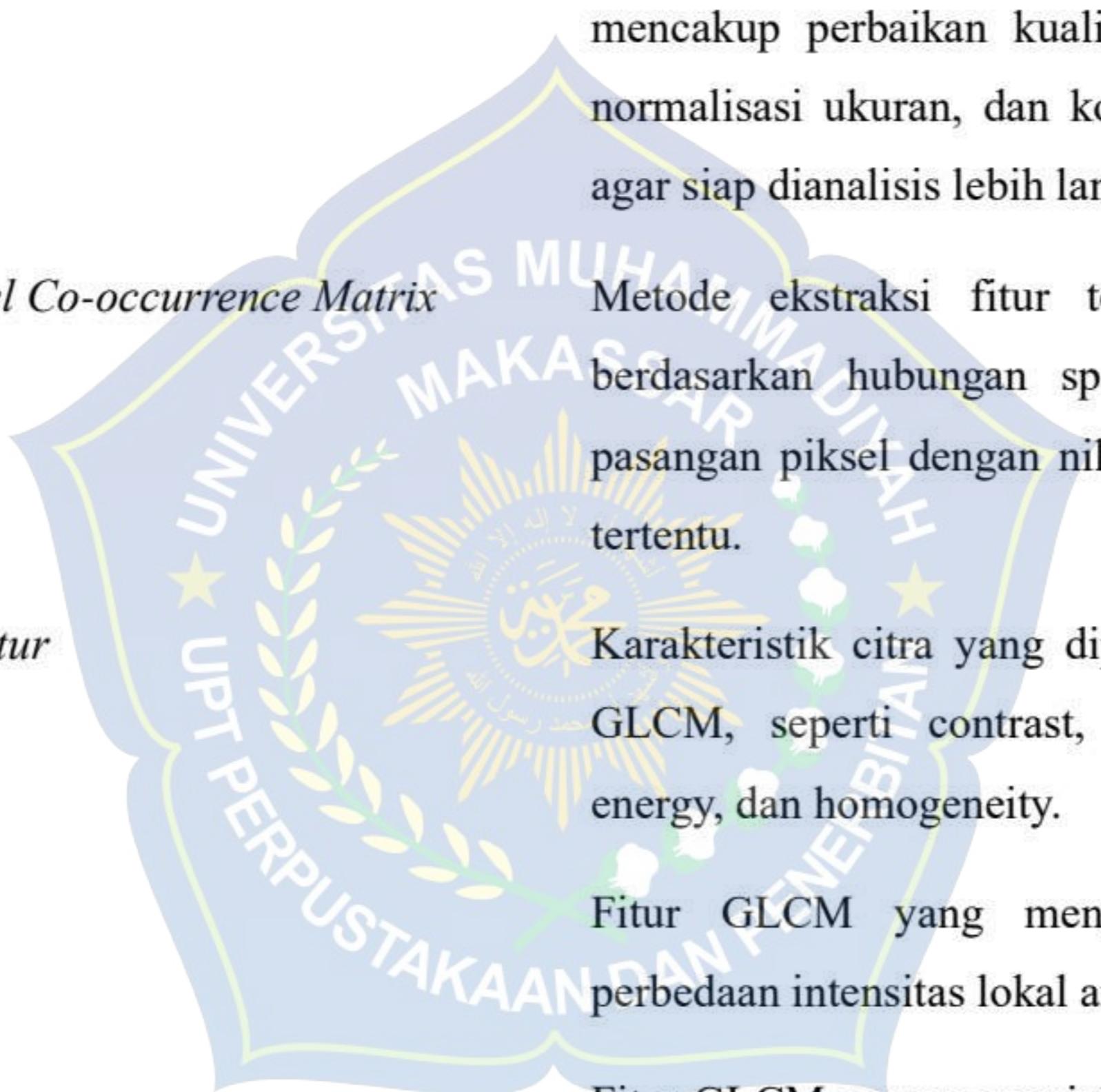
Tabel 1. Penelitian Terkait	19
Tabel 2. Hasil Ekstraksi fitur Glcm.....	34
Tabel 3. Klasifikasi report.....	41
Tabel 4. Kinerja Klasifikasi Model SVM (RBF)	42
Tabel 5. Hasil pengujian tiap kelas	46
Tabel 6. Kinerja Klasifikasi Model SVM + PSO.....	47
Tabel 7. Tabel 7. Data Testing.....	50
Tabel 7. Perbandingan SVM dan PSO	56



DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Gambar Tanaman Nilam Daun Sehat	67
Lampiran 2. Dataset Gambar Tanaman Nilam Penyakit Daun Kuning	68
Lampiran 3. Dataset Gambar Tanaman Nilam Penyakit Bercak Daun.....	69
Lampiran 4. Dataset Hasil Augmentasi dan rizise	70
Lampiran 5. Dataset Hasil Grayscale.....	71
Lampiran 6. Source Code.....	72
Lampiran 7. Permohonan Penelitian Kepada Ketua Program Studi Informatika	85
Lampiran 8. Surat Rekomendasi Penelitian dari LP3M.....	86
Lampiran 9. Surat Izin Penelitian dari PTSP	87
Lampiran 10. Hasil Turnitin.....	88

DAFTAR ISTILAH



<i>Citra Digital</i>	Representasi visual suatu objek dalam bentuk data piksel yang dapat diolah komputer.
<i>Preprocessing</i>	Tahap awal pengolahan citra yang mencakup perbaikan kualitas gambar, normalisasi ukuran, dan konversi citra agar siap dianalisis lebih lanjut.
<i>Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)</i>	Metode ekstraksi fitur tekstur citra berdasarkan hubungan spasial antara pasangan piksel dengan nilai intensitas tertentu.
<i>Fitur Tekstur</i>	Karakteristik citra yang diperoleh dari GLCM, seperti contrast, correlation, energy, dan homogeneity.
<i>Contrast</i>	Fitur GLCM yang menggambarkan perbedaan intensitas lokal antar piksel.
<i>Energy</i>	Fitur GLCM yang menunjukkan tingkat keseragaman atau keteraturan tekstur citra.
<i>Homogeneity</i>	Fitur GLCM yang mengukur kesamaan distribusi intensitas piksel dalam citra.
<i>Correlation</i>	Fitur GLCM yang menunjukkan tingkat ketergantungan linear antar piksel dalam citra.
<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	Algoritma klasifikasi yang mencari hyperplane optimal untuk memisahkan

		data ke dalam kelas berbeda.
<i>Kernel Radial Basis Function (RBF)</i>	Fungsi kernel yang digunakan dalam SVM untuk memetakan data non-linear ke ruang berdimensi lebih tinggi.	
<i>Parameter C</i>	Parameter SVM yang mengontrol trade-off antara margin maksimal dan error klasifikasi.	
<i>Parameter Gamma</i>	Parameter kernel RBF yang mengatur pengaruh satu data terhadap data lain.	
<i>Particle Swarm Optimization (PSO)</i>	Algoritma optimasi berbasis swarm intelligence yang meniru perilaku sosial kawanan burung/ikan untuk mencari solusi optimal.	
<i>Inersia (w)</i>	Parameter PSO yang mengatur kontribusi kecepatan sebelumnya pada update posisi partikel.	
<i>Koefisien Personal (c1)</i>	Parameter PSO yang merepresentasikan pengaruh pengalaman terbaik partikel itu sendiri (personal best).	
<i>Koefisien Sosial (c2)</i>	Parameter PSO yang merepresentasikan pengaruh pengalaman terbaik dari seluruh partikel (global best).	
<i>Personal Best (pBest)</i>	Posisi terbaik yang pernah dicapai oleh masing-masing partikel dalam pencarian solusi.	
<i>Global Best (gBest)</i>	Posisi terbaik yang ditemukan oleh seluruh partikel dalam populasi.	

Confusion Matrix

Tabel yang menunjukkan perbandingan antara hasil prediksi dan label sebenarnya pada klasifikasi.

Akurasi

Rasio jumlah prediksi yang benar dibandingkan dengan total data yang diuji.

Dataset

Kumpulan data citra daun nilam yang digunakan untuk pelatihan (training) dan pengujian (testing).

Training Data

Data yang digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola pada citra.

Testing Data

Data yang digunakan untuk menguji performa model setelah pelatihan selesai.



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Tanaman nilam (*Pogostemon cablin* Benth) merupakan tanaman tradisional yang banyak digunakan dalam industri kimia sebagai wewangian parfum, kosmetika, farmasi, dan kebutuhan dasar industri lainnya (Emastaria et al., 2022). Tanaman nilam yang menghasilkan minyak atsiri menjadi komoditas ekspor yang memberikan penghasilan nilai ekonomi bagi negara, Tanaman nilam menjadi lahan agrobisnis bagi petani dan pengusaha dalam rangka peningkatan pendapatan dan kesejahteraan taraf hidup masyarakat tani, sekaligus penyedia bahan baku secara kontinu bagi industri minyak nilam (Adawiyah & Handayani, 2020).

