



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

Prediktor NPK Berbasis AI untuk Budidaya Kopi dengan *Whale Optimization Algorithm*

Firza Septian¹, Agustian Prakarsya²

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Informatika, Universitas Serelo Lahat,
Lahat, Indonesia^{1,2}

Sur-el : * firzaseptian@unsela.ac.id¹, agustian.prakarsya@gmail.com²

Penulis Korespondensi: Firza Septian, firzaseptian@unsela.ac.id

Abstrak: Kopi merupakan salah satu komoditas unggulan Indonesia, namun produktivitasnya masih terkendala oleh ketidaktepatan pemupukan, khususnya dalam menentukan kebutuhan nitrogen (N), fosfor (P), dan kalium (K). Ketergantungan pada analisis tanah dan daun secara konvensional menimbulkan permasalahan biaya, waktu, serta keterbatasan akses bagi petani skala kecil. Oleh karena itu, diperlukan metode yang cepat, akurat, dan praktis untuk menilai kecukupan hara tanaman secara langsung di lapangan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan prediktor kecukupan NPK berbasis kecerdasan buatan (AI) yang mampu mengklasifikasikan status nutrisi daun kopi secara otomatis. Sistem yang dirancang menggabungkan metode computer vision dan algoritma optimasi metaheuristik. Sebanyak 12.000 citra daun kopi digunakan dan dikategorikan menjadi Defisien, Cukup, dan Berlebih. Proses dilakukan melalui tahapan pra-pemrosesan (resize, grayscale, HSV, normalisasi), ekstraksi fitur menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG) dan HSV Color Histogram, kemudian klasifikasi dengan Support Vector Machine (SVM) yang dioptimalkan Whale Optimization Algorithm (WOA). Hasil penelitian menunjukkan akurasi lebih dari 97%, dengan performa terbaik pada pengenalan kelas Defisien dan Cukup, sedangkan sebagian kesalahan terjadi pada kelas Berlebih karena kemiripan visual daun. Evaluasi model melalui confusion matrix, learning curve, dan visualisasi PCA memperlihatkan konvergensi yang baik dan generalisasi yang stabil. Temuan ini mengonfirmasi potensi teknologi AI dalam mendukung pertanian presisi dan praktik pemupukan berkelanjutan pada budidaya kopi.

Kata kunci : *Computer Vision dalam Pertanian, NPKin Aja, Prediksi Defisiensi Nutrisi NPK, Support Vector Machine, Whale Optimization Algorithm*

Abstract Coffee is one of Indonesia's leading agricultural commodities, yet its productivity remains constrained by improper fertilization, particularly in determining adequate levels of nitrogen (N), phosphorus (P), and potassium (K). Reliance on conventional soil and leaf analysis poses challenges in terms of cost, processing time, and limited accessibility for smallholder farmers. Therefore, a fast, accurate, and practical approach is urgently needed to assess plant nutrient sufficiency directly in the field. This study aims to develop an AI-based NPK sufficiency predictor capable of automatically classifying the nutrient status of coffee leaves. The proposed system integrates computer vision techniques and a metaheuristic optimization algorithm. A total of 12,000 coffee leaf images were utilized and categorized into three classes: Deficient, Sufficient, and Excessive. The workflow includes image preprocessing (resizing, grayscale conversion, HSV transformation, and normalization), feature extraction using Histogram of Oriented Gradients (HOG) and HSV Color Histogram, followed by classification using Support Vector Machine

Received: 11-11-2025 | Accepted: 04-12-2025 | Published Online: 30-12-2025

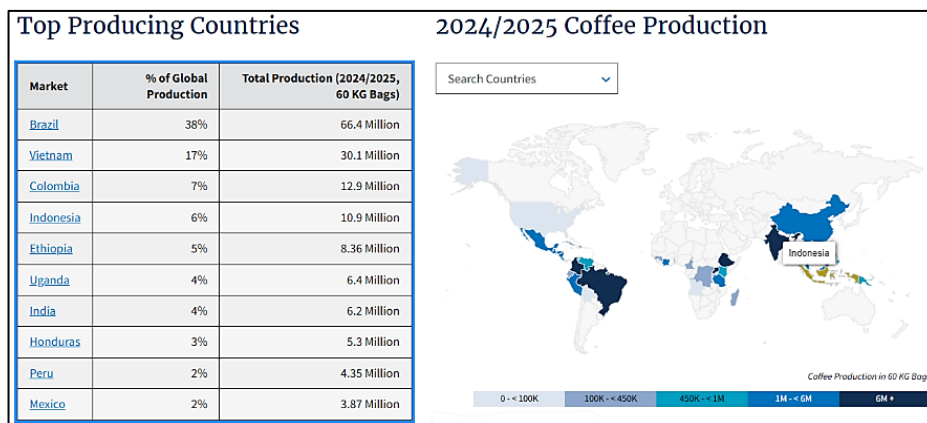
All author: Firza Septian, Agustian Prakarsya

(SVM) optimized with the Whale Optimization Algorithm (WOA). Experimental results demonstrate an accuracy exceeding 97%, with the strongest performance in identifying Deficient and Sufficient classes, while most misclassifications occurred in the Excessive class due to visual similarities. Model performance was validated using a confusion matrix, learning curve, and PCA visualization, all indicating efficient convergence and stable generalization. These findings highlight the significant potential of AI-driven systems to enhance precision agriculture and enable sustainable fertilization practices in coffee cultivation.

