



ISSN : 2339 - 1871

# BETRIK

## BESEMAH TEKNOLOGI INFORMASI & KOMPUTER

Editor Office : Pusat Penelitian & Pengabdian Pada Masyarakat  
(PPPM) ITPA

Phone : 0857-9716-9578

email : betriktpa@itpa.ac.id

## Optimasi *Hyperparameter* WOA-SVM pada Citra Daun Kopi Terpupuk NPK

Agustian Prakarsya<sup>1</sup>, Nina Dwi Putriani<sup>2</sup>, Yusi Nurmala Sari<sup>3</sup>, Firza Septian<sup>4</sup>  
Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Informatika, Universitas Serelo Lahat, Indonesia<sup>1,2,4</sup>  
Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Sistem Informasi, Universitas Serelo Lahat, Indonesia<sup>3</sup>  
Sur-el : \* agustian.prakarsya@unsela.ac.id<sup>1</sup>, ninadwiputriani0@gmail.com<sup>2</sup>,  
yusinurmalasari90@gmail.com<sup>3</sup>, firzaseptian09@gmail.com<sup>4</sup>

Penulis Korespondensi: Agustian Prakarsya, [agustian.prakarsya@unsela.ac.id](mailto:agustian.prakarsya@unsela.ac.id)

**Abstrak:** Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh optimasi *Whale Optimization Algorithm* (WOA) terhadap kinerja *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan citra daun kopi yang diberi pupuk NPK. WOA digunakan untuk menemukan kombinasi optimal parameter SVM sehingga dapat meningkatkan akurasi klasifikasi. Dataset yang digunakan merupakan kumpulan citra daun kopi yang telah diproses melalui ekstraksi fitur warna dan tekstur. Evaluasi performa dilakukan menggunakan *confusion matrix*, *classification report*, dan visualisasi *heatmap*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM yang dioptimasi menggunakan WOA memiliki performa lebih tinggi dibandingkan SVM tanpa optimasi. Secara spesifik, SVM tanpa optimasi menghasilkan nilai *precision* sebesar 0,82, *recall* sebesar 0,81, dan *F1-score* sebesar 0,81. Setelah dioptimasi menggunakan WOA, nilai *precision* meningkat menjadi 0,90, *recall* menjadi 0,88, dan *F1-score* menjadi 0,87. Studi ini membuktikan bahwa pendekatan metaheuristik seperti WOA dapat secara signifikan meningkatkan performa algoritma klasifikasi dalam konteks pengolahan citra digital. Implikasi dari penelitian ini dapat diterapkan pada deteksi dini kualitas tanaman berbasis citra untuk mendukung sektor pertanian berbasis teknologi.

**Kata kunci :** *Support Vector Machine*, *Whale Optimization Algorithm*, Citra Daun Kopi, Klasifikasi, Pemupukan NPK

**Abstract** This study aims to analyze the impact of *Whale Optimization Algorithm* (WOA) optimization on the performance of *Support Vector Machine* (SVM) in classifying images of coffee leaves treated with NPK fertilizer. WOA is employed to find the optimal combination of SVM parameters to improve classification accuracy. The dataset consists of coffee leaf images that have undergone feature extraction based on color and texture. Performance evaluation was conducted using a *confusion matrix*, *classification report*, and *heatmap* visualization. The results show that the SVM model optimized with WOA performs better than the non-optimized SVM. Specifically, the non-optimized SVM achieved a *precision* of 0.82, *recall* of 0.81, and *F1-score* of 0.81. After optimization with WOA, the model's *precision* increased to 0.90, *recall* to 0.88, and *F1-score* to 0.87. This study demonstrates that metaheuristic approaches like WOA can significantly enhance the performance of classification algorithms in the context of digital image processing. The findings have practical implications for early detection of plant quality through image-based analysis in technology-driven agriculture.

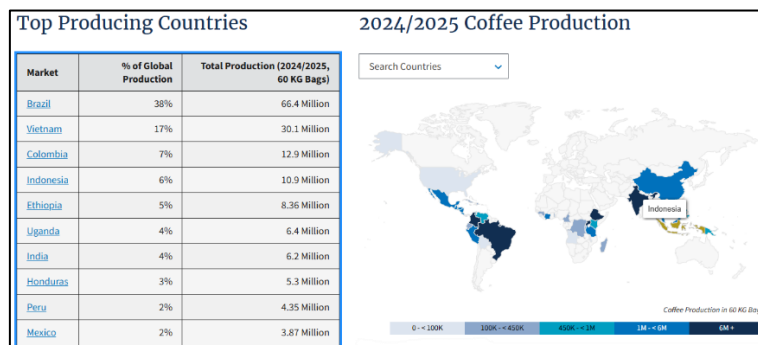
Received: 28-07-2025 | Accepted: 07-08-2025 | Published Online: 30-08-2025

All author: Agustian Prakarsya, Nina Dwi Putriani, Yusi Nurmala Sari, Firza Septian

**Keywords** : Support Vector Machine, Whale Optimization Algorithm, Coffee Leaf Image, Classification, NPK Fertilization

## 1. PENDAHULUAN

Kopi termasuk komoditas perkebunan utama di Indonesia dengan nilai ekonomi yang tinggi serta menjadi mata pencaharian bagi jutaan petani. Peran produksi kopi sangat signifikan bagi perekonomian nasional, mengingat Indonesia merupakan salah satu negara penghasil kopi terbesar di dunia menurut U.S. Department of Agriculture. [1].