Minyak atsiri dari nilam diperoleh melalui proses penyulingan daun dan ranting (Zulfadli et al., 2023). Menurut Karisma Veriwati (2020), minyak nilam dapat dimanfaatkan sebagai campuran dalam produk kosmetik, sabun, parfum, dan juga berpotensi sebagai obat tradisional. Namun, produktivitas dan kualitas tanaman nilam seringkali terganggu oleh serangan berbagai penyakit. Kondisi ini menyebabkan penurunan rendemen minyak atsiri serta menurunkan mutu dan harga jualnya di pasaran, yang berdampak pada petani dan belum dapat dikendalikan secara optimal.

Salah satu permasalahan utama yang dihadapi petani nilam adalah keterbatasan informasi dalam mengidentifikasi penyakit tanaman secara dini. Menurut Gu et al. (2024), keterlambatan dalam mengidentifikasi dan menangani penyakit tanaman dapat menyebabkan penurunan produktivitas dan kualitas hasil panen. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu sistem yang mampu mendekripsi penyakit secara otomatis dan akurat, guna membantu petani dalam mengambil keputusan penanganan secara cepat dan tepat.

Seiring perkembangan teknologi di era digital, pengolahan citra digital dan kecerdasan buatan menjadi solusi potensial dalam bidang pertanian, termasuk dalam deteksi penyakit tanaman. Salah satu teknik yang banyak digunakan

untuk analisis tekstur citra adalah *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), yang berfungsi mengekstraksi fitur tekstur berdasarkan hubungan spasial antar piksel dalam citra (Suharyana et al., 2023). Setelah fitur tekstur diperoleh, proses klasifikasi dapat dilakukan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), yaitu algoritma pembelajaran mesin yang mampu memisahkan data secara optimal baik untuk kasus linear maupun non-linear melalui penggunaan fungsi kernel (Nahak et al., 2024).

Teknologi pengolahan citra digital berbasis GLCM dan SVM telah banyak diterapkan dalam klasifikasi penyakit pada berbagai jenis tanaman, seperti apel, bayam, dan cabai (Irene Oktaviani Duka et al., 2024). Penelitian oleh Tabbakh dan Barpanda (2022) berhasil mengklasifikasikan penyakit pada tanaman tomat menggunakan kombinasi metode GLCM dan SVM dengan kernel RBF, mampu mencapai akurasi hingga 93,15%. Penelitian serupa pada daun tanaman juga menunjukkan hasil akurasi yang cukup baik dengan hasil 97,2% (Jamjoom et al., 2023).

Metode GLCM dan SVM juga telah digunakan dalam berbagai studi klasifikasi citra bertekstur, seperti yang dilakukan oleh Dinesh (2020) yang menguji kombinasi keduanya pada dataset *Kylberg Texture*. Studi tersebut menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mengenali pola tekstur yang kompleks secara efektif pada citra digital. Model yang dibangun dari kombinasi GLCM dan SVM dapat dimanfaatkan sebagai dasar pengembangan sistem klasifikasi otomatis berbasis tekstur yang bersifat umum dan dapat diterapkan dalam berbagai konteks pengolahan citra, termasuk identifikasi pola visual pada permukaan objek atau sistem inspeksi berbasis citra.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi penyakit tanaman nilam berbasis citra daun menggunakan GLCM dan SVM untuk proses klasifikasi, guna memperoleh hasil identifikasi penyakit yang akurat, dan efisien, sehingga dapat membantu petani dalam mengambil keputusan penanganan yang tepat serta mendukung upaya peningkatan produktivitas dan mutu hasil pertanian.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah di jelaskan, dapat di rumuskan pokok permasalahan yang akan menjadi fokus dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana cara menerapkan metode GLCM pada proses ekstraksi fitur tekstur dari citra daun tanaman nilam yang terinfeksi penyakit?
2. Bagaimana menerapkan metode *Support Vector Machine* pada proses klasifikasi jenis penyakit tanaman nilam berdasarkan fitur tekstur hasil ekstraksi GLCM?
3. Bagaimana mengevaluasi hasil klasifikasi jenis penyakit tanaman nilam menggunakan *confusion matrix*?

C. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan utama yang dicapai dalam penelitian ini dapat di rumuskan sebagai berikut:

1. Untuk mengekstraksi fitur tekstur dari citra daun tanaman nilam menggunakan metode GLCM.
2. Untuk melakukan klasifikasi jenis penyakit pada tanaman nilam menggunakan SVM dan GLCM
3. Untuk mengevaluasi hasil klasifikasi jenis penyakit pada tanaman nilam menggunakan *confusion matrix* sebagai metode evaluasi performa model klasifikasi.

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini mencakup berbagai aspek yang dapat memberikan kontribusi berbagai pihak, sebagai berikut:

1. Terhadap Peneliti

Penelitian ini dapat menjadi sarana pengembangan pengetahuan dan keterampilan dalam penerapan metode pengolahan citra digital serta algoritma machine learning, khususnya GLCM dan SVM, dalam bidang pertanian. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat menjadi dasar untuk pengembangan penelitian lanjutan yang lebih kompleks atau integratif, seperti penerapan machine learning untuk klasifikasi penyakit tanaman.

2. Terhadap Institusi Akademik

Penelitian ini dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya pada bidang sistem cerdas dan pertanian digital. Selain itu, hasil penelitian ini juga dapat memperkaya referensi akademik dan mendorong mahasiswa serta dosen untuk melakukan penelitian serupa yang berdampak langsung pada permasalahan agrikultur di masyarakat.

3. Terhadap Petani

Hasil penelitian ini diharapkan dapat membantu petani dalam mendeteksi penyakit tanaman nilam secara lebih cepat dan akurat, sehingga pengambilan keputusan penanganan bisa dilakukan lebih tepat waktu. Dengan demikian, produktivitas dan mutu hasil pertanian dapat ditingkatkan, serta potensi kerugian akibat serangan penyakit dapat diminimalisasi.

F. Ruang Lingkup Penelitian

Adapun batasan dalam suatu penelitian agar terarah dengan baik, maka ruang lingkup penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi penyakit daun tanaman nilam menggunakan metode GLCM sebagai teknik ekstraksi fitur tekstur.
2. Dataset yang digunakan berupa gambar daun tanaman nilam yang terinfeksi penyakit, yang diperoleh dari dokumentasi lapangan dengan kondisi pengambilan gambar yang bervariasi.
3. Metode klasifikasi yang digunakan adalah SVM untuk mengelompokkan jenis penyakit berdasarkan hasil ekstraksi fitur dari GLCM.
4. Penelitian ini hanya mencakup beberapa jenis penyakit daun tanaman nilam tertentu yang umum ditemukan di lokasi pengambilan data, tidak mencakup seluruh jenis penyakit daun yang ada secara umum.
5. Penelitian ini hanya berfokus pada proses klasifikasi menggunakan model machine learning tanpa pembangunan sistem antarmuka aplikasi, maupun website

E. Sistematika Penulisan

Secara garis besar penulisan proposal ini terbagi menjadi beberapa bab yang tersusun sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan secara singkat dan jelas latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, serta ruang lingkup penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini membahas tentang teori-teori yang melandasi penulis dalam melaksanakan penelitian seperti metode dan algoritma yang terkait dengan penelitian ini. Pada bab ini juga berisi penjelasan dari penelitian sebelumnya yang relevan dengan penelitian ini.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menguraikan secara rinci metodologi penelitian yang diterapkan. Pembahasan mencakup pendekatan penelitian yang digunakan, metode pengumpulan data yang relevan, lokasi dilaksanakannya penelitian, alat dan bahan yang digunakan selama proses penelitian, rancangan sistem, teknik analisis data, serta strategi pengujian sistem yang dilakukan untuk memvalidasi hasil penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMAHASAN

Bab ini menjelaskan hasil penelitian serta pembahasan terhadap perancangan sistem, khususnya pengolahan data citra menggunakan metode GLCM dan SVM dalam implementasi model machine learning.

BAB V PENUTUP

Bab ini akan memaparkan kesimpulan yang di dapatkan dari hasil penelitian dan saran yang diberikan penulis untuk penelitian selanjutnya

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Tanaman Nilam

Menurut Zuyasna et al. (2021) tanaman nilam merupakan tanaman perkebunan penghasil minyak atsiri yang mempunyai nilai ekonomi tinggi di dunia. Minyak nilam atau yang dikenal dengan *patchouli oil* dimanfaatkan sebagai campuran dalam industri parfum dan kosmetik karena sifat fiksatifnya yang unik dan belum tergantikan hingga saat ini.