Keywords: Computer Vision in Agriculture, NPK Nutrient Deficiency Prediction, NPKin Aja, Support Vector Machine, Whale Optimization Algorithm

1. PENDAHULUAN

Kopi merupakan salah satu komoditas tropis dengan tingkat budidaya tertinggi dan menjadi sumber penghidupan utama bagi petani di berbagai negara [1], [2]. Indonesia sendiri termasuk produsen kopi terbesar di dunia menurut U.S. Department of Agriculture [3], sehingga sektor ini memiliki kontribusi signifikan terhadap ekspor dan kesejahteraan jutaan petani, sebagaimana ditegaskan dalam beberapa penelitian bereputasi tinggi oleh Imron dan Satrya (2019), Fitriani et al. (2021), serta Fauzi et al. (2023) [4], [5], [6]. Produktivitas kopi dipengaruhi oleh kecukupan pemupukan, baik pupuk kompos, organik, maupun organo-mineral [7]. namun penentuan dosis yang tepat masih menjadi kendala utama bagi petani menurut Hasibuan et al. (2022)[8].



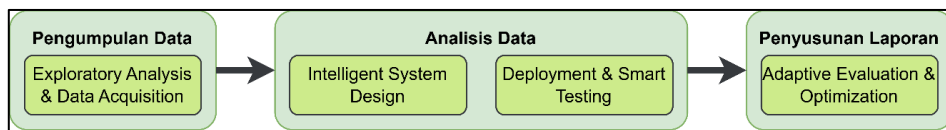
Gambar 1. Indonesia menempati peringkat keempat sebagai produsen kopi terbesar di dunia

Salah satu tantangan utama dalam produksi kopi adalah memastikan pengelolaan nutrisi yang tepat, khususnya pemupukan Nitrogen (N), Fosfor (P), dan Kalium (K) atau NPK [9]. Kesalahan pemupukan dapat menyebabkan pemborosan maupun penurunan produktivitas tanaman [10]. Metode konvensional seperti analisis tanah dan inspeksi manual memang akurat, namun membutuhkan biaya dan waktu yang besar serta kurang praktis bagi petani kecil [11], [12]. Oleh karena itu, diperlukan metode otomatis yang ekonomis dan mudah diterapkan untuk memprediksi kecukupan pupuk NPK secara langsung melalui daun tanaman, terutama dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan (AI) [13]. Kemajuan dalam computer vision memungkinkan diagnosis defisiensi nutrisi melalui ciri tekstur dan warna daun menggunakan ekstraksi fitur seperti Color Histogram dan Histogram of Oriented Gradients (HOG) [14], [15]. Support Vector Machine (SVM) sering dipilih untuk klasifikasi karena kemampuannya menangani data berdimensi tinggi [16]. Performanya sangat dipengaruhi oleh pemilihan hiperparameter [17].

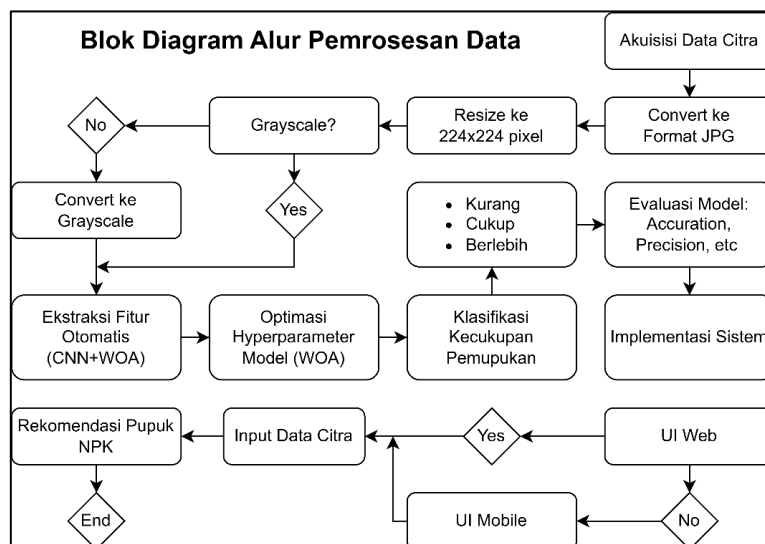
Metaheuristic optimization, seperti Whale Optimization Algorithm (WOA), telah terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja model machine learning dan identifikasi citra [18], [19], [20]. Kombinasi SVM dan WOA menjadi solusi yang semakin relevan karena mampu mengoptimalkan akurasi klasifikasi sekaligus menjaga efisiensi sistem untuk aplikasi pertanian di lapangan. Sejauh pengetahuan penulis, belum ada penelitian yang secara khusus menerapkan kombinasi SVM teroptimasi WOA dengan ekstraksi fitur untuk menentukan kecukupan NPK pada tanaman kopi. Penelitian ini mengusulkan sistem prediksi hibrida yang mampu mengklasifikasikan daun kopi ke dalam kategori Kekurangan, Cukup, dan Kelebihan NPK secara end-to-end, sebagai kontribusi nyata untuk mendukung pertanian presisi dan budidaya kopi berkelanjutan.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengembangkan prediktor berbasis kecerdasan buatan (AI) untuk menilai kecukupan pupuk NPK pada tanaman kopi dengan menggunakan metodologi eksperimental yang menggabungkan penglihatan komputer, pembelajaran mesin, dan optimasi metaheuristik. Gambaran kerangka metodologi penelitian ditunjukkan pada Gambar 2 sedangkan Blok Diagram Alur Pemrosesan Data ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 2. Kerangka Metodologi Penelitian



Gambar 3. Blok Diagram Alur Pemrosesan Data

2.1 Pengumpulan Dataset

Berdasarkan kelas yang telah ditentukan, dataset disusun ke dalam folder terpisah untuk memudahkan proses pelabelan dan pemodelan. Untuk memastikan ketahanan dan keakuratan model, citra dikumpulkan dalam berbagai kondisi lingkungan alami. Dataset mencakup 12.000 citra daun kopi yang diperoleh secara sistematis dari Dusun Baru Bumi Agung, Kecamatan Dempo Utara, Kota Pagar Alam, sehingga mampu

merepresentasikan variasi kecukupan nutrisi di lapangan. Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera Vivo Y19 dengan resolusi 16 MP wide (f/1.78, PDAF), guna menjaga konsistensi dan kualitas visual pada seluruh sampel.



