

# OPTIMASI SVM-PSO UNTUK IDENTIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KEDELAI

Erfan Nurkholis Efendi<sup>1</sup>, Arief Tri Nugroho<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup> Bisnis Digital, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas dr. Soebandi, Indonesia

<sup>1</sup>erfannurkholis@uds.ac.id, <sup>2</sup>arief@uds.ac.id

## Abstrak

Penurunan hasil produksi tanaman kedelai umumnya dipengaruhi oleh serangan berbagai jenis penyakit, sehingga dibutuhkan suatu metode identifikasi yang mampu bekerja secara cepat, tepat, dan konsisten. Penelitian ini berfokus pada kategorisasi penyakit yang menyerang tanaman kedelai, dengan menerapkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang telah disempurnakan melalui pendekatan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 35 jenis gejala yang dipetakan ke dalam 14 kategori penyakit berdasarkan nilai tingkat kepercayaan dengan rentang antara 0 hingga 1. Setiap gejala direpresentasikan dalam bentuk fitur numerik, sedangkan penentuan label kelas dilakukan berdasarkan nilai kepercayaan tertinggi dari masing-masing kategori penyakit. Tahapan penelitian meliputi proses prapengolahan data, normalisasi untuk menyetarakan skala nilai, Alokasi sumber daya data ke dalam kelompok pelatihan dan pengujian, diikuti dengan penerapan klasifikasi melalui metode *Support Vector Machine* (SVM). serta optimasi parameter model melalui pendekatan PSO guna memperoleh performa terbaik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM tanpa optimasi menghasilkan tingkat akurasi sebesar 85%, sementara setelah dilakukan optimasi menggunakan PSO, akurasi meningkat menjadi 92%. Selain itu, nilai precision dan recall juga menunjukkan peningkatan yang signifikan. Hasil tersebut mengindikasikan bahwa penerapan PSO dalam optimasi parameter SVM Metode yang diajukan terbukti mampu meningkatkan performa model klasifikasi. Oleh karena itu, pendekatan ini memiliki potensi untuk dieksplorasi lebih lanjut sebagai solusi dalam pengembangan sistem cerdas di sektor pertanian. Secara spesifik, metode ini dapat berkontribusi pada pembangunan sistem diagnosis penyakit kedelai yang otomatis dan akurat.

**Kata kunci:** *support vector machine, partiel swarm optimization*, klasifikasi, penyakit tanaman kedelai, nilai kepercayaan

## 1. Pendahuluan

Kedelai adalah komoditas pertanian yang memegang peranan penting di Indonesia, sering kali berfungsi sebagai bahan dasar untuk produk pangan, contohnya tempe dan tahu (Susanto, 2023). Tingginya kebutuhan kedelai di masyarakat tidak selalu diimbangi dengan produktivitas yang optimal (Wardana et al., 2022). Salah satu penyebab utama rendahnya produktivitas adalah adanya serangan penyakit pada tanaman, khususnya pada bagian daun (Rosid & Purnomo, 2024). Penyakit tersebut sering kali sulit diidentifikasi secara dini karena memiliki gejala visual yang mirip antara satu jenis penyakit dengan lainnya (Atfri Filaily, 2025). Kondisi ini menyebabkan petani mengalami keterlambatan dalam penanganan, yang berdampak pada penurunan hasil panen baik dari sisi kualitas maupun kuantitas (Vidyawati & Masnillah, 2022).

Perkembangan teknologi di bidang kecerdasan buatan membuka peluang dalam memfasilitasi identifikasi penyakit tanaman secara otomatis. Metode berbasis komputasi dianggap lebih efisien. Salah satu algoritma yang sering dimanfaatkan untuk klasifikasi data adalah *Support Vector Machine*

(SVM) (Guido et al., 2024), yang memiliki kemampuan baik dalam menangani data berdimensi tinggi serta menghasilkan performa yang cukup stabil (Bisri et al., 2025). Namun demikian, efektivitas *Support Vector Machine* (SVM) sangat bergantung pada seleksi parameter yang akurat, sehingga diperlukan teknik optimasi untuk memperoleh hasil yang maksimal (Elshewey et al., 2023).

Pemilihan metode *Support Vector Machine* (SVM) pada penelitian ini didasarkan pada kemampuan SVM dalam melakukan klasifikasi data dengan tingkat akurasi yang cukup baik, terutama pada data yang memiliki banyak atribut dan pola yang kompleks. Pada kasus identifikasi penyakit tanaman kedelai, beberapa jenis penyakit mempunyai gejala yang hampir sama sehingga proses klasifikasi menjadi lebih sulit dilakukan secara manual. Kondisi tersebut membutuhkan metode yang mampu membedakan pola antar kelas secara lebih tepat.