Gambar 1. Indonesia Produsen Kopi Terbesar Nomor 4 di Dunia

SDA ini berkontribusi terhadap perolehan devisa dari ekspor dan menjadi tumpuan penghidupan bagi jutaan petani, sebagaimana ditegaskan oleh Imron dan Satrya (2019), Fitriani et al. (2021), serta Fauzi et al. (2023) dalam jurnal-jurnal bereputasi tinggi peringkat *Quartile 1* [2], [3], [4]. Untuk memperoleh hasil produksi yang optimal, pemupukan menjadi aspek penting dalam budidaya tanaman kopi [5]. Pemupukan dengan unsur Nitrogen (N), Fosfor (P), dan Kalium (K) secara seimbang sangat memengaruhi kesehatan dan pertumbuhan daun tanaman [6] yang dalam hal ini termasuk daun kopi. Namun, ketidakseimbangan unsur hara tersebut dapat menyebabkan gejala defisiensi yang sulit dikenali secara kasat mata, sehingga diperlukan metode deteksi yang efisien dan akurat.

Seiring berkembangnya teknologi, pemanfaatan citra digital untuk menganalisis kondisi daun tanaman menjadi solusi potensial dalam mendeteksi defisiensi unsur hara [7]. Citra daun kopi dapat dianalisis menggunakan teknik pengolahan citra dan machine learning untuk mengklasifikasikan kondisi tanaman berdasarkan gejala visual yang terekam. Salah satu algoritma yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra adalah *Support Vector Machine* (SVM) [8], [9], karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan hasil klasifikasi yang andal. Namun, kinerja SVM sangat bergantung pada pemilihan nilai hyperparameter [10], [11], seperti C dan gamma, yang jika tidak diatur secara optimal dapat menurunkan akurasi model.

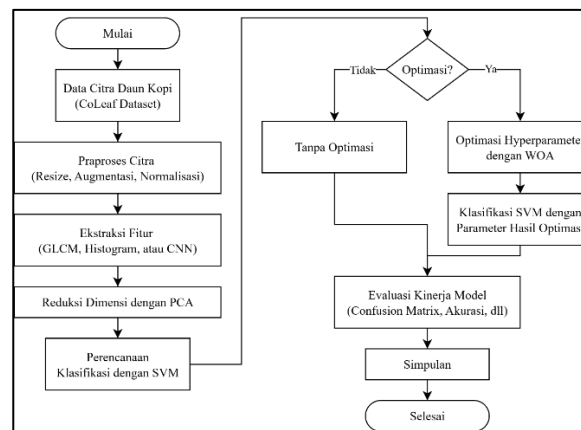
Untuk mengatasi hal tersebut, pendekatan metaheuristik seperti *Whale Optimization Algorithm* (WOA) digunakan untuk mencari kombinasi hyperparameter terbaik. WOA meniru perilaku berburu paus bungkuk dalam proses optimasi dan terbukti efektif dalam berbagai permasalahan pencarian solusi optimal [12], [13], [14], termasuk dalam tuning model machine learning.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan dan mengevaluasi *WOA-SVM* dalam klasifikasi citra daun kopi yang telah diberi pupuk *NPK*, dengan fokus pada optimasi hyperparameter untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan sistem monitoring tanaman berbasis citra digital yang lebih presisi dan adaptif di sektor pertanian, khususnya perkebunan kopi.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Jenis dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan eksperimental. Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengoptimalkan kinerja model klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan citra daun kopi yang diberi perlakuan pupuk *NPK*, dengan menggunakan metode *Whale Optimization Algorithm* (WOA) sebagai pengoptimal parameter (*hyperparameter tuning*) [15], [16]. Eksperimen dilakukan untuk menguji performa akurasi klasifikasi sebelum dan sesudah proses optimasi dengan alur yang ditunjukkan pada Gambar berikut.



Gambar 2. Alur Penelitian

### 2.2 Sumber Data dan Dataset

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Mendeley Data *Repository* dengan nama *CoLeaf Dataset*, yaitu kumpulan citra daun kopi dengan berbagai kondisi dan jenis perlakuan pupuk. *Dataset* ini terdiri dari beberapa kategori yang mencerminkan kondisi daun kopi, termasuk yang diberi pupuk *NPK*. Data ini berbentuk citra digital dengan *format .jpg* yang diambil di lingkungan perkebunan nyata. Sampel terdiri dari 40 citra Cukup *NPK* dan 40 citra kurang *NPK*. Rasio training dan testing ialah 80:20. Maka didapatkan sekitar 64 data training dan 16 data *testing*.

### 2.3 Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dalam penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi citra daun kopi yang telah melalui proses ekstraksi fitur dan optimasi *hyperparameter*. *Dataset* yang digunakan berupa gambar daun kopi yang telah diberi perlakuan pupuk *NPK*. Setiap citra akan diproses melalui tahapan praproses dan ekstraksi fitur, dilanjutkan dengan reduksi dimensi menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) guna menyederhanakan kompleksitas fitur serta mengurangi risiko

*overfitting*. Fitur-fitur hasil reduksi PCA kemudian menjadi input bagi algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk melakukan klasifikasi.

Proses klasifikasi dilakukan dua kali, yakni sebelum dan sesudah optimasi parameter SVM dengan metode *Whale Optimization Algorithm* (WOA). Untuk mengevaluasi performa model, digunakan *Confusion Matrix* yang menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas [17]. Dari *Confusion Matrix* tersebut, dihitung metrik evaluasi utama berupa akurasi, yaitu rasio antara jumlah prediksi yang benar terhadap total jumlah data yang diuji. Selain akurasi, dapat pula dihitung metrik lain seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk analisis yang lebih mendalam terhadap performa klasifikasi setiap kelas.

