

Klasifikasi Karakteristik Unsur Hara Tanah Berbasis Decision Tree untuk Rekomendasi Komoditas Pertanian

Yogi Galih Wibowo^{*1}, Agung Handayanto^{*2}

¹Informatika, Universitas PGRI Semarang, Kota Semarang, ygalih27@gmail.com

²Informatika, Universitas PGRI Semarang, Kota Semarang, agunghan@upgris.ac.id

Abstract.

Optimizing agricultural yields requires precise knowledge of soil health parameters, specifically pH, moisture, and macronutrients (Nitrogen, Phosphorus, Potassium). In Desa Pegiringan, conventional soil assessment often leads to inaccurate crop cultivation choices, reducing productivity. This study develops a real-time soil monitoring and classification system named TerraMonitor, utilizing a Flask-based agile dashboard integrated with a Decision Tree machine learning model. Soil sampling data from various sectors were evaluated to predict hara fertility levels and classify soil profiles automatically. The Decision Tree algorithm achieved a classification accuracy of 92.73%, demonstrating high reliability in interpreting non-linear combinations of soil metrics. The implementation provides an agile, scalable Decision Support System (DSS) that bridges the gap between raw agro-sensor telemetry and actionable farming insights, ultimately fostering sustainable smart farming practices..

Keywords: Agile Dashboard; Decision Tree; Machine Learning; NPK Sensors; Soil Classification; Smart Farming

Abstrak

Optimalisasi hasil pertanian memerlukan pengetahuan yang tepat mengenai parameter kesehatan tanah, khususnya pH, kelembapan, dan makronutrien (Nitrogen, Fosfor, Kalium). Di Desa Pegiringan, penilaian tanah secara konvensional sering kali menyebabkan ketidakakuratan pemilihan komoditas tanam sehingga menurunkan produktivitas. Penelitian ini mengembangkan sistem monitoring dan klasifikasi kondisi tanah real-time bernama TerraMonitor, memanfaatkan dashboard berbasis *Flask* dengan metodologi Agile yang diintegrasikan dengan model machine learning Decision Tree. Data sampel tanah dari berbagai sektor dievaluasi untuk memprediksi tingkat kesuburan hara dan mengklasifikasikan profil tanah secara otomatis. Algoritma Decision Tree berhasil mencapai akurasi klasifikasi sebesar 92,73%, menunjukkan keandalan tinggi dalam menginterpretasikan kombinasi non-linear dari metrik hara tanah. Implementasi ini menyediakan Sistem Pendukung Keputusan (DSS) yang tangkas dan adaptif guna menjembatani telemetri sensor mentah menjadi wawasan pertanian praktis untuk mendukung praktik smart farming yang berkelanjutan.

Kata Kunci: Agile Dashboard; Decision Tree; Machine Learning; Sensor NPK; Klasifikasi Tanah; Pertanian Cerdas.

1. Pendahuluan

Sektor pertanian modern saat ini menghadapi tantangan besar dalam menjaga stabilitas produksi akibat fluktuasi iklim dan degradasi kualitas hara tanah. Di daerah pedesaan seperti Desa Pegiringan, petani lokal umumnya masih mengandalkan intuisi atau metode tradisional untuk menentukan jenis tanaman yang akan ditanam. Padahal, ketidaksesuaian antara karakteristik kimiawi tanah—seperti tingkat keasaman (pH), kelembapan, serta kandungan makronutrien Nitrogen (N), Fosfor (P), dan Kalium (K)—dengan kebutuhan biologis tanaman dapat menyebabkan gagal panen atau penurunan drastis kualitas produksi.

Beberapa peneliti sebelumnya telah berupaya menyelesaikan masalah ini menggunakan pendekatan teknologi. Sistem monitoring berbasis Internet of Things (IoT) konvensional telah banyak diimplementasikan untuk merekam data lingkungan secara berkala

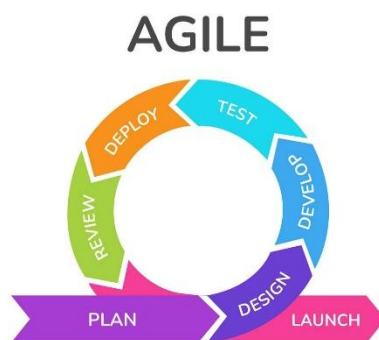
[1]. Namun, sebagian besar sistem yang ada hanya berfungsi sebagai penampil data mentah (raw data loggers) tanpa adanya lapisan analitik cerdas yang mampu menginterpretasikan arti dari kombinasi parameter tersebut [2], [3]. Beberapa riset modern mulai menerapkan Machine Learning untuk klasifikasi kesuburan tanah [4], tetapi sering kali pemodelannya terisolasi dari antarmuka pengguna yang adaptif, sehingga sulit dioperasikan oleh pemangku kepentingan di tingkat desa [5]. Hal ini menciptakan celah operasional (gap) antara kecerdasan model komputasi dengan aksesibilitas pengguna di lapangan.