Gambar 4. Representasi Visual Klasifikasi Kecukupan Pupuk NPK

Citra-citra tersebut diorganisasikan ke dalam kategori berlabel untuk menjamin distribusi kelas yang seimbang dan mendukung pelatihan model secara akurat. Representasi visual dari klasifikasi kesuburan NPK ditunjukkan pada Gambar 4, yang menggambarkan perbedaan antara tingkat nutrisi Defisien, Cukup, dan Berlebih. Sementara itu, rentang klasifikasi yang lebih rinci disajikan dalam Tabel 1. Citra daun tanaman kopi dikumpulkan dan dikelompokkan ke dalam tiga kategori berikut:

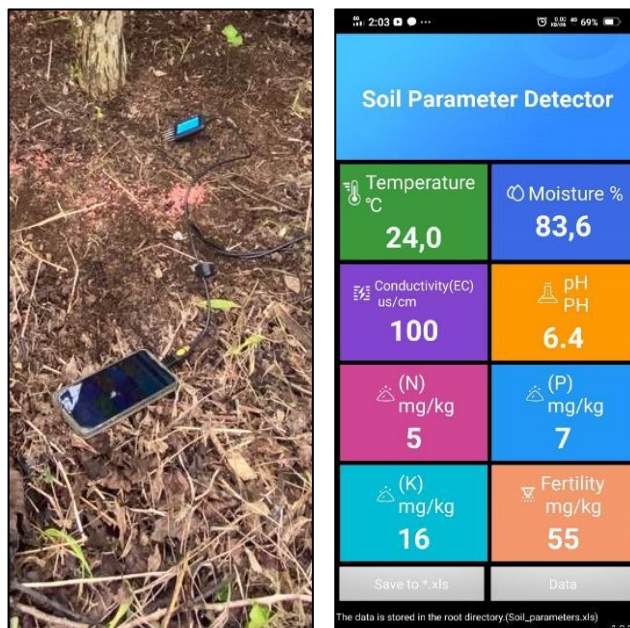
1. NPK Berlebih (menunjukkan gejala kelebihan pemupukan)
2. NPK Cukup (menunjukkan kondisi nutrisi optimal)
3. NPK Defisien (menunjukkan gejala kekurangan nutrisi)

Tabel 1. Kategori Status Kesuburan NPK

Dataset ID	NPK Categories	Nitrogen (N) [mg/kg]	Phosphorus (P) [mg/kg]	Potassium (K) [mg/kg]
Excessive_NPK (1) – Excessive_NPK (4,000)	Berlebih	> 35	> 35	> 175
Sufficient_NPK (1) – Sufficient_NPK (4,000)	Cukup	12 – 35	12 – 35	76 – 175
Deficient_NPK (1) – Deficient_NPK (4,000)	Defisien	< 12	< 12	< 76

Kandungan NPK dalam tanah dapat dikategorikan ke dalam tiga tingkat kesuburan, yaitu Defisien, Cukup, dan Berlebih. Berdasarkan Soil Test Note oleh Maguire dan Steve [21], pada kondisi NPK Defisien, kandungan unsur hara sangat rendah kurang dari 12 mg/kg untuk N, kurang dari 12 mg/kg untuk P, dan kurang dari 76 mg/kg untuk K, sehingga tidak mampu mendukung pertumbuhan tanaman secara optimal.

Pada kondisi NPK Cukup, kadar nutrisi berada dalam kisaran optimal sesuai kebutuhan tanaman, yaitu sekitar 12–35 mg/kg untuk N, 12–35 mg/kg untuk P, dan 76–175 mg/kg untuk K. Sedangkan pada kondisi NPK Berlebih, kadar nutrisi melebihi ambang batas optimal lebih dari 35 mg/kg untuk N, lebih dari 35 mg/kg untuk P, dan lebih dari 175 mg/kg untuk K. Kondisi ini dapat menyebabkan ketidakseimbangan nutrisi serta berpotensi menimbulkan pencemaran lingkungan.



Gambar 5. Antarmuka Deteksi Parameter Tanah Secara Waktu Nyata (Real-time)

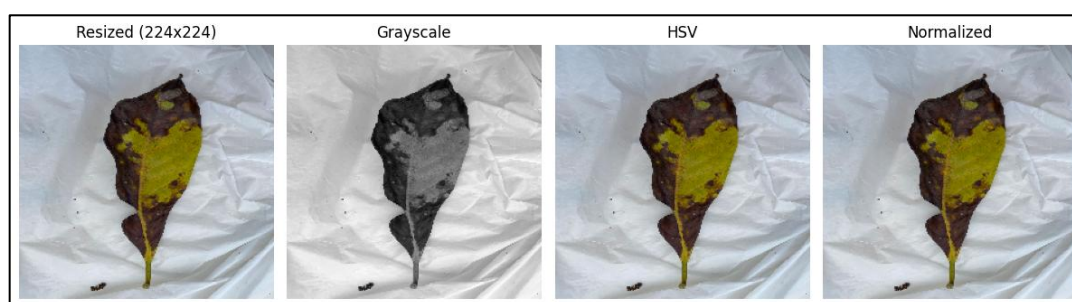
Kandungan NPK tanah diukur menggunakan perangkat uji tanah portabel 8-in-1 Smart Portable Agriculture (Soil Moisture Temperature EC Salinity pH NPK Sensor), yang mampu mendeteksi delapan parameter tanah penting secara simultan: pH, kelembapan tanah, suhu tanah, konduktivitas listrik (EC), salinitas, nitrogen (N), fosfor (P), kalium (K), dan tingkat kesuburan keseluruhan.