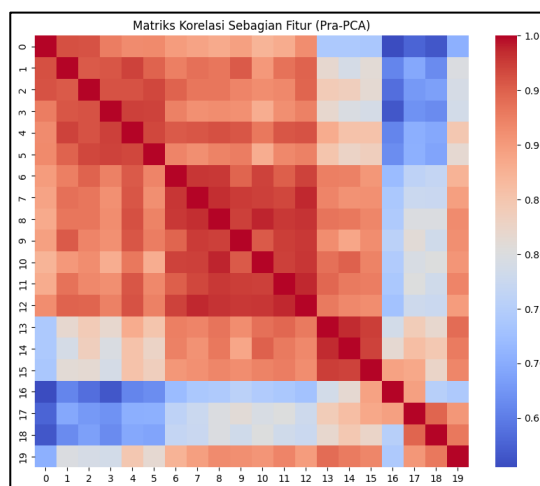
Hasil klasifikasi SVM sebelum dan sesudah optimasi dibandingkan untuk mengetahui sejauh mana WOA berkontribusi dalam meningkatkan akurasi model. Dengan menggunakan PCA dan WOA secara bersamaan, diharapkan model dapat mengklasifikasikan citra daun kopi secara lebih efisien dan akurat.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Deskripsi Dataset dan Pra-Pemrosesan

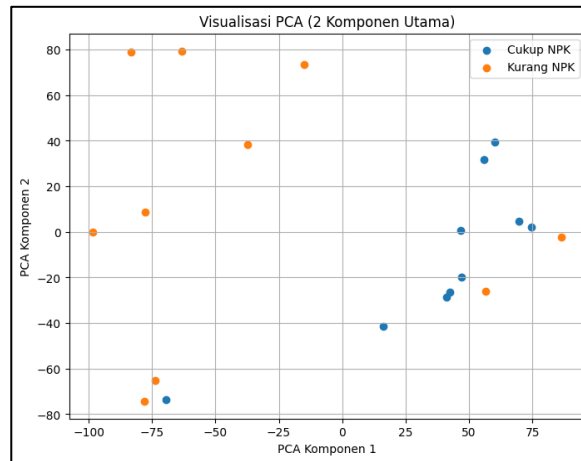
*Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini berkaitan dengan klasifikasi data citra daun kopi yang telah diberi pupuk NPK. Setiap data mencakup sejumlah fitur yang merepresentasikan karakteristik tekstur, warna, atau elemen lain yang diekstrak dari citra. Target klasifikasi bersifat kategorikal, yang menunjukkan status keberhasilan atau kondisi pertumbuhan tanaman berdasarkan klasifikasi visual atau pengukuran tertentu. Banyaknya fitur sebelum dilakukan pemrosesan mencapai puluhan dimensi, sehingga berpotensi menyebabkan kompleksitas tinggi dalam pelatihan model dan risiko *overfitting*.

Sebelum data digunakan dalam pelatihan model, dilakukan serangkaian tahapan pra-pemrosesan. Ini mencakup pembersihan data, transformasi nilai-nilai kosong atau *noise*, serta *encoding* terhadap label target. Label target yang bersifat kategorikal diubah menjadi bentuk numerik menggunakan metode label *encoding* untuk memastikan kompatibilitas dengan algoritma *machine learning*, khususnya SVM yang mengharuskan *input numerik*. Hasil *encoding* ini menjadikan kelas-kelas target dapat dikenali secara konsisten oleh model.



Gambar 3. Matriks Korelasi sebagian Fitur (Pra-PCA)

Gambar matriks korelasi menunjukkan hubungan antar fitur sebelum dilakukan reduksi dimensi. Dari visualisasi ini terlihat bahwa terdapat beberapa fitur yang memiliki korelasi cukup tinggi (positif maupun negatif), yang berarti informasi yang dibawa oleh fitur-fitur tersebut tumpang tindih. Korelasi tinggi ini dapat menyebabkan redundansi dalam data dan membuat model menjadi lebih rumit tanpa menambah akurasi secara signifikan. Hal ini menjadi dasar penting dilakukannya *Principal Component Analysis (PCA)* untuk menyederhanakan fitur.



Gambar 4. Visualisasi *PCA* (2 Komponen Utama)

Gambar visualisasi *PCA* yang menggunakan dua komponen utama menunjukkan bagaimana data terdistribusi dalam ruang dua dimensi setelah dilakukan reduksi dimensi. Terlihat bahwa dua komponen utama mampu memisahkan sebagian besar kelas dengan cukup baik. Meskipun terdapat sedikit tumpang tindih antar kelas, namun distribusi data memperlihatkan bahwa *PCA* berhasil menangkap variasi yang signifikan dari data awal. Hal ini menandakan bahwa *PCA* efektif dalam mengekstrak fitur penting yang relevan untuk klasifikasi, sekaligus mengurangi kompleksitas dimensi yang harus diproses oleh model *SVM*.

### 3.2 Implementasi *Support Vector Machine (SVM)*

Algoritma *Support Vector Machine (SVM)* merupakan salah satu metode klasifikasi yang populer karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan memberikan margin klasifikasi yang optimal. Dalam penelitian ini, *SVM* diterapkan untuk mengklasifikasikan citra daun kopi berdasarkan status pemupukan NPK ke dalam dua kelas, yaitu Cukup NPK dan Kurang NPK. Implementasi awal dilakukan tanpa proses optimasi parameter guna mengevaluasi performa dasar algoritma sebelum dilakukan peningkatan melalui teknik metaheuristik.