Nilam merupakan tanaman perkebunan utama di Indonesia yang menghasilkan minyak atsiri. Minyak atsiri sendiri adalah minyak yang dihasilkan dari metabolisme sekunder tumbuhan, memiliki aroma khas, mudah menguap, larut dalam alkohol, dan umumnya tersusun dari senyawa terpen. Pada tanaman nilam, minyak atsiri diproses di kelenjar minyak yang terdapat pada daun dan batang (Yofandi Djibrin Himran, 2024). Contoh tanaman nilam di tampilkan pada gambar 1.



Gambar 1. Tanaman nilam (Mamuaja, 2024)

Tanaman nilam merupakan sumber utama minyak atsiri yang banyak digunakan dalam industri parfum dan kosmetik karena aromanya yang

khas dan tahan lama, di mana patchouli alcohol ($C_{15}H_{26}O$) menjadi komponen utama yang sangat berpengaruh terhadap kualitas dan daya tahan aroma minyak nilam. Selain itu, minyak nilam dan patchouli alcohol telah terbukti memiliki berbagai manfaat kesehatan, seperti aktivitas anti-virus, anti-inflamasi, antioksidan, pelindung organ, serta potensi sebagai bahan dalam industri farmasi dan produk kesehatan. tanaman nilam sendiri dikenal luas di Indonesia dan terdiri dari tiga jenis utama, yaitu *Pogostemon cablin* Benth (dikenal sebagai nilam Aceh), *Pogostemon heyneanus* (nilam Jawa), dan *Pogostemon hortensis* (nilam sabun). Ketiganya tumbuh di berbagai wilayah baik dataran rendah maupun tinggi, dengan bentuk tumbuhan semak setinggi sekitar 1 meter, berdaun halus dan batang berbentuk segi empat. Daun kering dari tanaman nilam disulung untuk menghasilkan minyak atsiri yang kemudian diproses lebih lanjut untuk berbagai kebutuhan industri (Rezaldi et al., 2022).

2. Penyakit Tanaman Nilam

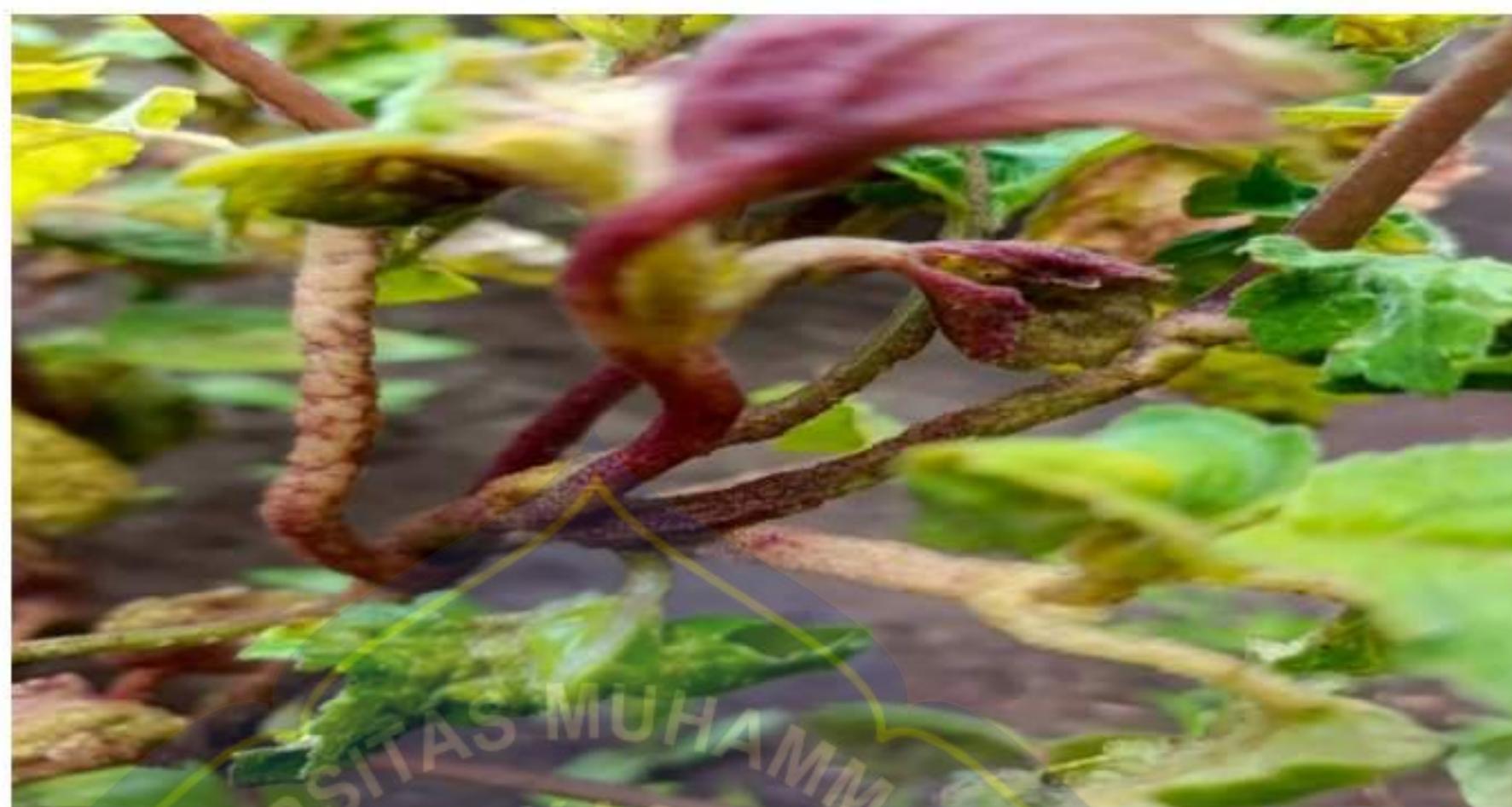
Tanaman nilam merupakan sumber penting bagi industri minyak atsiri. Namun, tanaman ini rentan terhadap berbagai penyakit yang dapat mengganggu pertumbuhan dan menurunkan kualitas hasil panen. Penyakit-penyakit ini sering kali disebabkan oleh jamur, bakteri, nematoda, dan virus, sehingga memerlukan perhatian khusus dalam pengendaliannya.

Tanaman nilam memiliki beberapa jenis penyakit antara lain:

a. Penyakit Budok

Penyakit ini disebabkan oleh jamur *Synchytrium pogostemonis*. Gejala utamanya adalah munculnya kutil berwarna putih yang menonjol pada permukaan batang dan daun tanaman nilam. Infeksi ini menyebabkan jaringan tanaman terganggu, sehingga proses fotosintesis tidak berjalan normal. Jika penyebaran jamur ini tidak dikendalikan, maka akan menyebabkan pertumbuhan tanaman terganggu secara signifikan dan berpotensi menyebabkan kerugian

hasil panen dalam jumlah besar (Sriwati et al., 2022). Ilustrasi penyakit budok pada tanaman nilam di tampilkan pada gambar 2.



Gambar 2. Penyakit Budok (Denny, 2025)

b. Penyakit Layu Bakteri

Penyebab penyakit ini adalah bakteri *Ralstonia solanacearum*. Gejala awal yang muncul berupa layuanya daun meskipun kondisi tanah masih lembap. Penyakit ini menyerang jaringan pembuluh tanaman sehingga distribusi air dan unsur hara menjadi terhambat. Jika dibiarkan tanpa penanganan, infeksi dapat menyebar ke seluruh bagian tanaman dan menyebabkan kematian tanaman nilam secara total. Penyakit ini sangat cepat menular, terutama pada kondisi kelembapan tinggi (Yulianda et al., 2021). Ilustrasi penyakit layu bakteri pada tanaman nilam di tampilkan pada gambar 3.