Beberapa kali pengukuran dilakukan untuk meningkatkan validitas data [22]. Alat ini memiliki pelindung IP67 (tahan debu dan air hingga 30 menit), tampilan data waktu nyata pada satu layar, kompatibilitas dengan Android/Windows (melalui USB-C dan micro-USB), serta kapasitas penyimpanan tak terbatas dengan kemampuan ekspor data ke Excel. Tampilan data secara real-time membantu penulis dalam memperoleh data lapangan [23]. Hasil keluaran perangkat ditampilkan pada Gambar 3 di bawah ini.

2.2 Preprocessing

Semua foto daun yang dikumpulkan (contohnya ditampilkan pada Gambar 2) diubah ukurannya menjadi resolusi tetap 128×128 piksel untuk standarisasi. Karena foto mentah memiliki dimensi yang bervariasi akibat perbedaan orientasi (landscape atau horizontal) dan kondisi lapangan, langkah resizing ini dilakukan untuk memastikan konsistensi di seluruh dataset. Proses komputasi untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi menjadi lebih efisien dan seragam antar sampel dengan menggunakan resolusi yang sama. Selain itu, proses penskalaan ini tetap mempertahankan aspek visual penting seperti pola dan warna daun yang krusial untuk analisis nutrisi, sambil mengurangi beban komputasi yang tidak perlu [24].

Sejumlah teknik modifikasi dan peningkatan citra juga diterapkan selama tahap pra-pemrosesan untuk menyiapkan data mentah agar siap digunakan dalam ekstraksi fitur yang andal seperti ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 7. Preprocessing Sampel Data

Tahapan tersebut meliputi:

1. Konversi ke Skala Abu-abu (*Grayscale Conversion*)

Konversi ke skala abu-abu mempertahankan informasi struktural yang diperlukan untuk analisis tekstur sambil mengurangi derau (noise) dan menyederhanakan citra menjadi nilai intensitas [25].

2. Transformasi Ruang Warna HSV (*HSV Colour Space Transformation*)

Karena saluran hue, saturation, dan value lebih mampu menangkap variasi warna daun dibandingkan model RGB konvensional, transformasi ruang warna HSV digunakan untuk merepresentasikan karakteristik kromatik daun kopi dengan lebih baik [26].

3. Normalisasi (*Normalization*)

Untuk meningkatkan stabilitas model klasifikasi dan mencegah fitur tertentu mendominasi proses pembelajaran, normalisasi digunakan untuk menskalakan nilai fitur yang diambil ke dalam rentang numerik yang sebanding [27].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pemrosesan pada *Google Colaboratory*

Dalam penelitian ini, dua teknik ekstraksi fitur yang saling melengkapi diterapkan untuk menangkap karakteristik tekstur dan warna pada daun kopi. Langkah-langkah dilakukan dengan step-step berikut:

1. *Mount Google Drive* (`drive.mount('/content/drive')`) dan tentukan `DATASET_PATH` serta `OUTPUT_PATH`.
2. Buat folder *output* (`/Preprocessed`, `/features`, `/models`, `/figures`) di dalam Drive.
3. Pasang dan import library yang diperlukan (`opencv`, `PIL`, `numpy`, `pandas`, `scikit-image`, `scikit-learn`, `joblib`, `matplotlib`, `tqdm`).
4. Pindai seluruh file dalam `DATASET_PATH` untuk mendapatkan daftar file gambar dan nama kelas.
5. Untuk setiap file gambar, buka file dengan `PIL`; jika gagal buka, lewati dan catat di `invalid_files.txt`.
6. Konversi gambar yang bukan JPG ke format JPG (`convert to RGB` → `save .jpg`) dan gunakan nama file baru dengan ekstensi `.jpg`.
7. Baca gambar `.jpg` menggunakan `OpenCV` (`cv2.imread`) dan pastikan hasil baca bukan `None`; jika `None`, catat dan lanjutkan.
8. `Resize` gambar menjadi `224×224` piksel (`cv2.resize`).
9. Simpan versi `resized` (opsional) ke folder `output` untuk inspeksi manual.
10. Konversi gambar `resized` ke skala abu-abu (`cv2.cvtColor(..., cv2.COLOR_BGR2GRAY)`) dan simpan jika diperlukan.
11. Konversi gambar `resized` ke ruang warna `HSV` (`cv2.cvtColor(..., cv2.COLOR_BGR2HSV)`) dan simpan jika diperlukan.
12. `Normalisasi` nilai piksel gambar `resized` dengan mengubah tipe ke `float32` dan membagi dengan `255.0`.
13. `Ekstraksi fitur HOG` dari citra `grayscale` dengan parameter tetap (`orientations`, `pixels_per_cell`, `cells_per_block`, `block_norm`).
14. `Hitung color histogram` pada citra `HSV` untuk saluran `H`, `S`, `V` dengan jumlah bin yang telah ditentukan lalu `normalisasi histogram` sehingga jumlah elemen = 1.
15. `Gabungkan vektor fitur HOG` dan `vektor histogram HSV` menjadi satu vektor fitur (`concatenate`).
16. Simpan vektor fitur dan label kelas ke `list/global arrays` sepanjang pemrosesan.
17. Setelah semua gambar diproses, konversi `list fitur` dan `label` menjadi `numpy.array` dan simpan ke disk (`features.npy`, `labels.npy`).
18. `Atur seed reproducibility` (`np.random.seed(42)`, `random.seed(42)`) dan lakukan `train-test split stratified 80:20` (`X_train`, `X_test`, `y_train`, `y_test`).
19. `Fit StandardScaler` atau `MinMaxScaler` pada `X_train` dan `transform X_train` serta `X_test`; simpan `scaler` (`scaler.pkl`).
20. `Definisikan fungsi objektif` untuk optimasi yang menerima pasangan (`C`, `gamma`) dan mengembalikan `1 - mean_accuracy` dari `5-fold CV` pada `X_train`.