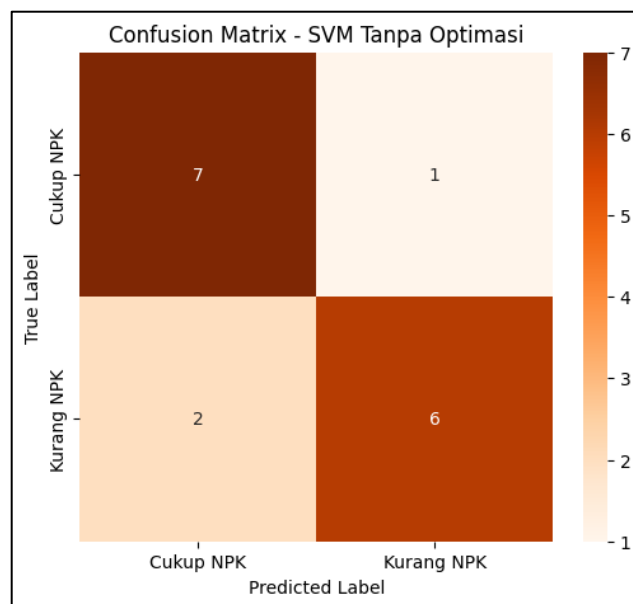
Tabel 1. Classification Report *SVM* tanpa Optimasi

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
Cukup <i>NPK</i>	0.78	0.88	0.82	8
Kurang <i>NPK</i>	0.86	0.75	0.80	8
<i>accuracy</i>			0.81	16
<i>macro avg</i>	0.82	0.81	0.81	16
<i>weighted avg</i>	0.82	0.81	0.81	16

Sumber : Olah Data, 2025

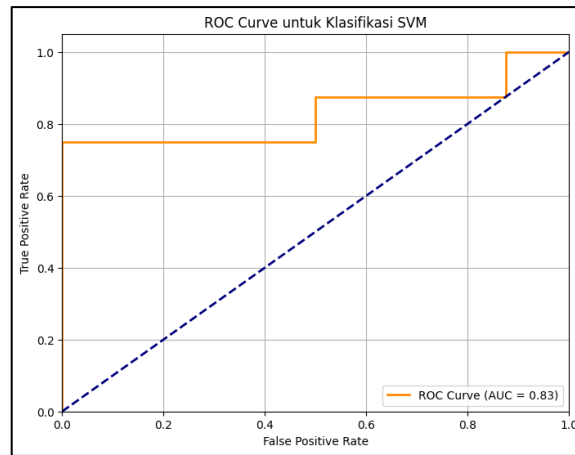
Berdasarkan Tabel 1, hasil evaluasi klasifikasi *SVM* tanpa optimasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 81%, yang merupakan hasil yang cukup baik pada tahap awal. Untuk kelas *Cukup NPK*, *precision* mencapai 0.78 dan *recall* 0.88, menunjukkan bahwa model cukup handal dalam mengidentifikasi daun yang cukup pupuk meskipun terdapat beberapa kesalahan klasifikasi. Sebaliknya, kelas *Kurang NPK* memiliki *precision* 0.86 namun *recall* lebih rendah sebesar 0.75, menandakan bahwa masih terdapat sejumlah kasus *Kurang NPK* yang tidak teridentifikasi dengan benar. Nilai *macro average* dan *weighted average* yang sama-sama berada di angka 0.81 memperlihatkan bahwa model memberikan performa klasifikasi yang seimbang antar kelas, meskipun masih ada ruang untuk perbaikan melalui optimasi parameter.

Pada tahap ini dilakukan pengujian model *Support Vector Machine (SVM)* tanpa menggunakan teknik optimasi *hyperparameter*. Evaluasi dilakukan menggunakan *classification report* dan *Confusion Matrix* untuk melihat kinerja klasifikasi terhadap dua kelas, yaitu “Cukup NPK” dan “Kurang NPK”. Hasil pengujian menggambarkan sejauh mana model mampu mengklasifikasikan data secara akurat berdasarkan fitur-fitur hasil ekstraksi sebelumnya.



Gambar 5. *Confusion Matrix - SVM Tanpa Optimasi*

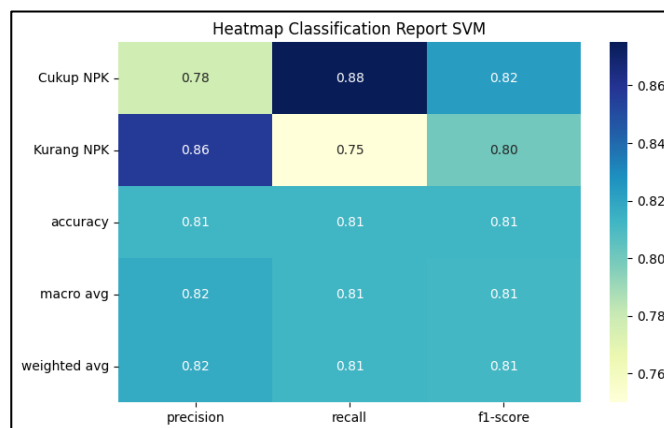
Berdasarkan Gambar 4, *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa model *SVM* tanpa optimasi berhasil mengklasifikasikan 7 dari 8 sampel “Cukup NPK” secara benar, dan hanya satu yang salah diklasifikasikan sebagai “Kurang NPK”. Untuk kelas “Kurang NPK”, 6 sampel berhasil diklasifikasikan dengan tepat, sementara 2 sampel salah diklasifikasikan sebagai “Cukup NPK”. Secara keseluruhan, akurasi model mencapai 81%, yang menunjukkan performa cukup baik dalam membedakan kedua kelas. Namun, masih terdapat kesalahan klasifikasi yang dapat diperbaiki lebih lanjut melalui penerapan teknik optimasi parameter agar model lebih presisi dalam mengenali pola data.