Meskipun demikian, performa SVM sangat dipengaruhi oleh parameter yang digunakan, khususnya parameter C dan gamma pada kernel RBF. Apabila parameter yang dipilih kurang sesuai, maka hasil klasifikasi dapat menjadi kurang optimal. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan Particle

Swarm Optimization (PSO) sebagai metode optimasi untuk mencari kombinasi parameter terbaik pada SVM. Dengan adanya optimasi menggunakan PSO, proses pencarian parameter dapat dilakukan secara otomatis sehingga model diharapkan mampu menghasilkan tingkat akurasi yang lebih baik dalam mengidentifikasi penyakit tanaman kedelai.

Beberapa penelitian telah membahas penerapan SVM dalam klasifikasi penyakit tanaman dengan hasil yang cukup baik, terutama ketika dikombinasikan dengan ekstraksi fitur warna dan tekstur dari citra daun (Tanveer et al., 2024). Di sisi lain, terdapat pula penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode optimasi dapat meningkatkan performa model klasifikasi. *Particle Swarm Optimization* (PSO) adalah sebuah metode optimasi yang menggunakan pendekatan populasi untuk menemukan solusi terbaik secara efektif. Algoritma ini dikenal karena kemampuannya dalam mengeksplorasi ruang pencarian untuk mencapai hasil yang paling optimal dengan efisien, melalui simulasi pergerakan kawanan partikel. (Yan et al., 2025). Meskipun demikian, penelitian yang secara khusus menggabungkan SVM dan PSO dalam konteks identifikasi penyakit pada tanaman kedelai masih relatif terbatas, sehingga membuka peluang untuk dilakukan pengembangan lebih lanjut.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini difokuskan pada upaya meningkatkan akurasi identifikasi penyakit tanaman kedelai melalui optimasi parameter pada metode SVM menggunakan pendekatan PSO. Proses identifikasi dilakukan dengan memanfaatkan citra daun kedelai sebagai sumber data utama, yang kemudian dianalisis untuk mengekstraksi karakteristik penting sebagai dasar klasifikasi. Upaya ini diharapkan mampu memperbaiki efektivitas dalam mengidentifikasi penyakit tanaman sejak tahap awal.

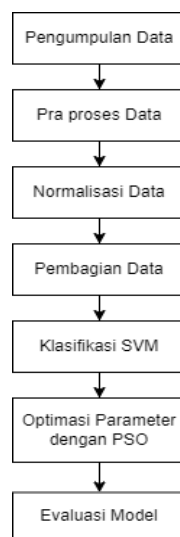
Penelitian ini dimaksudkan untuk mengevaluasi sejauh mana optimasi parameter menggunakan PSO dapat meningkatkan kinerja metode SVM dalam mengidentifikasi penyakit tanaman kedelai. Tidak hanya itu, penelitian ini juga berfokus pada pemberian kontribusi dalam pengembangan solusi sistem berbasis kecerdasan buatan di bidang pertanian, khususnya dalam membantu petani maupun pihak terkait dalam melakukan deteksi penyakit secara lebih efisien dengan hasil yang lebih tepat.

Lingkup penelitian ini dibatasi pada penggunaan citra daun kedelai sebagai objek analisis, dengan fokus pada beberapa jenis penyakit yang umum ditemukan. Proses pengolahan data melibatkan tahapan pengumpulan citra, prapemrosesan data, ekstraksi fitur, serta klasifikasi menggunakan SVM yang dioptimasi dengan PSO. Temuan dari riset ini diharapkan dapat berfungsi sebagai kerangka acuan untuk investigasi di masa mendatang, serta sebagai dasar pengembangan sistem identifikasi penyakit tanaman berbasis teknologi.

## 2. Metode

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman kedelai dengan memanfaatkan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) yang dioptimasi menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO). Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa nilai kepercayaan (*confidence value*) terhadap gejala penyakit, sehingga pendekatan yang digunakan berbasis data numerik hasil representasi pengetahuan pakar.