Gambar 3. Penyakit layu bakteri (Ano, 2025)

c. Penyakit Merah dan Kuning

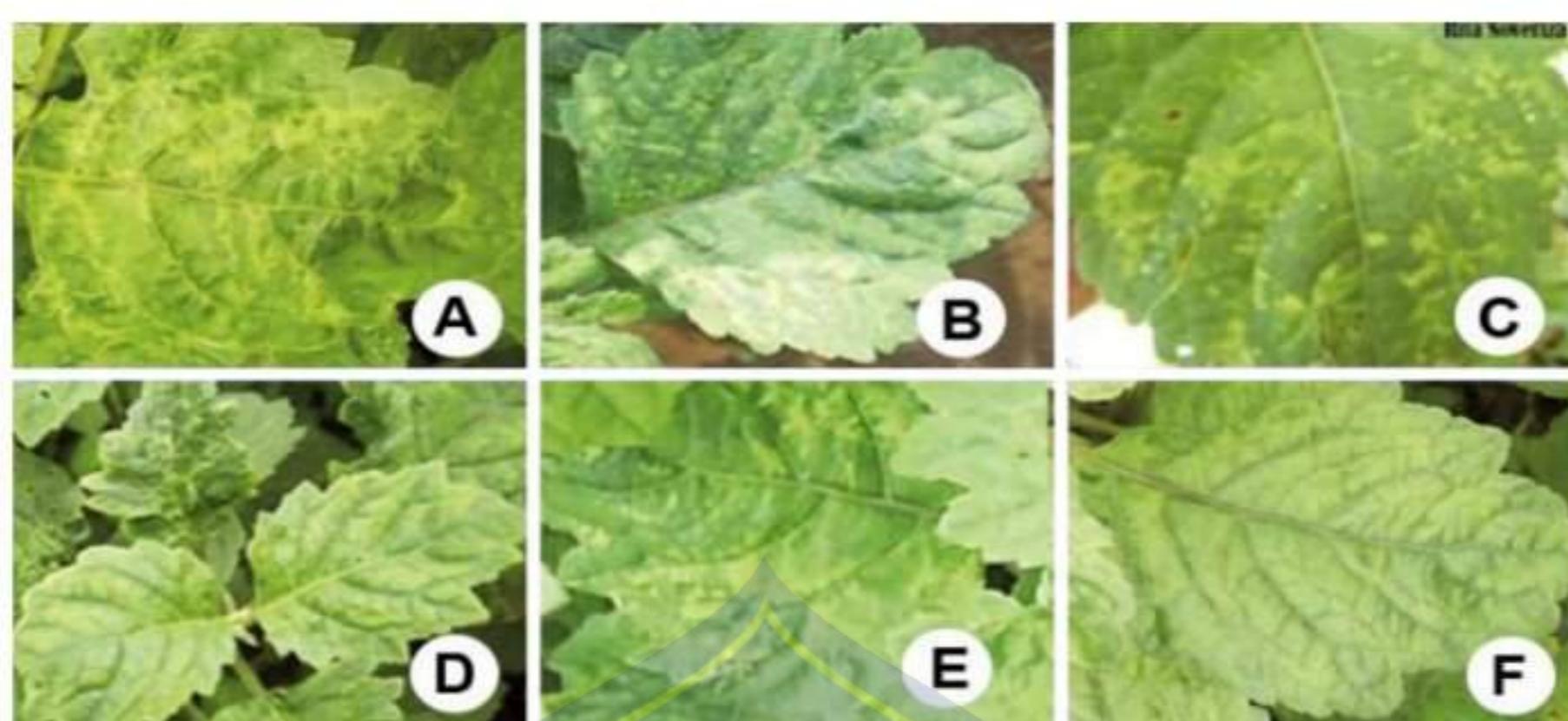
Penyakit ini disebabkan oleh nematoda, yaitu organisme mikroskopis yang menyerang akar tanaman. Gejalanya berupa tanaman yang menunjukkan kelayuan, pertumbuhan yang terhambat, serta munculnya benjolan atau bintil pada akar akibat infeksi. Nematoda mengganggu penyerapan air dan nutrisi dari tanah, sehingga tanaman tidak dapat tumbuh optimal. Jika tidak dikendalikan, populasi nematoda di dalam tanah dapat meningkat dan menyebar ke tanaman nilam lainnya (Sirait, 2021). Ilustrasi penyakit merah dan kuning pada tanaman nilam di tampilkan pada gambar 4.



Gambar 4. Penyakit merah dan kuning (Sirait, 2021)

d. Penyakit Virus Mozaik

Penyebab penyakit ini adalah *virus Mozaik* yang menyebar melalui vektor seperti serangga, terutama kutu daun (aphids). Penyakit ini menyebar dengan cepat dan dapat mengakibatkan kerusakan signifikan pada tanaman nilam, terutama pada bibit yang masih muda. Gejala penyakit ini termasuk bercak-bercak pada daun yang dapat mengurangi kualitas dan hasil panen (Noveriza et al., 2021). Ilustrasi penyakit Virus mozaik pada tanaman nilam di tampilkan pada gambar 5.



Gambar 5. Penyakit virus mozaik (Lentera, 2020).

3. Pengolahan Citra Digital

Pengolahan citra digital adalah proses manipulasi citra menggunakan teknik komputasi untuk menghasilkan informasi yang lebih berguna atau meningkatkan kualitas visual dari sebuah citra tersebut (Gilang Perwati et al., 2024). Pengolahan citra merupakan cabang ilmu dalam *Artificial Intelligence* yang menggunakan objek citra digital untuk menyelesaikan berbagai permasalahan. Metode yang diterapkan dalam pengolahan citra dapat berupa perhitungan matematis pada piksel objek maupun pada sifat geometrisnya. Tiap objek citra memiliki nilai yang berbeda, yang dapat dihitung secara matematis dan menunjukkan karakteristik yang membedakannya. Ciri pembeda antar objek ini dapat berupa warna, tekstur, maupun bentuk.

Menurut Zhang et al. (2020) tahapan dalam pengolahan citra digital untuk klasifikasi penyakit tanaman meliputi akuisisi citra, preprocessing, segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Pada tahap preprocessing, citra yang diperoleh biasanya diubah menjadi grayscale untuk mempermudah analisis dan mengurangi kompleksitas data. Selanjutnya, segmentasi dilakukan untuk memisahkan objek utama (daun) dari latar belakang. Setelah itu, fitur morfologi seperti luas daun dan panjang tangkai diekstraksi dan digunakan sebagai input dalam proses klasifikasi.

4. *Gray Level Co-occurrence Matrix*

GLCM merupakan metode statistik yang digunakan untuk mengukur tekstur suatu citra dengan menganalisis seberapa sering pasangan piksel dengan nilai intensitas (abu-abu) tertentu muncul dalam posisi spasial tertentu (Zhang et al., 2020). GLCM digunakan untuk menganalisis hubungan antara dua pixel dalam citra, yang memungkinkan identifikasi karakteristik tekstur yang relevan (Andrian et al., 2020).

Menurut Sinaga & Jatmoko, (2024) terdapat empat fitur tekstur utama yang diperoleh dari metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM), antara lain:

1. *Contrast*

Contrast mengukur sejauh mana perbedaan intensitas antara piksel dengan tetangganya dalam gambar. Nilai kontras yang tinggi menunjukkan adanya perbedaan tajam antar piksel, yang mencerminkan tekstur kasar atau tidak seragam. *contrast* mempunyai rumus dapat dilihat pada formula 1:

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j [i-j]^2 \cdot P(i, j) \quad (1)$$

Penjelasan:

$\sum_i \sum_j$: penjumlahan untuk semua kombinasi i dan j.

$(i - j)^2$: perbedaan kuadrat antara dua tingkat keabuan.

$P(i, j)$: probabilitas pasangan piksel i dan j dalam GLCM.

2. *Correlation*

Correlation mengukur tingkat hubungan linier antara pasangan piksel. Semakin tinggi nilai korelasi, semakin kuat hubungan antara nilai piksel dan tetangganya, yang menunjukkan pola atau struktur tertentu dalam gambar. Korelasi mempunyai rumus dapat dilihat pada formula 2:

$$\text{Correlation} = \sum_i \sum_j \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2)$$

Penjelasan :

$\sum_i \sum_j$: penjumlahan untuk semua kombinasi i dan j.

$P(i, j)$: probabilitas pasangan piksel i dan j dalam GLCM.

μ_i, μ_j : Rata-rata (mean) dari nilai keabuan pada arah i dan j.

σ_i, σ_j : Simpangan baku dari nilai keabuan pada arah i dan j.

$(i - \mu_i)(j - \mu_j)$: Mengukur hubungan linear nilai keabuan i dan j.

3. Energy

Energy juga disebut sebagai *uniformity* atau *angular second moment* adalah ukuran keseragaman tekstur dalam gambar. Nilai *energy* yang tinggi menunjukkan tekstur yang homogen atau memiliki pola berulang yang teratur. *Energy* mempunyai rumus dapat dilihat pada formula 3:

$$Energy = \sum_{i,j} p(i,j)^2 \quad (3)$$

Penjelasan :

$\sum_i \sum_j$: penjumlahan untuk semua kombinasi i dan j.

$P(i, j)$: probabilitas pasangan piksel i dan j dalam GLCM

$P(i,j)^2$: Kuadrat dari probabilitas, untuk menekankan frekuensi tinggi

4. Homogeneity

Homogeneity menunjukkan seberapa dekat nilai elemen-elemen GLCM terhadap diagonal utama. Nilai *Homogeneity* yang tinggi menunjukkan bahwa intensitas piksel-piksel dalam gambar cenderung serupa, yang mencerminkan tekstur yang halus. *Homogeneity* mempunyai rumus dapat dilihat pada formula 4:

$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{p(i,j)}{1 + |i-j|} \quad (4)$$

Penjelasan:

$\sum_i \sum_j$: Penjumlahan untuk semua kombinasi nilai i dan j

$P(i, j)$: Probabilitas pasangan piksel i dan j dalam GLCM.