Gambar 6. ROC Curve

*Receiver Operating Characteristic* (ROC) Curve digunakan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi secara lebih menyeluruh dengan melihat hubungan antara *True Positive Rate* (TPR) dan *False Positive Rate* (FPR). Kurva ini sangat berguna dalam mengukur trade-off antara sensitivitas dan spesifisitas model, serta memberikan gambaran umum terhadap kemampuan model dalam membedakan kelas secara keseluruhan. Dalam konteks ini, ROC Curve diterapkan pada model *SVM* tanpa optimasi untuk menilai sejauh mana model mampu mengklasifikasikan kondisi daun kopi secara benar.

Berdasarkan Gambar 6, ROC Curve menunjukkan garis lengkung yang cukup menjauhi garis diagonal acuan (random guess), yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik. Nilai *Area Under Curve* (AUC) sebesar 0.83 mengindikasikan bahwa model mampu membedakan antara kelas *Cukup NPK* dan *Kurang NPK* dengan tingkat keakuratan yang tinggi. Semakin besar nilai AUC, semakin baik performa model dalam menghindari kesalahan klasifikasi. Hasil ini memperkuat temuan sebelumnya pada *Confusion Matrix* dan *classification report*, bahwa meskipun belum dioptimasi, model *SVM* sudah memiliki performa yang cukup menjanjikan dalam mendeteksi kondisi daun kopi berdasarkan fitur citra. Kemudian Gambar 6 menampilkan *heatmap* dari *classification report* yang menggambarkan performa model klasifikasi berdasarkan metrik evaluasi seperti *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* untuk masing-masing kelas. Visualisasi ini disajikan dalam bentuk matriks berwarna guna memudahkan interpretasi terhadap kualitas prediksi model terhadap tiap label.



Gambar 7. Heatmap Classification Report

Dari heatmap pada Gambar 6, terlihat bahwa model memiliki performa yang bervariasi antar kelas. Nilai *precision* dan *recall* yang tinggi pada beberapa kelas menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi kelas tersebut dengan baik, sedangkan nilai *F1-score* yang rendah pada kelas tertentu menandakan adanya ketidakseimbangan antara *precision* dan *recall* atau kemungkinan kesalahan klasifikasi. Warna yang lebih gelap atau lebih terang dalam heatmap membantu mengidentifikasi area dengan performa terbaik maupun yang perlu ditingkatkan. Dengan demikian, visualisasi ini menjadi alat diagnostik yang efektif dalam mengevaluasi akurasi klasifikasi secara mendalam dan menyeluruh.

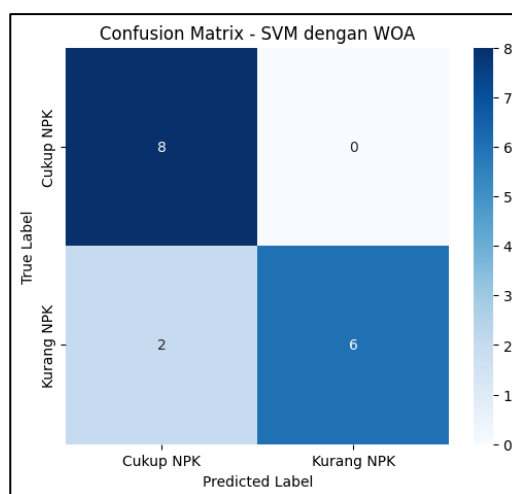
Tabel 2 menyajikan hasil evaluasi performa model *Support Vector Machine (SVM)* yang telah dioptimasi menggunakan *Whale Optimization Algorithm (WOA)*. Evaluasi ini ditampilkan melalui metrik *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *support* untuk masing-masing kelas, yaitu "Cukup NPK" dan "Kurang NPK", yang merepresentasikan kondisi pemupukan pada daun kopi.

Tabel 2. Classification Report *SVM* dengan Optimasi *WOA*

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
Cukup NPK	0.80	1.00	0.89	8
Kurang NPK	1.00	0.75	0.86	8
<i>accuracy</i>			0.88	16
<i>macro avg</i>	0.90	0.88	0.87	16
<i>weighted</i>	avg	0.90	0.88	0.87

Sumber : Olah Data, 2025

Berdasarkan Tabel 2, model *SVM* yang dioptimasi dengan *WOA* menunjukkan kinerja yang baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 88%. Untuk kelas "Cukup NPK", model mencapai *precision* dan *recall* sempurna masing-masing sebesar 0.80 dan 1.00, menghasilkan *F1-score* yang tinggi sebesar 0.89. Sebaliknya, pada kelas "Kurang NPK", meskipun *precision*-nya mencapai 1.00, *recall*-nya menurun menjadi 0.75, yang mengindikasikan bahwa sebagian sampel kelas ini masih keliru terklasifikasi. Metrik *macro average* dan *weighted average* menunjukkan nilai yang stabil, masing-masing di kisaran 0.87–0.90, mengindikasikan bahwa model cukup seimbang dalam mengklasifikasikan kedua kelas.