Secara umum, Proses penelitian ini terdiri atas beberapa tahap, mulai dari pengumpulan data hingga tahap penilaian evaluasi model. Alur penelitian yang ditunjukkan pada Gambar 1 meliputi pengumpulan data, praproses, normalisasi, pembagian data, proses klasifikasi menggunakan SVM, optimasi parameter menggunakan PSO, serta evaluasi kinerja model.



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

Proses penelitian dimulai dengan tahapan pengumpulan data sebagai langkah awal oleh mahasiswa Teknik pertanian Universitas Brawijaya dilakukan dengan pengawasan dari pakar yang telah memahami berbagai jenis penyakit yang ada pada tanaman kedelai yang sekaligus mencakup subjek dan sumber penelitian. Subjek penelitian adalah tanaman kedelai yang menunjukkan berbagai gejala penyakit. Data yang digunakan bukan berupa citra mentah, melainkan berupa nilai kepercayaan terhadap 14 jenis penyakit (DP1–DP14) yang diperoleh dari hasil observasi atau pengetahuan pakar dan ditampilkan pada Tabel 1.

Setiap gejala memiliki bobot tertentu terhadap masing-masing penyakit, sehingga membentuk dataset berbentuk matriks nilai kepercayaan. Struktur data ini memungkinkan setiap gejala direpresentasikan sebagai vektor fitur numerik yang selanjutnya digunakan dalam proses klasifikasi.

Dataset yang digunakan terdiri dari 14 kelas penyakit tanaman kedelai dengan 35 gejala yang ditunjukkan pada Tabel 2 dan direpresentasikan dalam bentuk nilai kepercayaan. Setiap kelas penyakit memiliki kombinasi gejala yang berbeda sesuai dengan pengetahuan pakar. Pada tahap pemeriksaan data, ditemukan beberapa atribut yang tidak memiliki nilai karena gejala tertentu tidak muncul pada jenis penyakit tertentu. Nilai kosong tersebut kemudian diisi dengan nilai 0 agar data dapat diproses secara numerik oleh sistem.

Selain itu, dilakukan pengecekan terhadap kemungkinan adanya outlier pada data. Berdasarkan hasil pemeriksaan, seluruh nilai bobot gejala masih berada pada rentang 0 sampai 1 sehingga tidak ditemukan nilai ekstrem yang dapat mempengaruhi proses pelatihan model. Dengan demikian, data dinilai cukup baik untuk digunakan pada proses klasifikasi menggunakan metode SVM dan optimasi PSO.

Tabel 1. Daftar Penyakit (Mochammad Bachtiar Widya Nanda, 2020)

Kode	Nama Penyakit	Penyebab
DP1	Embun Tepung	<i>Microsphaera diffusa</i>
DP2	Bercak Biji Ungu	<i>Cercospora kikuchii</i>
DP3	Bakteri Pustul	<i>Xanthomonas axonopodis</i>
DP4	Hawar Semai	<i>Fusarium oxysporum</i>
DP5	Belang Samar	<i>Cowpea Mild Mottle Virus</i>
DP6	Antraknosa	<i>Colletotrichum truncatum</i>
DP7	Hawar Bakteri	<i>Pseudomonas syringae</i>
DP8	Busuk Akar	<i>Rhizoctonia solani</i>
DP9	Penyakit Karat	<i>Phakopsora pachyrhizi</i>
DP10	Mosaik Kedelai	<i>Soybean Mosaic Virus</i>
DP11	Embun Palsu	<i>Peronospora manshurica</i>
DP12	Busuk Akar / Pangkal Batang	<i>Sclerotium rolfsii</i>
DP13	Bercak Target	<i>Corynespora cassiicola</i>
DP14	Bercak Daun Mata Katak	<i>Cercospora soja</i>

Tabel 2. Daftar Gejala Penyakit Tanaman Kedelai (Mochammad Bachtiar Widya Nanda, 2020)

Kode	Gejala
KG1	Kecambah layu
KG2	Kecambah mati
KG3	Bercak berwarna putih menyerupai kapas pada bagian daun/batang
KG4	Bercak berwarna coklat pada bagian pangkal batang/akar
KG5	Bercak cekung yang kering pada batang
KG6	Terjadi kelayuan pada tanaman yang sudah matang
KG7	Pembusukan pada akar/pangkal batang
KG8	Bercak kecil coklat kemerahan seperti karat
KG9	Biji matang lebih awal
KG10	Terdapat halo kuning
KG11	Daun gugur sebelum waktunya
KG12	Bercak seperti mata katak
KG13	Daun berlubang/sobek
KG14	Bercak abu-abu pada kulit biji
KG15	Bercak melingkar konsentris
KG16	Daun menguning