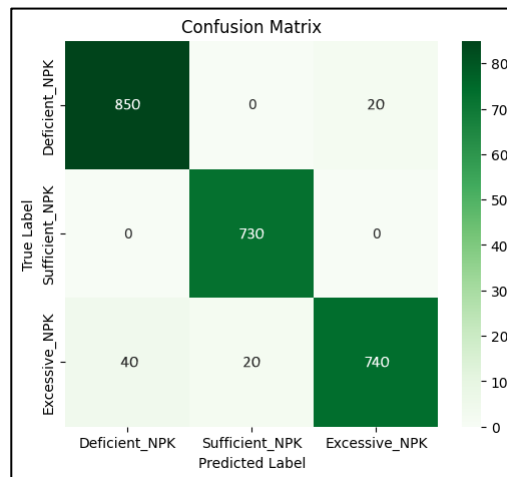
21. Jalankan Whale Optimization Algorithm (WOA) untuk mencari (C_{opt} , γ_{opt}) terbaik berdasarkan fungsi objektif; simpan riwayat konvergensi.
22. Inisialisasi dan latih model SVM final dengan parameter (C_{opt} , γ_{opt}) pada seluruh X_{train_scaled} dan y_{train} ; simpan model (`svm_woa.pkl`).
23. Prediksi pada X_{test_scaled} untuk mendapatkan y_{pred} dan probabilitas (jika perlu).
24. Hitung metrik evaluasi: accuracy, precision, recall, F1-score, serta confusion matrix; simpan hasil ke `evaluation.csv` dan gambar confusion matrix ke `/figures`.
25. Buat dan simpan learning curve serta kurva konvergensi WOA ke folder `/figures`.
26. Lakukan PCA (2D) atau t-SNE pada X_{test_scaled} untuk visualisasi separabilitas kelas; simpan plot.
27. Ambil contoh kasus salah klasifikasi (misclassified) dari X_{test} , tampilkan dan simpan gambar asli beserta label sebenarnya dan prediksi.
28. Simpan semua artefak eksperimen: model, scaler, feature file, logs, dan plot ke folder `/models` dan `/figures`.
29. Dokumentasikan konfigurasi eksperimen dalam file `experiment_readme.txt` (seed, versi library, parameter WOA, ukuran populasi, iterasi, rentang C/γ).
30. Tutup sesi Colab dengan `unmount Drive` jika diperlukan (`drive.flush_and_unmount()`).

Pada tahap klasifikasi, digunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) karena ketahanannya dalam menangani data berdimensi tinggi [16] serta kemampuannya beradaptasi dengan ukuran sampel yang relatif terbatas [28]. Kinerja pengklasifikasi SVM sangat dipengaruhi oleh pemilihan hiperparameter [29], khususnya parameter regularisasi (C) dan koefisien kernel (γ). Hiperparameter ini perlu disesuaikan secara hati-hati untuk mencapai performa klasifikasi yang optimal.

3.2 Kinerja Klasifikasi

Kinerja klasifikasi dari model yang diusulkan dievaluasi terlebih dahulu menggunakan confusion matrix, seperti ditunjukkan pada Gambar 4. Confusion matrix memberikan rincian mengenai prediksi yang benar dan salah pada tiga kategori, yaitu NPK Defisien, NPK Cukup, dan NPK Berlebih. Hasilnya menunjukkan bahwa sebagian besar sampel (sekitar 2.400 citra) berhasil diklasifikasikan dengan benar, meskipun terdapat sedikit tumpang tindih antara kategori Cukup dan Berlebih yang disebabkan oleh kemiripan karakteristik warna daun pada kedua kelas tersebut.

Confusion matrix pada Gambar 8 menunjukkan bahwa model prediktor kecukupan pupuk NPK berbasis AI memiliki akurasi tinggi, dengan sebagian besar sampel berhasil diklasifikasikan secara tepat. Kesalahan kecil terjadi antara kelas NPK Cukup dan NPK Berlebih akibat kemiripan warna serta tekstur daun. Model SVM–WOA terbukti efektif membedakan tingkat kecukupan nutrisi dan berpotensi diterapkan pada sistem pertanian presisi.



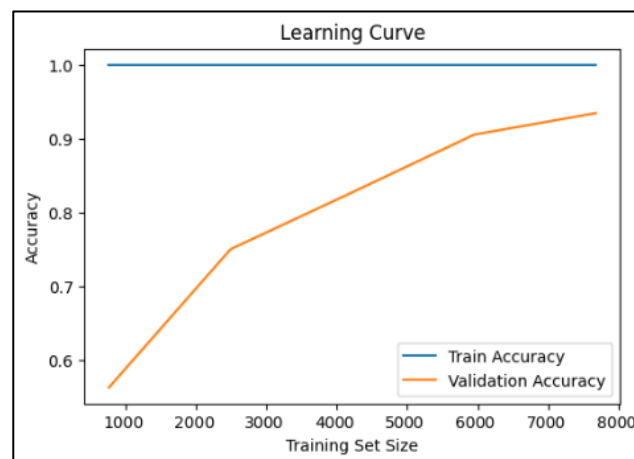
Gambar 8. *Confusion Matrix*

3.3 Perilaku Model Training

Proses optimasi hiperparameter (C dan γ) menggunakan Whale Optimization Algorithm (WOA) ditunjukkan pada Gambar 9, yang menampilkan evolusi skor fitness sepanjang iterasi. Kurva tersebut menunjukkan bahwa WOA berhasil mencapai konvergensi secara efektif dan mencapai kondisi stabil setelah sejumlah iterasi yang memadai. Hal ini mengindikasikan bahwa algoritma tersebut berhasil menyeimbangkan proses eksplorasi dan eksploitasi dalam ruang pencarian.