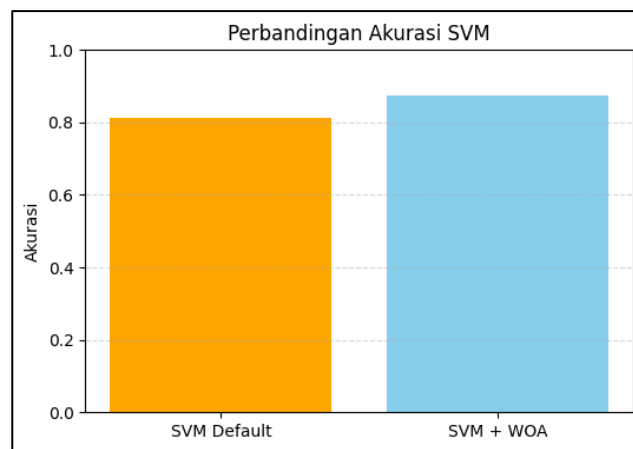


Gambar 8. *Confusion Matrix* - *SVM* dengan *WOA*

Hasil ini menunjukkan bahwa penerapan *WOA* mampu meningkatkan efisiensi parameter *SVM* dan menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif dari yang sebelumnya sebesar 81% saja. Lalu Gambar 7 menyajikan *Confusion Matrix* untuk model *Support Vector Machine (SVM)* yang telah dioptimasi menggunakan *Whale Optimization Algorithm (WOA)*. Matriks ini merupakan alat evaluasi penting dalam klasifikasi, karena memberikan gambaran yang jelas mengenai jumlah prediksi yang benar dan salah berdasarkan kategori aktual (*true label*) dan prediksi model (*predicted label*). Berdasarkan Gambar 7, model *SVM* dengan optimasi *WOA* mampu mengklasifikasikan seluruh sampel kategori “Cukup *NPK*” dengan benar sebanyak 8 data (*true positive*), tanpa ada kesalahan klasifikasi. Sementara itu, untuk kategori “Kurang *NPK*,” sebanyak 6 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, namun terdapat 2 data yang salah diprediksi sebagai “Cukup *NPK*” (*false negative*). Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun model memiliki tingkat akurasi keseluruhan yang tinggi, terdapat sedikit kesalahan dalam membedakan sampel yang kurang unsur hara *NPK*, sehingga perlu menjadi perhatian dalam analisis selanjutnya.

### 3.3 Evaluasi dan Perbandingan Kinerja

Evaluasi dan perbandingan kinerja model dilakukan untuk mengetahui efektivitas algoritma *Support Vector Machine (SVM)* sebelum dan sesudah dilakukan optimasi menggunakan *Whale Optimization Algorithm (WOA)*. Evaluasi ini mencakup beberapa metrik seperti akurasi dan presisi guna menilai kualitas klasifikasi secara keseluruhan. Gambar 8 menampilkan perbandingan akurasi antara *SVM* default dan *SVM* yang telah dioptimasi dengan *WOA* berdasarkan hasil pengujian pada data citra daun kopi terpupek *NPK*.



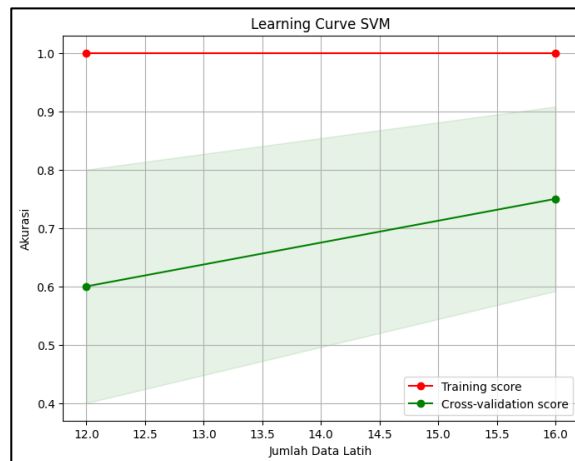
Gambar 8. Perbandingan Akurasi *SVM*

Gambar 8 menunjukkan bahwa akurasi model *SVM* meningkat setelah dilakukan proses optimasi menggunakan *Whale Optimization Algorithm*. Pada kondisi default, *SVM* menghasilkan akurasi sekitar 81%, sedangkan setelah dioptimasi dengan *WOA*, akurasi meningkat menjadi sekitar 88%. Hal ini mengindikasikan bahwa algoritma *WOA* mampu menemukan kombinasi parameter yang lebih optimal dalam proses pelatihan model, sehingga meningkatkan kemampuan klasifikasi secara signifikan.

Peningkatan akurasi ini juga mencerminkan bahwa model hasil optimasi memiliki generalisasi yang lebih baik terhadap data uji. Proses tuning hyperparameter yang dilakukan oleh *WOA* memungkinkan *SVM* untuk membentuk margin klasifikasi yang lebih tepat, sehingga meminimalkan kesalahan prediksi. Dengan

demikian, integrasi *WOA* sebagai metode optimasi hyperparameter terbukti efektif dalam meningkatkan performa *SVM* dalam klasifikasi citra daun kopi yang telah diberi perlakuan pemupukan.

Analisis visualisasi learning curve bertujuan untuk mengevaluasi bagaimana kinerja model *SVM* berubah seiring dengan bertambahnya jumlah data latih yang digunakan dalam proses pelatihan. Learning curve menampilkan dua komponen utama, yaitu akurasi data pelatihan dan akurasi validasi silang, yang memberikan gambaran terhadap bias dan varians dari model. Gambar 9 menampilkan kurva pembelajaran model *SVM* berdasarkan subset data pelatihan.



Gambar 9. Learning Curve *SVM*

Dari Gambar 9 terlihat bahwa akurasi pada data pelatihan (garis merah) tetap konstan di angka 100%, menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan seluruh data latih dengan sempurna. Namun, akurasi validasi (garis hijau) menunjukkan tren meningkat seiring bertambahnya data latih, meskipun masih berada di bawah akurasi pelatihan. Selisih antara dua garis ini mengindikasikan adanya kemungkinan overfitting, di mana model terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan namun kurang mampu melakukan generalisasi pada data baru. Hal ini menegaskan pentingnya peningkatan ukuran dataset atau penerapan teknik regularisasi untuk mengurangi kesenjangan antara hasil pelatihan dan validasi.