$|i - j|$: Selisih absolut tingkat keabuan antar piksel.

$1+[i-j]$: Penyebut untuk mengurangi bobot saat perbedaan keabuan besar dan mencegah pembagian nol.

5. *Support Vector Machine*

SVM adalah metode klasifikasi yang pertama kali diperkenalkan oleh Vapnik pada tahun 1998 (Putrawansyah, 2024). Pada dasarnya, metode ini bekerja dengan menetapkan batas pemisah antara dua kelas data melalui pencarian *hyperplane* terbaik yang memiliki margin maksimal. Margin merupakan jarak dari *hyperplane* ke titik data terdekat dari setiap kelas, yang disebut support vector. Dengan mekanisme ini, SVM efektif dalam klasifikasi, terutama untuk data yang dapat dipisahkan secara linear (Udjulawa, 2023).

SVM merupakan bagian dari metode *supervised learning* yang berfungsi untuk mengklasifikasikan data dan mengidentifikasi pola. Elemen-elemen kunci dalam SVM meliputi optimal *hyperplane*, *hyperplane* kelas positif, *hyperplane* kelas negatif, serta margin yang memisahkan kedua jenis *hyperplane* tersebut. Klasifikasi dilakukan dengan membentuk batas keputusan *decision boundary* yang memaksimalkan margin, yang bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model yang dihasilkan (Hidayat et al., 2024).

SVM dapat dibedakan menjadi dua jenis berdasarkan kernel yang digunakan, yaitu SVM-Linear dan SVM Non-Linear.

1. SVM *Linear*

Pada proses klasifikasi menggunakan SVM *Linear* data dapat dipisahkan dengan *hyperplane* menggunakan SVM dengan pembagian data yang jelas (Rabbani et al., 2023).

Adapun rumus untuk SVM *linear* dapat dilihat pada formula 5:

$$F(x) = \text{Sign}(w \cdot x + b) \quad (5)$$

Penjelasan:

$f(x)$: Fungsi prediksi yang mengklasifikasikan data.

w : Vektor normal hyperplane.

x : Vektor fitur input yang merepresentasikan data.

b : Bias atau intercept yang menggeser hyperplane.

Sign : Fungsi yang memberikan:

+1 jika $w \cdot x + b > 0$

-1 jika $w \cdot x + b < 0$

2. SVM Non-Linear

SVM non-linear memanfaatkan fungsi kernel untuk mengubah data non-linear menjadi bentuk yang dapat dipisahkan secara linear. Pendekatan ini dikenal sebagai teknik kernel, yang digunakan untuk mentransformasikan data dari ruang berdimensi rendah ke ruang berdimensi lebih tinggi (Rahayu & Yamasari, 2024).

Adapun rumus untuk SVM Non-linear dapat dilihat pada formula 6:

$$F(x) = \text{sign}(\sum_{i=1}^n a_i y_i k(x_i, x) + b) \quad (6)$$

Penjelasan:

$F(x)$: hasil prediksi kelas untuk data input x .

$\text{sign}(\cdot)$: fungsi tanda yang menentukan kelas (+1 atau -1).

$\sum_{i=1}^n$: penjumlahan dari semua support vector (jumlah n).

a_i : bobot untuk support vector ke- i , diperoleh saat pelatihan.

b : bias yang menggeser batas keputusan.

$k(x_i, x)$: fungsi kernel yang mengukur kemiripan antara support vector x_i dan data x .

Dalam proses klasifikasi, terdapat beberapa jenis fungsi kernel non-linear yang dapat digunakan, di antaranya:

a. Kernel Polinomial

Kernel polinomial adalah salah satu fungsi kernel paling populer yang digunakan dalam SVM untuk menangani data non-linear.

Kernel ini memungkinkan SVM untuk memetakan data ke ruang

fitur berdimensi lebih tinggi tanpa perlu menghitung transformasi secara eksplisit (Guido et al., 2024). Secara matematis, kernel Gaussian RBF dapat di rumuskan pada formula 7 :

$$k(x, y) = (x \cdot y + c)^d \quad (7)$$

Penjelasan:

x, y : vektor fitur input.

$x \cdot y$: hasil perkalian titik dot product antara vektor x dan y .

c : konstanta bebas bias.

d : derajat polinomial pangkat.

b. *Kernel Gaussian RBF*

Kernel *Radial Basis Function* (RBF) adalah salah satu fungsi kernel yang paling populer digunakan dalam algoritma SVM untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear. Kernel ini bekerja dengan mengubah data dari ruang asli ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga data menjadi lebih mudah dipisahkan oleh hyperplane (Wirasati et al., 2021). Secara matematis, kernel Gaussian RBF dapat di rumuskan pada formula 8:

$$k(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2) \quad (8)$$

Penjelasan :

x, x' : Dua data yang dibandingkan.

$\|x - x'\|^2$: Jarak kuadrat antar data.

$\exp(-)$: Mengubah jarak jadi nilai kemiripan.

$K(x, x')$: Nilai kemiripan antara 0 sampai 1.

γ (gamma): Mengatur seberapa sensitif terhadap jarak.

c. *Kernel sigmoid*

Kernel sigmoid merupakan turunan dari konsep Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Kernel ini secara teoritis diusulkan untuk digunakan dalam algoritma SVM karena memiliki kemiripan dengan fungsi

aktivasi dalam jaringan syaraf. Namun, kernel sigmoid seringkali menimbulkan masalah dalam penerapannya, terutama karena kesulitan dalam menentukan parameter yang menghasilkan nilai positif secara konsisten (Sholihah dan Silvia Handayani, 2023).

Kernel sigmoid dapat di rumuskan pada formula 9 :

$$K(x,x') = \tanh(\alpha \cdot x^T x' + c) \quad (9)$$

Penjelasan:

$K(x,x')$: Nilai kernel (kemiripan non-linear seperti di neural network).

\tanh : Fungsi hiperbolik (hasilnya antara -1 sampai 1).

$x^T x'$: Perkalian dot product antara x dan x' .

x, x' : Dua vektor data yang dibandingkan.

c : bias (offset).

α : Parameter skala (kemiringan fungsi)

6. Particle Swarm Optimization

PSO adalah metode optimasi berbasis populasi yang pertama kali diperkenalkan oleh Eberhart dan Kennedy pada tahun 1995, yang terinspirasi dari perilaku kawanan burung dan sekolah ikan (Balyan et al., 2022).

PSO adalah algoritma iteratif berbasis populasi. Populasi terdiri dari banyak partikel, di mana di inisialisasi dengan populasi solusi acak dan digunakan untuk memecahkan masalah. Setiap partikel mewakili solusi kandidat dan bergerak menuju posisi optimal dengan mengubah posisinya sesuai dengan kecepatan partikel terbang melalui ruang pencarian dengan kecepatan yang dinamis disesuaikan untuk perilaku historis. Oleh karena itu, partikel memiliki kecenderungan untuk terbang menuju daerah pencarian yang lebih baik dan lebih baik selama proses pencarian (Malik Mochamad Irlan, 2025)

Rumus untuk menghitung perpindahan posisi dan kecepatan partikel dapat di lihat pada formula 10 yaitu:

$$Vi(t) = Vi(t-1) + c1r1[Xpbesti - Xi(t)] + c2r2[Xgbest - Xi(t)] \quad (10)$$

$$Vi(t) = Xi(t-1) + Vi(t) \quad (11)$$

Penjelasan :

$Vi(t)$ = Kecepatan partikel i saat iterasi t

$Xi(t)$ = posisi partikel i saat iterasi t

$Xpbesti$ = Posisi terbaik partikel i

$Xgbest$ = Posisi terbaik global

Ci dan $C2$ = Learning rate untuk kemampuan individu dan pengaruh sosial.

$r1$ dan $r2$ = Bilangan random yang berdistribusi uniformal dalam interval 0 dan 1

7. Klasifikasi

Klasifikasi adalah metode untuk mengidentifikasi model yang menjelaskan perbedaan antar kelas yang belum diketahui dalam suatu proses. Ini dilakukan dengan mengelompokkan atau melabeli data atau objek baru berdasarkan atributnya. Teknik klasifikasi melibatkan analisis variabel dari data yang tersedia (Jen et al., 2021).

Menurut David Imanuel et al. (2024) klasifikasi juga dapat dipahami sebagai cara untuk membangun model yang dapat menjelaskan atau membedakan kelas dari objek-objek yang belum diketahui sebelumnya.

Dalam penerapannya, terdapat dua tahapan penting:

1. Training data, yaitu proses melatih algoritma menggunakan dataset yang sudah dilabeli untuk menemukan model klasifikasi yang tepat.
2. Testing data, yaitu proses pengujian model untuk mengetahui tingkat akurasi dari hasil prediksi terhadap label yang telah ditentukan.