Gambar 9. Evolusi Skor WOA



Gambar 10. Kurva Pembelajaran

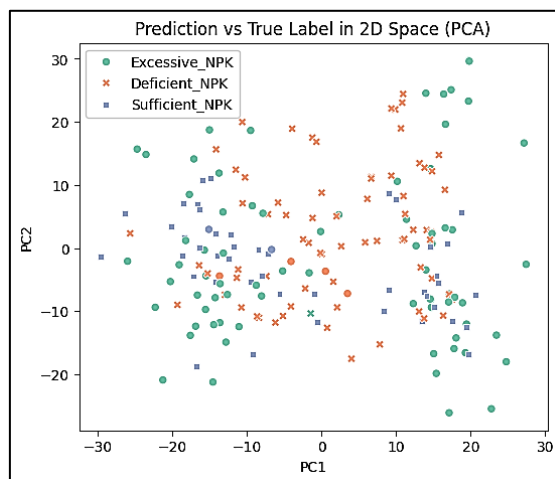
Lalu Gambar 9 menunjukkan evolusi skor WOA selama penyetelan hiperparameter SVM, di mana akurasi terbaik tetap stabil dan rata-rata kesalahan menurun tajam hingga konvergen pada iterasi ke-14. Hal ini membuktikan efektivitas WOA dalam menemukan parameter optimal dan meminimalkan kesalahan klasifikasi. Dilanjutkan dengan Gambar 10 memperlihatkan kurva pembelajaran yang konvergen antara akurasi pelatihan dan validasi, menandakan kemampuan generalisasi model yang baik tanpa overfitting. Dengan 8.000 dataset, akurasi validasi mencapai 97%.

Tabel 2. Laporan Klasifikasi

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
Defisien NPK	0.96	0.98	0.97	870
Cukup NPK	0.97	1.00	0.99	730
Berlebih NPK	0.97	0.93	0.95	800
accuracy			0.97	2,400
macro avg	0.97	0.97	0.97	2,400
weighted avg	0.97	0.97	0.97	2,400

3.4 Visualisasi Hasil Prediksi

Untuk memahami perilaku model lebih lanjut, Gambar 11 menampilkan perbandingan antara hasil prediksi dan label sebenarnya yang diproyeksikan ke dalam ruang dua dimensi menggunakan Principal Component Analysis (PCA). Kluster visual yang terbentuk menunjukkan pemisahan yang baik antara ketiga kelas.



Gambar 11. Prediksi vs. Label Sebenarnya dalam Ruang 2D (PCA)

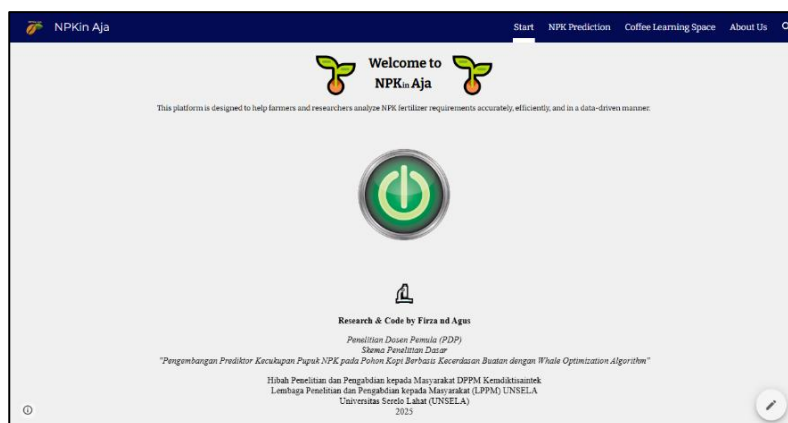
Visualisasi PCA pada Gambar 11 memperlihatkan bahwa model mampu membedakan tiga kelas NPK dengan kluster yang jelas. Selanjutnya, Gambar 12 menampilkan contoh daun yang salah diklasifikasikan oleh model, umumnya terjadi pada sampel dengan ciri visual menengah seperti warna ambigu atau tekstur halus. Kesalahan terutama muncul antara kelas NPK Berlebih dan Kekurangan, yang memiliki kemiripan gejala visual.



Gambar 12. Contoh Citra yang Salah Klasifikasi

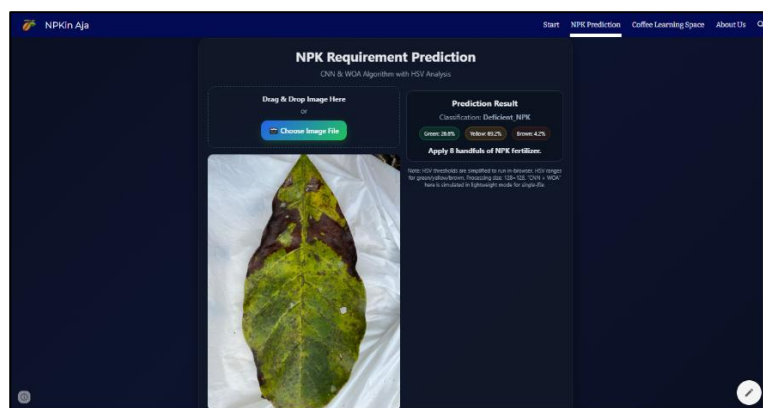
3.5 Implementasi Sistem dan Simulasi Prediksi NPK