**Kode Gejala**

- KG17 Bercak bersudut dari kuning ke coklat
- KG18 Pusat bercak coklat tua/kehitaman
- KG19 Biji berkerut
- KG20 Bercak menyelubungi polong
- KG21 Bercak tidak beraturan seperti bisul
- KG22 Tepung putih pada daun
- KG23 Bintik kuning kehijauan → coklat
- KG24 Jaringan tertutup acervuli hitam
- KG25 Biji bermuda merah muda/ungu
- KG26 Bercak coklat tepi gelap
- KG27 Biji berwarna ungu
- KG28 Daun menunjukkan kekakuan ringan
- KG29 Bagian tulang daun memiliki warna hijau tua yang sedikit kekuningan
- KG30 Tanaman kerdil
- KG31 Daun mengalami keriting
- KG32 Daun melengkung ke arah bawah
- KG33 Pola berbintik mirip mosaik
- KG34 Daun mengecil
- KG35 Daun belang samar

Tabel 3. Representasi Pengetahuan Pakar (Mochammad Bachtiar Widya Nanda, 2020)

Kode Penyakit	Gejala (Kode)	Bobot
DP1	KG11, KG22	0,25; 1
DP2	KG25, KG26, KG27	1; 1; 1
DP3	KG10, KG13, KG21	0,5; 0,25; 1
DP4	KG2, KG6, KG7	0,25; 0,75; 0,25
DP5	KG31, KG33, KG34, KG35	0,25; 0,25; 0,75; 1
DP6	KG24	1
DP7	KG10, KG13, KG17, KG18, KG19, KG20	0,5; 0,25; 1; 1; 0,25; 0,75
DP8	KG1, KG2, KG3, KG4, KG5, KG7	0,25; 0,25; 0,5; 0,5; 0,75; 0,25
DP9	KG8, KG9, KG10, KG11	1; 0,75; 0,5; 0,25
DP10	KG28, KG29, KG30, KG31, KG32, KG33	0,75; 0,75; 0,75; 0,25; 1; 0,25
DP11	KG19, KG23	0,25; 1
DP12	KG1, KG2, KG3, KG4, KG7	0,25; 0,25; 0,5; 0,5; 0,25
DP13	KG10, KG11, KG13, KG15, KG16	0,5; 0,25; 0,25; 1; 0,75
DP14	KG12, KG13, KG14	1; 0,25; 1

**2.2 Praproses Data**

Setelah data dikumpulkan, Proses pra-pemrosesan data dilaksanakan untuk menjamin mutu data sebelum analisis lebih lanjut. Tahapan ini bertujuan untuk memastikan kualitas dan keseragaman data sebelum dilanjutkan ke tahap analisis. Salah satu langkah dalam proses ini adalah mengubah format nilai desimal dari menggunakan koma sebagai pemisah menjadi menggunakan titik sebagai pemisah (contohnya, mengonversi 0,25 menjadi 0.25). Pengisian nilai kosong dengan nol, serta penentuan label kelas berdasarkan nilai maksimum (argmax) dari setiap baris data. Tahap praproses ini sangat

penting karena kesalahan format atau data yang tidak lengkap dapat mempengaruhi kinerja model klasifikasi. Tabel 4 dan Tabel 5 masing-masing menunjukkan representasi pengetahuan pakar sebelum dan sesudah perbaikan.

Tabel 4. Representasi Pengetahuan Pakar sebelum perbaikan

Gejala	DP1	DP2	DP3	DP4	DP5	...	DP14
KG1	-	-	-	-	-	...	-
KG2	-	-	-	0,25	-	...	-
KG3	-	-	-	-	-	...	-
KG4	-	-	-	-	-	...	-
KG5	-	-	-	-	-	...	-
KG6	-	-	-	0,75	-	...	-
KG7	-	-	-	0,25	-	...	-
KG8	-	-	-	-	-	...	-
KG9	-	-	-	-	-	...	-
KG10	-	-	0,5	-	-	...	-
...	...	...	...	...	...	...	...
KG35	-	-	-	-	1	...	-