8. Grayscale

Grayscale adalah bentuk representasi gambar digital yang hanya terdiri dari variasi warna abu-abu, tanpa mengandung komponen warna seperti merah, hijau, dan biru. Setiap piksel pada gambar grayscale memiliki satu

nilai intensitas yang mewakili tingkat kecerahan, biasanya dalam rentang 0 (hitam) hingga 255 (putih) untuk gambar 8-bit (Dong et al., 2022).

Grayscale merupakan tampilan visual yang menunjukkan tingkatan intensitas cahaya secara bertahap (gradien), bukan hanya dua keadaan (nyala dan mati/binary), melainkan serangkaian nilai pencahayaan dari gelap ke terang (Liu et al., 2022).

9. *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan matriks yang menampilkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, sehingga memberikan gambaran rinci mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan setiap kategori penyakit. Dengan menggunakan *confusion matrix*, dapat dihitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang membantu menilai kualitas dan keandalan model klasifikasi secara keseluruhan (Pomme et al., 2022).

Menurut Sapitri et al. (2024) *Confusion matrix* terdiri dari empat komponen utama:

- a. True Positive (TP): Jumlah data yang benar-benar positif dan diprediksi positif.
- b. True Negative (TN): Jumlah data yang benar-benar negatif dan diprediksi negatif.
- c. False Positive (FP): Jumlah data negatif yang diprediksi positif (*kesalahan tipe I*).
- d. False Negative (FN): Jumlah data positif yang diprediksi negatif (*kesalahan tipe II*).

B. Penelitian terkait

Pada penelitian yang akan di kerjakan penulis banyak merujuk pada berbagai sumber yang relevan. Penelitian terdahulu memberikan gambaran umum mengenai pendekatan, metode, serta hasil yang dapat dijadikan acuan dan pembanding. Sebagaimana di tampilkan pada tabel 1.

Tabel 1. Penelitian Terkait

No	Judul Penelitian	Kontribusi
1.	Klasifikasi Jenis Sampah Dengan GLCM dan SVM (Alamsyah et al., 2023).	Mengembangkan sistem klasifikasi jenis sampah berbasis ekstraksi fitur tekstur menggunakan GLCM dan klasifikasi SVM, dengan akurasi mencapai 83% yang meningkat seiring bertambahnya data pelatihan.
2.	Klasifikasi Penyakit Kulit Berbasis SVM dan menggunakan fitur bentuk dan warna Ekstraksi Fitur ABCD (ABCD Rule) serta SVM, menghasilkan Rule, Metode. (Wibisono et al., 2025).	Menerapkan klasifikasi penyakit kulit Berbasis SVM dan menggunakan fitur bentuk dan warna Ekstraksi Fitur ABCD (ABCD Rule) serta SVM, menghasilkan Rule, Metode. akurasi 86,42% dan spesifisitas 96,60% untuk mendukung diagnosa otomatis.
3.	Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Arabika Menggunakan SVM dan Information Gain. (Murni et al., 2022).	Mengoptimalkan klasifikasi penyakit Kopi Arabika daun kopi dengan seleksi fitur Menggunakan SVM dan Information Gain. ekstraksi GLCM, dengan tingkat akurasi hingga 86,96%.
4.	Klasifikasi Jenis Buah Pisang Berdasarkan Citra Warna dengan SVM. (Amrozi et al., 2022).	Mengembangkan sistem klasifikasi jenis Pisang Berdasarkan Citra dan tingkat kematangan pisang berdasarkan fitur warna dan tekstur citra, dengan akurasi antara 75% sampai 83%
5.	A Hybrid Hue Saturation Lightness, GLCM and KNN for Palm-Sugar Classification. (Jumarlis et al., 2024).	Menerapkan model hybrid kombinasi Lightness, GLCM and fitur warna (HSL) dan tekstur (GLCM) KNN for Palm-Sugar dengan KNN untuk klasifikasi gula aren, Classification. mencapai akurasi tinggi 97,6%.
Penelitian Yang Penulis Lakukan		
6.	Klasifikasi Penyakit Tanaman Nilam	Melakukan klasifikasi penyakit tanaman Nilam berdasarkan citra daun dengan ekstraksi fitur tekstur menggunakan

Menggunakan GLCM dan klasifikasi menggunakan SVM. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix untuk memastikan akurasi yang mendukung deteksi penyakit secara cepat dan akurat.

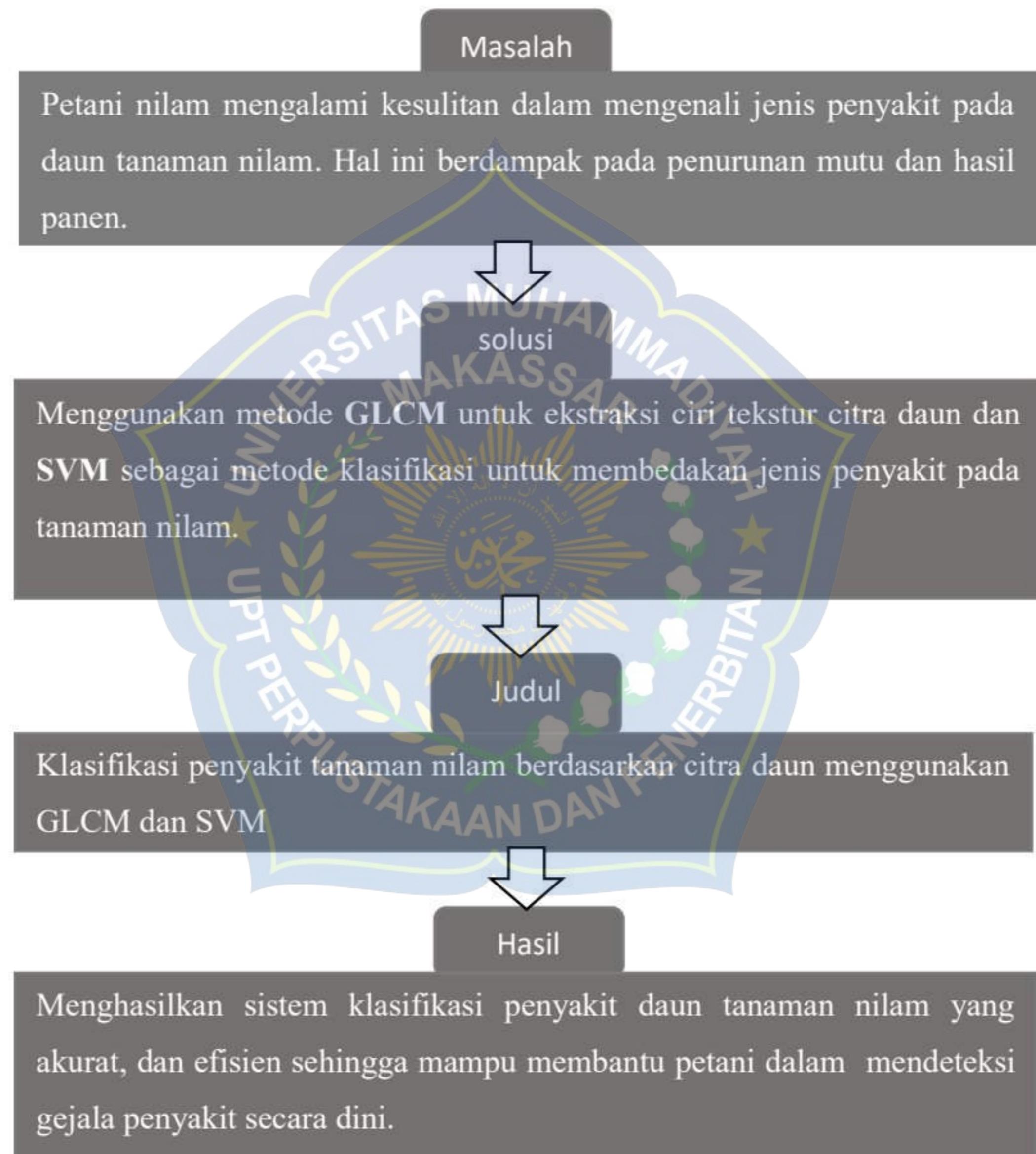
Penelitian terdahulu telah berhasil menerapkan metode klasifikasi citra digital menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) yang dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur seperti GLCM, ABCD Rule, dan Information Gain. Contohnya, Reza Alamsyah et al. (2023) fokus pada klasifikasi jenis sampah berbasis tekstur citra grayscale menggunakan GLCM, sementara Al Danny R. Wibisono et al. (2025) mengklasifikasikan penyakit kulit dengan fitur bentuk dan warna (ABCD Rule). Sylviana Murni et al. (2022) meningkatkan efisiensi klasifikasi penyakit daun dengan seleksi fitur, dan Yusuf Amrozi et al. (2022) menggabungkan fitur warna, bentuk, dan tekstur untuk klasifikasi buah pisang. Mila Jumarlis et al. (2024) mengombinasikan fitur warna (HSL) dan tekstur (GLCM) dengan K-Nearest Neighbor (KNN) untuk klasifikasi gula aren, mencapai akurasi tinggi 97,6%.