Model prediksi diimplementasikan dalam sistem berbasis web NPKin Aja untuk memastikan penerapan praktis prediktor AI pada sektor pertanian. Sistem ini memfasilitasi petani, peneliti, dan penyuluh dalam mendiagnosis tingkat kecukupan pupuk NPK pada tanaman kopi. Dibangun melalui integrasi Google Sites, sistem menawarkan antarmuka sederhana, ringan, dan mudah diakses tanpa perangkat khusus. Dashboard utama (Gambar 13) menampilkan antarmuka ramah pengguna yang menegaskan tujuan sistem dalam membantu analisis kebutuhan pupuk secara akurat serta menghubungkan hasil riset ilmiah dengan penerapan praktis di lapangan.



Gambar 13. Dashboard Sistem Berbasis Web NPKin Aja

Fungsi utama sistem ditampilkan pada halaman Simulasi Prediksi NPK (Gambar 14), di mana pengguna dapat mengunggah atau menyeret citra daun secara langsung. Setelah pemrosesan, sistem secara otomatis mengklasifikasikan kondisi nutrisi ke dalam tiga kategori NPK Kekurangan, Cukup, atau Berlebih disertai persentase distribusi warna daun (hijau, kuning, coklat) hasil analisis HSV. Fitur ini memberikan interpretasi yang transparan terhadap proses klasifikasi yang dilakukan model.



Gambar 14. Antarmuka Simulasi Prediksi NPK

Seperti ditunjukkan pada Gambar 14, sistem memprediksi sampel daun sebagai NPK Kekurangan dengan proporsi warna berbasis HSV (Hijau: 26,6%, Kuning: 69,2%, Cokelat: 4,2%). Hasil ini diterjemahkan menjadi rekomendasi agronomis berupa 8 genggam pupuk NPK untuk mengatasi kekurangan tersebut. Implementasi ini memiliki dua keunggulan utama:

1. **Aksesibilitas**
Antarmuka berbasis web yang ringan memungkinkan akses luas tanpa hambatan teknis. Petani hanya memerlukan smartphone dengan koneksi internet untuk memperoleh hasil prediksi.
2. **Keterterapan (Actionability)**
Sistem tidak hanya menampilkan label klasifikasi, tetapi juga menyediakan rekomendasi dosis

4. KESIMPULAN

Penelitian ini secara garis besar berhasil mengembangkan prediktor kecukupan pupuk NPK berbasis AI pada tanaman kopi dengan mengintegrasikan ekstraksi fitur HOG dan HSV serta klasifikator SVM yang dioptimasi menggunakan Whale Optimization Algorithm (WOA). Secara detail,

1. penelitian ini mengembangkan prediktor kecukupan pupuk NPK berbasis AI pada tanaman kopi dengan menggabungkan ekstraksi fitur HOG dan HSV serta klasifikator SVM yang dioptimasi menggunakan Whale Optimization Algorithm (WOA).
2. model yang dihasilkan menunjukkan akurasi tinggi dan konvergensi stabil, sehingga membuktikan efektivitas WOA dalam meningkatkan performa SVM dan menurunkan kesalahan klasifikasi.
3. kelas NPK Kekurangan dan Cukup berhasil diidentifikasi dengan presisi tinggi, sedangkan kesalahan utama terjadi pada kelas NPK Berlebih karena tumpang tindih karakteristik visual daun.
4. model berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi web “NPKin Aja.
5. implementasi sistem ini menjadi jembatan antara teknologi kecerdasan komputasional dan praktik pertanian.

- pendekatan ini berpotensi dikembangkan lebih lanjut melalui integrasi citra multispektral, data cuaca, atau analisis kimia tanah untuk meningkatkan akurasi pada kondisi batas nutrisi dan skala penerapan yang lebih luas.

5. UCAPAN TERIMA KASIH

Para penulis menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya atas dukungan pendanaan yang diberikan melalui program Penelitian Dosen Pemula (PDP) yang termasuk dalam Skema Penelitian Dasar, dengan judul penelitian “*Pengembangan Prediktor Kecukupan Pupuk NPK pada Pohon Kopi Berbasis Kecerdasan Buatan dengan Whale Optimization Algorithm.*” Kegiatan ini dilaksanakan dengan dukungan pendanaan dari Hibah Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat DPPM Kemdiktisaintek. Para penulis juga menyampaikan penghargaan yang tulus kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Serelo Lahat (UNSELA) atas bimbingan berkelanjutan dan dukungan institusional yang sangat berperan dalam penyelesaian penelitian ini. Akhirnya, apresiasi yang mendalam diberikan kepada Universitas Serelo Lahat (UNSELA) atas lingkungan akademik dan fasilitas penelitian yang telah memungkinkan pelaksanaan studi ini dengan sukses pada tahun 2025.