Tabel 5. Representasi Pengetahuan Pakar setelah perbaikan

Gejala	DP1	DP2	DP3	DP4	DP5	...	DP14
KG1	0	0	0	0	0	...	0
KG2	0	0	0	0,25	0	...	0
KG3	0	0	0	0	0	...	0
KG4	0	0	0	0	0	...	0
KG5	0	0	0	0	0	...	0
KG6	0	0	0	0,75	0	...	0
KG7	0	0	0	0,25	0	...	0
KG8	0	0	0	0	0	...	0
KG9	0	0	0	0	0	...	0
KG10	0	0	0,5	0	0	...	0
...	...	...	...	...	...	...	...
KG35	0	0	0	0	1	...	0

### 2.3 Normalisasi Data

Normalisasi dilaksanakan untuk menyelaraskan skala di antara berbagai fitur dengan menerapkan metode *Min-Max Scaling* dengan Persamaan (1) (Bukhari et al., 2025). Dengan teknik ini, nilai data ditransformasikan ke dalam rentang tertentu, umumnya antara 0 hingga 1. Proses ini diperlukan karena algoritma SVM sensitif terhadap perbedaan skala data, sehingga normalisasi dapat meningkatkan stabilitas model..

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Berdasarkan hasil normalisasi menggunakan metode Min-Max Scaling, diketahui bahwa sebagian besar nilai data sudah berada pada rentang 0 hingga 1 sebelum proses normalisasi dilakukan. Oleh karena itu, perubahan nilai setelah normalisasi tidak terlalu signifikan. Meskipun demikian, proses normalisasi tetap dilakukan untuk memastikan seluruh fitur memiliki skala yang seragam sehingga proses

pelatihan model SVM dapat berjalan lebih stabil dan konsisten.

### 2.4 Pembagian Data

Selanjutnya, kumpulan data yang telah melalui proses pemrosesan akan dibagi menjadi dua porsi terpisah: set data pelatihan dan set data pengujian. Set data pelatihan berfungsi sebagai dasar untuk membangun model, sementara set data pengujian digunakan untuk mengevaluasi efektivitas kinerja model yang telah dibangun. Pembagian ini umumnya dilakukan dengan perbandingan 80% untuk keperluan pelatihan dan 20% untuk keperluan pengujian.

Hal ini bertujuan supaya model tidak sekedar bekerja baik pada data pelatihan, tetapi juga memiliki kemampuan generalisasi terhadap data yang berbeda.

### 2.5 Klasifikasi Menggunakan SVM

Tahap utama dalam penelitian ini adalah proses klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Metode SVM bekerja dengan cara mengkonstruksi sebuah hyperplane yang optimal untuk mengklasifikasikan data ke dalam beberapa kategori. Untuk mengatasi data yang memiliki karakteristik non-linear, diterapkan fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF). Fungsi kernel ini memiliki kemampuan untuk memetakan data ke dalam ruang dimensi yang lebih tinggi, sehingga memungkinkan pemisahan data yang efektif dan optimal (Jabardi, 2025).

Secara matematis, fungsi keputusan pada SVM dapat dirumuskan pada Persamaan (2).

$$f(x) = w^T x + b \quad (2)$$

Untuk menangani data yang tidak linier, digunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) yang dirumuskan pada Persamaan (3).

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

Penggunaan kernel ini memungkinkan model dengan tujuan memetakan data ke ruang berdimensi lebih tinggi sehingga proses pemisahan menjadi lebih baik.

### 2.6 Optimasi Parameter Menggunakan PSO

Performa SVM sangat ditentukan oleh nilai parameter yang digunakan. khususnya nilai C dan gamma. Oleh karena itu, dilakukan optimasi parameter menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO).

PSO adalah teknik optimasi berbasis populasi yang meniru dinamika pergerakan kelompok (Aguerchi et al., 2024). Setiap partikel dalam populasi akan bergerak untuk mencari solusi terbaik

berdasarkan pengalaman individu dan global (Asif et al., 2024). Persamaan update kecepatan partikel ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$v_i^{t+1} = wv_i^t + c_1r_1(pbest_i - x_i^t) + c_2r_2(gbest - x_i^t) \quad (4)$$

Melalui proses iterasi, PSO akan menghasilkan kombinasi parameter terbaik yang meningkatkan akurasi klasifikasi.