Penulis memandang belaka penelitian terdahulu masih membutuhkan pembahasan secara terintegrasi terkait pemanfaatan kombinasi fitur warna, tekstur, dan pemrosesan awal citra grayscale. Selain itu, efektivitas jumlah fitur dalam menjaga keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi juga masih jarang dikaji secara eksplisit.

Penelitian ini mengusulkan topik “Klasifikasi Penyakit Tanaman Nilam Berdasarkan Citra Daun Menggunakan GLCM dan SVM”, dengan tujuan mengisi kelemahan yang di temukan melalui cara mengintegrasikan fitur tekstur dan warna serta mengoptimalkan jumlah fitur untuk menghasilkan sistem klasifikasi yang cepat, akurat, dan efisien, khusus pada domain penyakit tanaman nilam.

C. Kerangka Pikir

Kerangka pikir merupakan struktur logis yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antar konsep atau variabel yang terlibat dalam suatu penelitian atau proyek. Kerangka pikir pada penelitian ini di tampilkan pada gambar 6.



Gambar 6. Kerangka pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

Tempat dan waktu penelitian merupakan unsur penting dalam sebuah studi karena berkaitan langsung dengan lokasi pelaksanaan serta rentang waktu kegiatan penelitian dilakukan. Tempat penelitian ini dilaksanakan di Desa Tawakua, Kecamatan Angkona, Kabupaten Luwu Timur. Adapun waktu pelaksanaan penelitian dimulai pada bulan Mei sampai bulan juli.

B. Alat dan Bahan

Adapun alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini:

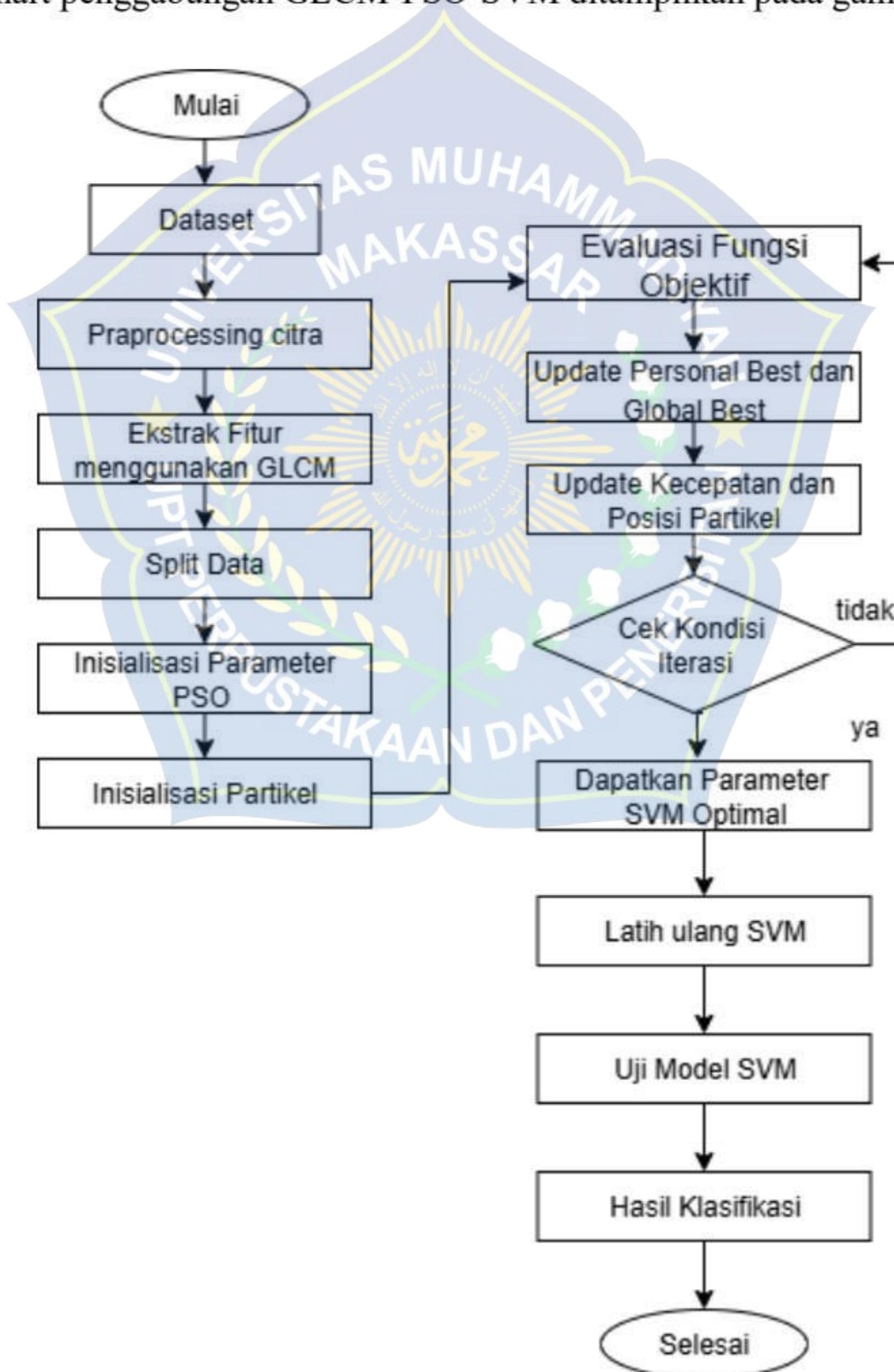
1. Kebutuhan Hardware (perangkat keras)
 - a. Laptop Hp
 - b. Ram 8,00 GB
 - c. HP oppo reno 4f Ram 8,00 GB
2. Kebutuhan software (Perangkat Lunak)
 - a. Visual Studio Code
 - b. Python

C. Perancangan Penelitian

Perancangan penelitian adalah serangkaian langkah yang terlibat dalam pemodelan, desain, dan kontribusi suatu sistem untuk memenuhi kebutuhan tertentu dan mengatasi masalah yang ada dalam penelitian ini. Tahapan ini melibatkan teknologi yang sesuai, penentuan arsitektur sistem, desain antarmuka pengguna, pemilihan algoritma pemrograman, serta pengujian menyeluruh untuk memastikan kinerja optimal. Proses ini bertujuan untuk menghasilkan solusi yang efisien dan efektif sesuai dengan tujuan serta persyaratan yang telah ditetapkan.

Untuk memudahkan pemahaman mengenai proses tersebut, tahapan perancangan sistem divisualisasikan dalam bentuk diagram alir (flowchart) yang menggambarkan urutan dan hubungan antar proses secara sistematis.

Sistem ini memanfaatkan kombinasi metode GLCM untuk ekstraksi ciri tekstur citra daun, dan SVM sebagai metode klasifikasi. Selain itu, digunakan juga metode PSO untuk mengoptimalkan parameter pada SVM agar memperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat. Flowchart berikut menggambarkan alur proses dari tahap input citra hingga hasil klasifikasi berdasarkan ciri tekstur yang diperoleh dari GLCM dan diproses oleh SVM. Flowchart penggabungan GLCM-PSO-SVM ditampilkan pada gambar 7.



Gambar 7. Flowchart metode GLCM PSO dan SVM

Pada Gambar 7 di atas diilustrasikan tahapan kerja dalam proses klasifikasi penyakit pada tanaman nilam berbasis citra daun, yang menggabungkan metode GLCM untuk ekstraksi fitur tekstur, PSO untuk optimasi parameter, dan SVM sebagai metode klasifikasi. Proses dimulai dari pengambilan data citra daun, kemudian dilakukan preprocessing, ekstraksi fitur tekstur, optimasi parameter SVM dengan PSO, hingga pelatihan dan pengujian model untuk mengidentifikasi jenis penyakit.

Berikut ini merupakan penjelasan detail dari setiap tahapan yang tercantum dalam flowchart tersebut:

1. Input Dataset

Dataset berisi gambar daun tanaman nilam yang terinfeksi penyakit. Gambar ini akan diproses untuk dianalisis lebih lanjut.

2. Pra-pemrosesan (Preprocessing)

Tahap ini mencakup dua proses penting:

- Augmentasi: Proses memperbanyak data dengan teknik seperti rotasi atau flip untuk meningkatkan keragaman dan menghindari overfitting.
- Resize: Mengubah ukuran gambar agar seragam, sehingga memudahkan proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.
- Grayscale: Mengubah gambar berwarna menjadi gambar skala abu-abu untuk menyederhanakan informasi dan fokus pada tekstur daun

3. Ekstraksi Fitur GLCM

Pada tahap ini, dilakukan pengambilan ciri tekstur dari gambar menggunakan metode GLCM. Fitur-fitur utama yang diambil meliputi:

- Contrast: Mengukur perbedaan intensitas piksel.
- Energy: Mengukur tingkat homogenitas citra.
- Homogeneity: Mengukur kesamaan antar piksel dalam citra.
- Correlation: Mengukur korelasi antar piksel terhadap arah tertentu.