DAFTAR RUJUKAN

- [1] M. J. M. Holle, V. Apriyani, and S. Mumbunan, “Systematic evidence map of coffee agroecosystem management and biodiversity linkages in producing countries,” *Cleaner and Circular Bioeconomy*, vol. 11, Jul. 2025, doi: 10.1016/j.cleb.2025.100147.
- [2] C. Bilen, D. El Chami, V. Mereu, A. Trabucco, S. Marras, and D. Spano, “A Systematic Review on the Impacts of Climate Change on Coffee Agrosystems,” Jan. 01, 2023, *MDPI*. doi: 10.3390/plants12010102.
- [3] USDA, “Production - Coffee,” 2024. Accessed: Apr. 06, 2025. [Online]. Available: <https://www.fas.usda.gov/data/production/commodity/0711100>
- [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] 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.
- [6] 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.
- [7] R. P. da Mota, R. Ferraz-Almeida, R. de Camargo, M. H. R. Franco, J. C. Delvaux, and R. M. Q. Lana, “Organomineral fertilizer in coffee plant (*Coffea arabica* L.): Fertilizer levels and application times,” *Coffee Sci*, vol. 18, Feb. 2023, doi: 10.25186/.v18i.2098.
- [8] A. M. Hasibuan, Y. Ferry, and S. Wulandari, “Factors affecting farmers’ decision to use organic fertilizers on Robusta coffee plantation: A case study in Tanggamus, Lampung,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, IOP Publishing Ltd, Feb. 2022. doi: 10.1088/1755-1315/974/1/012105.
- [9] P. Valérie, van A. Piet, M. Claude P, V. Philippe, and A. Clémentine, “Which diversification trajectories make coffee farming more sustainable?,” Jun. 01, 2024, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.cosust.2024.101432.

- [10] B. Liu, B. Yang, C. Zhang, X. Wei, H. Cao, and X. Zheng, "Human waste substitute strategies enhanced crop yield, crop quality, and soil fertility in vegetable cultivation soils in North China," *Agronomy*, vol. 11, no. 11, Nov. 2021, doi: 10.3390/agronomy11112232.
- [11] M. N. Reza *et al.*, "Trends of Soil and Solution Nutrient Sensing for Open Field and Hydroponic Cultivation in Facilitated Smart Agriculture," Jan. 01, 2025, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/s25020453.
- [12] C. O. Asadu *et al.*, "Enhanced efficiency fertilizers: Overview of production methods, materials used, nutrients release mechanisms, benefits and considerations," *Environmental Pollution and Management*, vol. 1, pp. 32–48, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.epm.2024.07.002.
- [13] N. Aijaz, H. Lan, T. Raza, M. Yaqub, R. Iqbal, and M. S. Pathan, "Artificial intelligence in agriculture: Advancing crop productivity and sustainability," Apr. 01, 2025, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.jafr.2025.101762.
- [14] S. K. Manoharan, R. K. Megalingam, G. A. G. Jogesh, A. K., and A. R. Kunnambath, "AI based early identification and severity detection of nutrient deficiencies in coconut trees," *Smart Agricultural Technology*, vol. 9, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.atech.2024.100575.
- [15] J. D. Thiagarajan *et al.*, "Analysis of banana plant health using machine learning techniques," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-63930-y.
- [16] 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.
- [17] T. V. Saradhi, "A Study on Hyperparameter Tuning in Support Vector Machines and its Impact on Model Accuracy," 2025.
- [18] F. Septian, "Exploring the Performance of Whale Optimization Algorithm on Rosenbrock's Function," *Journal of Intelligent Systems and Information Technology*, vol. 1, no. 2, p. 2024, 2024, [Online]. Available: <https://jurnalapik.id/index.php/jisit>
- [19] 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.
- [20] Z. Li and S. M. Javidan, "ML-based approach to potato diseases diagnosis using image processing and whale optimization algorithm for feature selection," *Smart Agricultural Technology*, vol. 12, Dec. 2025, doi: 10.1016/j.atech.2025.101282.
- [21] R. Maguire and S. Heckendorn, "Soil Test Note 1: Explanation of Soil Tests," *Virginia Tech*, pp. 1–3, 2024, [Online]. Available: www.soiltest.vt.edu/report-notes,
- [22] R. Adhikary, S. J. Choudhury, and T. Shankar, "Real-Time Soil Nutrient Monitoring Using NPK Sensors: Enhancing Precision Agriculture," *International Journal of Experimental Research and Review*, vol. 45, pp. 197–202, 2024, doi: 10.52756/ijerr.2024.v45spl.015.
- [23] T. P. da Costa, D. M. B. da Costa, and F. Murphy, "A systematic review of real-time data monitoring and its potential application to support dynamic life cycle inventories," Mar. 01, 2024, *Elsevier Inc.* doi: 10.1016/j.eiar.2024.107416.
- [24] Y. Huang, X. Wang, X. Liu, L. Cai, X. Feng, and X. Chen, "A Lightweight Citrus Ripeness Detection Algorithm Based on Visual Saliency Priors and Improved RT-DETR," *Agronomy*, vol. 15, no. 5, May 2025, doi: 10.3390/agronomy15051173.
- [25] T. Nie *et al.*, "Enhancement and Noise Suppression of Single Low-Light Grayscale Images," *Remote Sens (Basel)*, vol. 14, no. 14, Jul. 2022, doi: 10.3390/rs14143398.
- [26] M. Fahmi Wibawa, M. A. Rahman, and A. W. Widodo, "Penerapan Ruang Warna HSV dan Ekstraksi Fitur Tekstur Local Binary Pattern untuk Tingkat Kematangan Sangrai Biji Kopi," 2021. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [27] A. Benatti and L. da F. Costa, "Normalization in Proportional Feature Spaces," Sep. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2409.11389>
- [28] M. A. Sembiring, H. Saputra, R. A. Yusda, S. Sutarman, and E. B. Nababan, "PERFORMANCE OF ROBUST SUPPORT VECTOR MACHINE CLASSIFICATION MODEL ON BALANCED, IMBALANCED AND OUTLIERS DATASETS," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, vol. 10, no. 1, pp. 208–215, Aug. 2024, doi: 10.33480/jitk.v10i1.5272.

- [29] L. W. Rizkallah, "Optimizing SVM hyperparameters for satellite imagery classification using metaheuristic and statistical techniques," *Int J Data Sci Anal*, 2025, doi: 10.1007/s41060-025-00762-7.