### 2.7 Evaluasi Model

Penilaian dilaksanakan untuk mengukur performa model dengan memanfaatkan beberapa indikator kuantitatif. Indikator-indikator tersebut mencakup akurasi, presisi, perolehan kembali, dan skor-F1 yang berfungsi untuk menentukan tingkat keberhasilan model dalam mengkategorikan data uji dapat dihitung sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{FP + FNTP + TN} \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

*Precision* pada Persamaan (6) digunakan untuk melihat tingkat ketepatan model dalam melakukan prediksi terhadap suatu kelas. *Recall* ditunjukkan pada Persamaan (7) digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang sesuai dengan kelas sebenarnya. Sementara itu, Persamaan (8) *F1-Score* digunakan untuk melihat keseimbangan antara nilai *precision* dan *recall*.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menciptakan sebuah model untuk mengklasifikasikan penyakit pada tanaman kedelai dengan menerapkan teknik *Support Vector Machine* (SVM), yang disempurnakan melalui penggunaan *Particle Swarm Optimization* (PSO). berdasarkan data nilai kepercayaan gejala penyakit. Dataset yang digunakan terdiri dari 35 gejala yang direpresentasikan dalam bentuk nilai kepercayaan terhadap 14 jenis penyakit (P1–P14). Setiap data diubah menjadi vektor numerik, sedangkan kelas ditentukan berdasarkan nilai kepercayaan tertinggi pada masing-masing data.

Proses pelatihan dilakukan dengan memanfaatkan data training, sementara pengujian menggunakan data testing. Dalam penelitian ini, parameter SVM yang digunakan mencakup nilai C dan gamma, yang diperoleh melalui proses optimasi

menggunakan PSO. Berdasarkan hasil optimasi, diperoleh parameter terbaik seperti ditampilkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Parameter Optimal SVM + PSO

Parameter	Nilai
C	10
Gamma	0.01
Kernel	RBF

Model yang telah dibangun kemudian diuji untuk mengetahui tingkat kinerjanya. Ringkasan hasil evaluasi model tercantum pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Evaluasi Model

Metrik	SVM	SVM + PSO
<i>Accuracy</i>	85 %	92 %
<i>Precision</i>	83 %	90 %
<i>Recall</i>	82 %	91 %
<i>F1-Score</i>	82 %	90 %

Berdasarkan hasil pengujian, metode SVM memperoleh tingkat akurasi sebesar 85%. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode SVM tanpa optimasi masih memiliki beberapa keterbatasan dalam proses klasifikasi. Salah satu penyebabnya adalah pemilihan parameter yang belum optimal sehingga model belum mampu membentuk batas pemisah antar kelas secara maksimal. Selain itu, beberapa jenis penyakit tanaman kedelai memiliki gejala yang hampir serupa sehingga menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan pola data antar kelas. Kondisi tersebut menyebabkan masih adanya kesalahan klasifikasi pada beberapa data uji.

Metode SVM-PSO menghasilkan peningkatan *accuracy* sebesar 7% dibandingkan metode SVM tanpa optimasi. Penggunaan PSO terbukti mampu meningkatkan performa model SVM dalam proses identifikasi penyakit tanaman kedelai. Peningkatan tersebut terjadi karena PSO membantu mencari kombinasi parameter terbaik secara otomatis, khususnya parameter C dan gamma pada kernel RBF. Parameter tersebut memiliki pengaruh besar terhadap kemampuan model dalam memisahkan data antar kelas.

Pada SVM tanpa optimasi, parameter yang digunakan belum tentu sesuai dengan karakteristik data sehingga hasil klasifikasi masih kurang maksimal. Setelah dilakukan optimasi menggunakan PSO, model mampu menemukan parameter yang lebih sesuai dengan pola distribusi data. Hal ini membuat proses pembentukan *hyperplane* menjadi lebih optimal sehingga kesalahan klasifikasi dapat dikurangi.

Disamping itu, data penyakit tanaman kedelai memiliki beberapa gejala yang mirip antar kelas sehingga proses klasifikasi menjadi lebih kompleks. Dengan bantuan PSO, model SVM dapat menyesuaikan parameter secara lebih baik terhadap pola data yang ada. Kondisi ini menyebabkan nilai

accuracy, precision, recall, dan F1-Score mengalami peningkatan dibandingkan sebelum dilakukan optimasi.

Penggunaan data berbasis nilai kepercayaan memberikan kontribusi terhadap peningkatan kinerja model. Data tersebut merupakan representasi pengetahuan pakar yang telah diterjemahkan ke dalam bentuk numerik, sehingga mempermudah proses pembelajaran model. Hal ini berbeda dengan pendekatan berbasis citra yang memerlukan proses ekstraksi fitur yang lebih kompleks.