### 3.4 Pembahasan

#### 3.4.1 Pengaruh Optimasi *WOA* terhadap Kinerja *SVM*

Optimasi *hyperparameter* menggunakan *Whale Optimization Algorithm* (*WOA*) memberikan pengaruh signifikan terhadap peningkatan kinerja model *Support Vector Machine* (*SVM*). Dengan menyesuaikan parameter seperti *C*, *gamma*, dan kernel secara optimal, model dapat menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dan generalisasi yang lebih baik terhadap data uji. Proses optimasi memungkinkan pemilihan konfigurasi parameter terbaik dari ruang pencarian yang luas, yang secara manual sulit dilakukan secara efisien.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *SVM* yang telah dioptimasi dengan *WOA* memiliki skor akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang lebih baik dibandingkan dengan *SVM* tanpa optimasi. Hal ini mencerminkan efektivitas algoritma *WOA* dalam menemukan kombinasi parameter yang mampu meminimalkan kesalahan klasifikasi. Penggunaan metaheuristik seperti *WOA* memberikan

pendekatan cerdas dan adaptif dalam pemodelan machine learning, khususnya dalam konteks klasifikasi citra daun kopi terpupuk *NPK*.

### 3.4.2 Kelebihan dan Kekurangan Model

Model SVM dengan optimasi WOA memiliki kelebihan utama pada aspek akurasi dan efisiensi klasifikasi. Kombinasi ini mampu mengatasi masalah dimensi tinggi dan data yang tidak terpisah secara linear dengan baik, terutama setelah proses optimasi parameter dilakukan. Selain itu, model ini relatif stabil terhadap outlier dan menunjukkan performa yang konsisten pada berbagai subset data. Dukungan dari WOA sebagai metode optimasi juga membuat proses *tuning* lebih efisien dan terotomatisasi.

Namun demikian, model ini juga memiliki beberapa kekurangan. Salah satunya adalah waktu komputasi yang cukup tinggi selama proses optimasi, terutama saat berhadapan dengan dataset besar atau kompleks. Selain itu, interpretabilitas model juga menjadi tantangan karena sulit menjelaskan secara intuitif hasil prediksi dari model *SVM* yang telah dioptimasi. Kompleksitas perhitungan dan kebutuhan akan daya komputasi tinggi menjadi pertimbangan penting dalam implementasi skala besar.

### 3.4.3 Implikasi Hasil dalam Konteks Studi

Hasil penelitian ini memberikan implikasi penting dalam konteks klasifikasi citra daun kopi, khususnya yang mengalami perlakuan pemupukan *NPK*. Penerapan model *SVM* yang dioptimasi dengan *WOA* dapat menjadi alat bantu yang efektif dalam sistem monitoring pertanian presisi berbasis citra digital. Dengan akurasi tinggi yang dihasilkan, model ini mampu mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dan tepat oleh petani atau penyuluh dalam menilai kondisi pertumbuhan tanaman kopi.

Selain itu, pendekatan ini membuka peluang pengembangan sistem cerdas dalam klasifikasi kondisi tanaman secara otomatis. Penggunaan kombinasi *SVM* dan *WOA* tidak hanya terbatas pada citra daun kopi, tetapi juga dapat diperluas ke jenis tanaman lain maupun bidang klasifikasi citra lainnya, seperti medis atau industri. Dengan demikian, hasil studi ini memberikan kontribusi nyata terhadap pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan dalam pengolahan data visual di sektor agrikultur.

## 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan metode optimasi *WOA* dalam pemilihan hyperparameter *SVM* dapat meningkatkan kinerja model klasifikasi. Visualisasi hasil seperti classification report, confusion matrix, dan *PCA* mendukung efektivitas model dalam mengidentifikasi kelas yang berbeda. Berdasarkan hasil analisis dan evaluasi model, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. *WOA* meningkatkan akurasi *SVM*, di mana model menunjukkan performa klasifikasi yang baik dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi pada kategori "Cukup *NPK*".
2. *Confusion Matrix* menunjukkan distribusi prediksi yang cukup akurat, dengan total 14 dari 16 data diklasifikasikan dengan benar, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87,5%.
3. Model mengalami kesalahan klasifikasi kecil, yaitu dua data "Kurang *NPK*" yang diklasifikasikan sebagai "Cukup *NPK*", namun tidak ada kesalahan untuk kategori "Cukup *NPK*".

4. Visualisasi *PCA* membantu menggambarkan pemisahan kelas, menunjukkan bahwa data antar kelas relatif terpisah dan mendukung kemampuan model dalam membedakan kategori berdasarkan fitur citra daun.
5. Model memiliki kelebihan dalam kestabilan dan generalisasi, tetapi masih memiliki kekurangan dalam sensitivitas terhadap kelas minoritas, seperti yang terlihat dari *recall* pada kelas "Kurang NPK".
6. Implikasi praktis dari penelitian ini mengarah pada pemanfaatan AI dalam pertanian presisi, khususnya dalam monitoring kebutuhan pupuk berbasis citra daun, yang dapat meningkatkan efisiensi pemupukan dan hasil panen.