4. Split Data

Dataset yang telah diekstraksi dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training) dan data uji (testing). Pembagian ini bertujuan untuk melatih

model pada sebagian data dan menguji kinerjanya pada data yang belum pernah dilihat, sehingga dapat mengevaluasi generalisasi model secara objektif.

5. Inisialisasi Parameter PSO

Selanjutnya yaitu menginisialisasi parameter algoritma PSO, seperti jumlah partikel, iterasi maksimum, bobot inersia (w), serta koefisien $c1$ dan $c2$. Parameter pencarian SVM juga ditentukan, yaitu nilai C , gamma, dan jenis kernel. Semua ini diperlukan untuk mengarahkan proses optimasi ke solusi terbaik.

6. Inisialisasi Partikel

Setelah parameter dasar PSO ditentukan, partikel-partikel diinisialisasi secara acak dalam ruang solusi. Masing-masing partikel merepresentasikan kombinasi C dan gamma. Posisi awal dan kecepatan ditentukan sesuai batas yang telah ditetapkan, agar partikel dapat mulai mengeksplorasi solusi.

7. Evaluasi Fungsi Objektif

Setiap partikel kemudian dievaluasi dengan melatih model SVM berdasarkan parameter yang dibawanya, yaitu nilai C dan gamma. Model dilatih menggunakan data fitur tekstur GLCM dari citra daun. Akurasi hasil klasifikasi digunakan sebagai nilai fitness. Nilai ini mencerminkan seberapa baik kombinasi parameter tersebut dalam membedakan kelas daun.

8. Update Personal *Best* dan Global *Best*

Setelah evaluasi, nilai fitness partikel dibandingkan dengan rekor sebelumnya. Jika lebih baik, maka personal best ($pBest$) diperbarui. Partikel terbaik di antara semua akan menjadi global best ($gBest$), yaitu solusi terbaik yang ditemukan sejauh ini oleh seluruh populasi.

9. Update Kecepatan dan Posisi Partikel

Setelah evaluasi selesai, kecepatan dan posisi tiap partikel diperbarui berdasarkan $pBest$ dan $gBest$. Pembaruan ini memungkinkan partikel

bergerak lebih dekat ke solusi optimal. Posisi baru akan digunakan untuk evaluasi di iterasi selanjutnya.

10. Cek Kondisi Iterasi

Selanjutnya, sistem memeriksa apakah iterasi telah mencapai batas maksimum. Jika belum, maka proses kembali ke tahap evaluasi fungsi objektif untuk memulai iterasi berikutnya. Jika sudah mencapai jumlah iterasi yang ditentukan, maka proses optimasi dihentikan.

11. Dapatkan Parameter Optimal

Setelah proses iterasi selesai, parameter terbaik yang tersimpan dalam gBest diambil sebagai parameter optimal untuk model SVM. Parameter ini dinilai sebagai kombinasi yang mampu menghasilkan akurasi klasifikasi terbaik selama proses optimasi.

12. Latih Ulang SVM

Model SVM kemudian dilatih ulang menggunakan seluruh data latih dan parameter optimal hasil dari PSO. Hal ini bertujuan agar model dapat mempelajari pola dengan lebih maksimal.

13. Uji Model SVM

Model SVM yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji yang telah disiapkan sebelumnya. Evaluasi performa klasifikasi dilakukan menggunakan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun nilam.

14. Hasil Klasifikasi

Sistem menghasilkan keputusan berupa label kelas dari citra yang diuji berdasarkan proses klasifikasi.

D. Teknik Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa sistem klasifikasi penyakit daun tanaman nilam yang dibangun dapat berjalan sesuai fungsinya dan menghasilkan output yang akurat. Pengujian ini dilakukan dalam beberapa aspek untuk menilai keandalan dan efektivitas sistem secara menyeluruh.

1. Pengujian Fungsionalitas

Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa setiap tahapan pada sistem bekerja sesuai dengan alur yang telah dirancang dalam flowchart. Pengujian dimulai dari input citra RGB, konversi ke grayscale, proses ekstraksi fitur tekstur menggunakan metode GLCM, hingga tahap klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Setiap proses diuji untuk menjamin bahwa data dari tahap sebelumnya dapat diproses dengan benar pada tahap berikutnya.

2. Pengujian Optimasi PSO

Pengujian ini bertujuan untuk mengevaluasi proses optimasi parameter model SVM menggunakan algoritma Particle Swarm Optimization (PSO). Parameter yang dioptimasi meliputi nilai C dan gamma. Hasil optimasi kemudian digunakan dalam pelatihan dan pengujian model untuk memastikan bahwa kombinasi parameter yang dihasilkan dapat meningkatkan performa klasifikasi. Selain itu, proses konvergensi nilai fitness selama iterasi juga dianalisis untuk melihat stabilitas optimasi.

3. Pengujian Kinerja Klasifikasi

Dataset citra daun dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih (training data) dan data uji (testing data), dengan rasio pembagian 80:20 secara acak. Model SVM dilatih menggunakan data latih berdasarkan fitur tekstur hasil ekstraksi GLCM, lalu diuji dengan data uji yang tidak pernah digunakan sebelumnya. Hasil klasifikasi kemudian dievaluasi secara kuantitatif menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score yang diperoleh dari confusion matrix.

4. Uji Ketahanan Model

Pengujian tambahan dilakukan untuk mengetahui ketahanan model dalam mengklasifikasikan citra yang memiliki variasi kondisi, seperti pencahayaan atau sudut pengambilan gambar yang sedikit berbeda. Tujuannya adalah untuk menilai apakah model tetap mampu memberikan hasil klasifikasi yang konsisten dan akurat meskipun terdapat perbedaan ringan pada data masukan.

E. Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini digunakan untuk mengolah dan mengevaluasi data citra daun tanaman nilam guna mengklasifikasikan jenis penyakit yang menyerang. Analisis data dilakukan secara sistematis melalui tahapan-tahapan berikut:

1. Pra-Pemrosesan Data Citra

Pada tahap awal, citra daun tanaman nilam yang telah dikumpulkan akan melalui proses pra-pemrosesan. Ini mencakup konversi dari citra berwarna (RGB) ke citra *grayscale* untuk menyederhanakan informasi warna menjadi intensitas keabuan. Selanjutnya dilakukan augmentasi pada proses Proses ini untuk memperbanyak data dengan teknik seperti rotasi atau flip untuk meningkatkan keragaman dan menghindari overfitting. *resize* (penyesuaian ukuran citra) agar seluruh data memiliki dimensi yang seragam dan dapat diproses secara efisien.

2. Ekstraksi Fitur Tekstur Menggunakan GLCM

Pada tahap ini citra *grayscale* dianalisis menggunakan metode GLCM untuk memperoleh fitur-fitur tekstur. Dari GLCM, diekstrak fitur utama seperti *Contrast*, *Correlation*, *Energy*, dan *Homogeneity*. Nilai-nilai fitur ini kemudian disimpan dalam bentuk data numerik untuk dianalisis lebih lanjut.

3. Pemisahan Data (Training dan Testing)

Data fitur tekstur yang diperoleh akan dibagi menjadi dua kelompok: data latih (training) dan data uji (testing). Pembagian ini umumnya dilakukan dengan rasio 70:30.

4. Optimasi Menggunakan PSO

Sebelum dilakukan pelatihan model, dilakukan optimasi parameter algoritma SVM menggunakan metode *Particle Swarm Optimization* (PSO). Optimasi ini bertujuan untuk menentukan nilai parameter terbaik, yang dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Parameter yang dihasilkan dari proses ini akan digunakan dalam proses pelatihan dan pengujian model.

5. Klasifikasi Menggunakan *Support Vector Machine*

Fitur yang telah diperoleh dari GLCM digunakan sebagai masukan ke dalam algoritma SVM. Model SVM akan dilatih menggunakan data training untuk membentuk hyperplane yang dapat membedakan antar kelas penyakit daun nilam. Setelah itu, model diuji menggunakan data testing untuk mengukur kemampuannya dalam mengenali data baru.

6. Evaluasi Kinerja Model

Setelah mendapatkan hasil prediksi dari model, kita akan menggunakan confusion matrix untuk mengukur kemampuannya dalam memprediksi setiap kelas dengan benar dan salah. Dari *confusion matrix* ini, akan dihitung beberapa metrik evaluasi penting, yaitu akurasi (tingkat kebenaran prediksi secara keseluruhan), *presisi*, *recall*, dan *F1-score*. Metrik presisi dan recall akan memberikan detail lebih lanjut tentang kualitas prediksi model di setiap kelas.