Hasil yang diperoleh pada penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya. Pemilihan parameter yang tepat sangat berpengaruh terhadap performa model klasifikasi. (Erwin & Engelbrecht, 2023) juga menunjukkan bahwa metode optimasi seperti PSO mampu meningkatkan efisiensi pencarian parameter optimal. Selain itu (Rodríguez-Pérez & Bajorath, 2022) menemukan bahwa kombinasi antara SVM dan teknik optimasi menghasilkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode tunggal.

Dari sisi implementasi, hasil penelitian ini memiliki implikasi yang penting dalam bidang pertanian, khususnya dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman kedelai secara otomatis. Model yang dihasilkan dapat berperan sebagai dasar pengembangan sistem pendukung keputusan yang membantu petani dalam proses identifikasi penyakit secara lebih efektif dan akurat. Selain itu, pendekatan ini juga dapat dikembangkan lebih lanjut untuk tanaman lain dengan menyesuaikan jenis gejala dan penyakit yang digunakan.

Meskipun demikian, penelitian memiliki beberapa kekurangan, di mana jumlah data yang digunakan masih terbatas dan belum mampu merepresentasikan kondisi sebenarnya di lapangan. Di samping itu, data yang digunakan berasal dari nilai kepercayaan yang ditentukan oleh pakar, sehingga terdapat potensi subjektivitas. Penelitian ini juga belum melakukan perbandingan dengan metode lain seperti Random Forest atau Neural Network, sehingga membuka kesempatan untuk pengembangan di masa mendatang.

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa optimasi parameter pada metode SVM dan PSO dapat meningkatkan tingkat akurasi dalam identifikasi penyakit tanaman kedelai. Pendekatan berbasis nilai kepercayaan yang digunakan juga terbukti efektif dalam mendukung proses klasifikasi, sehingga metode ini dapat dijadikan sebagai solusi alternatif dalam pengembangan sistem cerdas di bidang pertanian.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan Berdasarkan temuan studi yang telah dilaksanakan, dapat ditarik kesimpulan bahwa *Support Vector Machine* (SVM) yang telah dioptimalkan dengan *Particle Swarm Optimization* (PSO) berhasil meningkatkan kapasitas klasifikasi

dalam mengidentifikasi penyakit tanaman kedelai berdasarkan data nilai kepercayaan gejala. Penggunaan PSO terbukti efektif dalam menentukan parameter optimal SVM, khususnya nilai C dan gamma, sehingga menghasilkan model dengan tingkat yang lebih tinggi dibandingkan metode tanpa optimasi. Hasil pengujian menunjukkan adanya peningkatan performa yang signifikan, baik dari sisi accuracy, precision, maupun recall, yang menandakan bahwa pendekatan yang digunakan mampu memisahkan data antar kelas penyakit dengan lebih baik. Selain itu, penggunaan data berbasis nilai kepercayaan yang merepresentasikan pengetahuan pakar juga memberikan kontribusi terhadap efektivitas model dalam proses klasifikasi.

Meskipun demikian, Penelitian ini masih memiliki sejumlah keterbatasan yang memberikan peluang untuk pengembangan lebih lanjut. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan dataset yang lebih besar dan beragam agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik terhadap kondisi nyata di lapangan. Selain itu, studi berikutnya juga dapat membandingkan dengan metode klasifikasi lain seperti *Random Forest*, *Neural Network*, maupun *Deep Learning* guna menentukan metode yang paling optimal dalam proses identifikasi tanaman. Pengembangan sistem berbasis aplikasi atau integrasi dengan teknologi Internet of Things (IoT) juga menjadi peluang yang menarik agar model yang dihasilkan dapat diimplementasikan secara langsung oleh pengguna, khususnya petani. Oleh karena itu, diharapkan penelitian ini dapat memberikan sumbangsih sebagai landasan untuk pengembangan sistem cerdas dalam sektor pertanian yang memiliki tingkat akurasi, efisiensi, dan penerapan yang lebih baik.