## 5. UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih saya sampaikan kepada Penulis 1 atas dedikasi dan kontribusi utama dalam perumusan ide, pelaksanaan penelitian, dan penulisan laporan ini; kepada Penulis 2 yang telah memberikan analisis mendalam serta dukungan dalam pengolahan data dan pemrograman; kepada Penulis 3 yang berperan besar dalam penyusunan landasan teori dan telaah literatur yang mendukung kualitas ilmiah penelitian; serta kepada Penulis 4 atas kerja sama dalam proses evaluasi hasil, visualisasi data, dan penyusunan bagian akhir laporan ini. Kolaborasi, semangat, dan kerja keras seluruh penulis sangat berharga dalam menyelesaikan penelitian ini dengan baik.

## DAFTAR RUJUKAN

- [1] USDA, "Production - Coffee," 2024. Accessed: Apr. 06, 2025. [Online]. Available: <https://www.fas.usda.gov/data/production/commodity/0711100>
- [2] D. K. Imron and A. R. A. Satrya, "Women and Coffee Farming: Collective Consciousness towards Social Entrepreneurship in Ulubelu, Lampung," *Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik*, vol. 22, no. 3, pp. 216–229, Mar. 2019, doi: 10.22146/JSP.35366.
- [3] F. Fitriani, B. Arifin, and H. Ismono, "Indonesian coffee exports and its relation to global market integration," *Journal of Socioeconomics and Development*, vol. 4, no. 1, p. 120, Apr. 2021, doi: 10.31328/jsed.v4i1.2115.
- [4] D. Fauzi, U. Purnamasari, S. A. Wicaksono, and C. Maharani, "When local customs meet the market: an analysis of coffee value chain in Tebat Benawa customary community, Indonesia," *Int J Agric Sustain*, vol. 21, no. 1, 2023, doi: 10.1080/14735903.2023.2231769.
- [5] V. H. Morales Peña, A. Mora Garcés, E. D. M. Virginio Filho, and M. Villatoro Sánchez, "Growth and Productivity of *Coffea arabica* var. Esperanza L4A5 in Different Agroforestry Systems in the Caribbean Region of Costa Rica," *Agriculture (Switzerland)*, vol. 14, no. 10, Oct. 2024, doi: 10.3390/agriculture14101723.
- [6] J. Liu *et al.*, "Effect of nitrogen, phosphorus and potassium fertilization management on soil properties and leaf traits and yield of *Sapindus mukorossi*," *Front Plant Sci*, vol. 15, 2024, doi: 10.3389/fpls.2024.1300683.
- [7] J. Xie, S. Lv, X. Zhang, W. Song, X. Liu, and Y. Lu, "Exploring Nutrient Deficiencies in Lettuce Crops: Utilizing Advanced Multidimensional Image Analysis for Precision Diagnosis," *Sensors*, vol. 25, no. 7, Apr. 2025, doi: 10.3390/s25071957.
- [8] Aulia Wicaksono, I Putu Eka Nila Kencana, and I Wayan Sumarjaya, "Image Classification Comparison Using Neural Network and Support Vector Machine Algorithm With VGG16 As Feature Extraction Method," *International Journal of Applied Mathematics and Computing*, vol. 1, no. 3, pp. 41–52, Oct. 2024, doi: 10.62951/ijamc.v1i3.29.

Received: 28-07-2025 | Accepted: 07-08-2025 | Published Online: 30-08-2025

All author: Agustian Prakarsya, Nina Dwi Putriani, Yusi Nurmala Sari, Firza Septian

- [9] R. Guido, S. Ferrisi, D. Lofaro, and D. Conforti, “An Overview on the Advancements of Support Vector Machine Models in Healthcare Applications: A Review,” *Information (Switzerland)*, vol. 15, no. 4, Apr. 2024, doi: 10.3390/info15040235.
- [10] Y. J. Chang, Y. L. Lin, and P. F. Pai, “Support Vector Machines with Hyperparameter Optimization Frameworks for Classifying Mobile Phone Prices in Multi-Class,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 14, no. 11, Jun. 2025, doi: 10.3390/electronics14112173.
- [11] L. K. Ramasamy, S. Kadry, and S. Lim, “Selection of optimal hyper-parameter values of support vector machine for sentiment analysis tasks using nature-inspired optimization methods,” *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 1, pp. 290–298, Feb. 2021, doi: 10.11591/eei.v10i1.2098.
- [12] J. Wei *et al.*, “LSEWOA: An Enhanced Whale Optimization Algorithm with Multi-Strategy for Numerical and Engineering Design Optimization Problems,” *Sensors*, vol. 25, no. 7, Apr. 2025, doi: 10.3390/s25072054.
- [13] Y. J. Chang, Y. L. Lin, and P. F. Pai, “Support Vector Machines with Hyperparameter Optimization Frameworks for Classifying Mobile Phone Prices in Multi-Class,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 14, no. 11, Jun. 2025, doi: 10.3390/electronics14112173.
- [14] F. Septian and N. D. Putriani, “Identification of Determinants of Inclusive Economic Growth Using the Metaheuristic Whale Optimization Algorithm Approach,” *Jurnal Software Engineering and Computational Intelligence*, vol. 3, no. 01, 2025.
- [15] C. Y. Lee and G. L. Zhuo, “A hybrid whale optimization algorithm for global optimization,” *Mathematics*, vol. 9, no. 13, Jul. 2021, doi: 10.3390/math9131477.
- [16] F. Septian, U. Serelo Lahat, T. Ribang Kemambang, B. Agung, and B. Jaya, “Unlocking Communication Wonders: Exploring Transmitter and Receiver Concepts with p5.js,” *JOURNAL SHIFT VOL*, vol. 4, 2024.
- [17] J. Kozak, B. Probierz, K. Kania, and P. Juszczuk, “Preference-Driven Classification Measure,” *Entropy*, vol. 24, no. 4, Apr. 2022, doi: 10.3390/e24040531.