#### Daftar Pustaka:

- Aguerchi, K., Jabrane, Y., Habba, M., & El Hassani, A. H. (2024). A CNN Hyperparameters Optimization Based on Particle Swarm Optimization for Mammography Breast Cancer Classification. *Journal of Imaging*, 10(2). <https://doi.org/10.3390/jimaging10020030>
- Asif, M., Amin, A., Jamil, U., Mahmood, A., Ahmed, U., Razzaq, S., & Mahdi, F. P. (2024). Combined emission economic dispatch using quantum-inspired particle swarm optimization and its variants. *Energy Exploration and Exploitation*, 42(5). <https://doi.org/10.1177/01445987241235419>
- Atfri Filaily, E. (2025). SISTEM PAKAR MENDIAGNOSA HAMA DAN PENYAKIT PADA KACANG KEDELAJ DENGAN MENGGUNAKAN METODE FORWARD CHAINING DAN CERTAINTY FACTOR. *Informatics and Digital Expert (INDEX)*, 7(1). <https://doi.org/10.36423/index.v7i1.2167>

- Bisri, A., Supardi, Heryatun, Y., Hunainah, & Navira, A. (2025). Educational data mining model using support vector machine for student academic performance evaluation. *Journal of Education and Learning*, 19(1). <https://doi.org/10.11591/edulearn.v19i1.21609>
- Bukhari, H., Basingab, M. S., Rizwan, A., Sánchez-Chero, M., Pavlatos, C., More, L. A. V., & Fotis, G. (2025). Sustainable green supply chain and logistics management using adaptive fuzzy-based particle swarm optimization. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 46. <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2025.101119>
- Elshewey, A. M., Shams, M. Y., El-Rashidy, N., Elhady, A. M., Shohieb, S. M., & Tarek, Z. (2023). Bayesian Optimization with Support Vector Machine Model for Parkinson Disease Classification. *Sensors*, 23(4). <https://doi.org/10.3390/s23042085>
- Erwin, K., & Engelbrecht, A. (2023). Multi-Guide Set-Based Particle Swarm Optimization for Multi-Objective Portfolio Optimization. *Algorithms*, 16(2). <https://doi.org/10.3390/a16020062>
- Guido, R., Ferrisi, S., Lofaro, D., & Conforti, D. (2024). An Overview on the Advancements of Support Vector Machine Models in Healthcare Applications: A Review. *Information (Switzerland)*, 15(4). <https://doi.org/10.3390/info15040235>
- Jabardi, M. (2025). Support Vector Machines: Theory, Algorithms, and Applications. *Infocommunications Journal*, 17(1). <https://doi.org/10.36244/ICJ.2025.1.8>
- Mochammad Bachtiar Widya Nanda. (2020). *ANALISA GEJALA PENYAKIT KEDELAI SEBAGAI DATA INPUT APLIKASI IDENTIFIKASI PENYAKIT TANAMAN KEDELAI*. <https://repository.ub.ac.id/id/eprint/181166/>
- Rodríguez-Pérez, R., & Bajorath, J. (2022). Evolution of Support Vector Machine and Regression Modeling in Chemoinformatics and Drug Discovery. *Journal of Computer-Aided Molecular Design*, 36(5). <https://doi.org/10.1007/s10822-022-00442-9>
- Rosid, D. F. N., & Purnomo, A. S. (2024). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Kedelai Hijau Menggunakan Metode Teorema Bayes. *IKRA-ITH Informatika: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 8(2). <https://doi.org/10.37817/ikraith-informatika.v8i2.2960>
- Susanto, L. A. (2023). PEMILIHAN HYPERPARAMETER PADA ALEXNET CNN UNTUK KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT KEDELAI. *INDEXIA*, 5(02). <https://doi.org/10.30587/indexia.v5i02.5508>
- Tanveer, M., Rajani, T., Rastogi, R., Shao, Y. H., & Ganaie, M. A. (2024). Comprehensive review on twin support vector machines. *Annals of Operations Research*, 339(3). <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04575-w>
- Vidyawati, S. V., & Masnillah, R. (2022). PENGARUH PENAMBAHAN PUPUK ORGANIK TERHADAP POPULASI *Bacillus* sp. UNTUK MENEKAN PERKEMBANGAN PENYAKIT KARAT DAUN PADA TANAMAN KEDELAI (*Glycine max* L.). *Berkala Ilmiah Pertanian*, 5(1). <https://doi.org/10.19184/bip.v5i1.29666>
- Wardana, R., Sjamsijah, N., & Putri, R. Y. P. (2022). Ketahanan Beberapa Genotipe Kedelai terhadap Penyakit Karat Daun (*Phakopsora pachyrizi*). *Agroteknika*, 5(1). <https://doi.org/10.55043/agroteknika.v5i1.135>
- Yan, J., Hu, G., Jia, H., Hussien, A. G., & Abualigah, L. (2025). GPSOM: group-based particle swarm optimization with multiple strategies for engineering applications. *Journal of Big Data*, 12(1). <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01140-7>

*Halaman ini sengaja dikosongkan*