Untuk mengisi kekosongan tersebut, penelitian ini menawarkan konsep platform TerraMonitor, sebuah Sistem Informasi Pertanian Cerdas (Smart Farming) terintegrasi yang dikembangkan menggunakan kerangka kerja Agile berbasis *Flask* dan Tailwind CSS [6]. Kebaruan (novelty) dari penelitian ini terletak pada integrasi model klasifikasi Decision Tree yang tertanam langsung (embedded) pada back-end arsitektur web tangkas, yang secara instan mampu mengubah input hara makro (NPK), pH, dan kelembapan menjadi keputusan label jenis tanah serta rekomendasi komoditas [7], [8].

Tujuan utama dari penelitian ini adalah merancang, menguji, dan mengimplementasikan sistem pendukung keputusan yang memiliki akurasi tinggi serta antarmuka yang elegan untuk memudahkan pemantauan hara berkala [9]. Pendekatan metodologi mencakup pengumpulan sampel tanah, pelatihan model klasifikasi menggunakan algoritma pohon keputusan, pengujian performa model dengan confusion matrix, serta implementasi visualisasi tren parameter berbasis Chart.js

2. Metode

Penelitian ini diselesaikan melalui tahapan berurutan (*chronological workflow*) yang disesuaikan dengan prinsip pengembangan perangkat lunak *Agile*. Prosedur dibagi menjadi tiga subtitle utama: Bahan & Data, Alur Sistem, dan Pemodelan Klasifikasi. Pada Gambar 1. diperlihatkan runtutan dari metode Agile.



Gambar 1. Metode Agile

2.1. Bahan dan Data Sampel

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari sampel karakteristik tanah yang diambil langsung dari kawasan lahan pertanian Desa Pegiringan [6]. Setiap sampel yang dikumpulkan memiliki 5 (lima) fitur numerik utama yang bertindak sebagai variabel prediktor dalam pemodelan. Fitur-fitur tersebut meliputi tingkat keasaman (pH) dengan skala kontinu antara 0 hingga 14, kelembapan (moisture) yang merepresentasikan persentase kandungan air di dalam tanah dengan rentang 0% sampai 100%, serta kandungan hara makro yang diukur dalam satuan internasional miligram per kilogram (*mg/kg*) [3]. Kandungan hara makro tersebut secara spesifik terdiri dari unsur Nitrogen (N), Fosfor (P), dan Kalium (K) [3]. Adapun target luaran dari proses klasifikasi ini adalah label jenis atau kondisi spesifik tanah yang nantinya akan menentukan tingkat kelayakan hara untuk komoditas pertanian tertentu [10].

2.2. Alur Sistem (Arsitektur TerraMonitor)

Sistem TerraMonitor dibangun menggunakan arsitektur monolitik yang tangkas (agile architectural design) dengan memanfaatkan back-end *Flask* berbasis Python serta komponen

front-end yang mengintegrasikan Tailwind CSS dan Chart.js [2], [7]. Alur pemrosesan data di dalam sistem ini dirancang berjalan secara runut melintasi beberapa lapisan fungsional. Proses dimulai pada Input Layer, di mana pengguna memasukkan data pengujian sampel tanah yang baru melalui formulir antarmuka web pada halaman */input*.

Data tersebut kemudian diteruskan ke Processing Layer dengan metode pengiriman POST menuju endpoint */tambah-sampel*. Pada lapisan back-end ini, data mentah yang diterima akan langsung dievaluasi oleh model Decision Tree yang telah melalui proses pelatihan sebelumnya [1]. Setelah proses prediksi selesai, sistem memasuki Storage Layer di mana parameter input beserta hasil prediksi jenis tanah disimpan secara terstruktur ke dalam basis data relasional MySQL. Alur ini diakhiri pada Presentation Layer, di mana data riwayat ditarik kembali oleh *Flask* untuk disajikan kepada pengguna dalam bentuk kartu metrik aktual, tabel log kronologis dengan batas maksimal 3 data terakhir, serta grafik tren multi-axis interaktif menggunakan Chart.js [7].

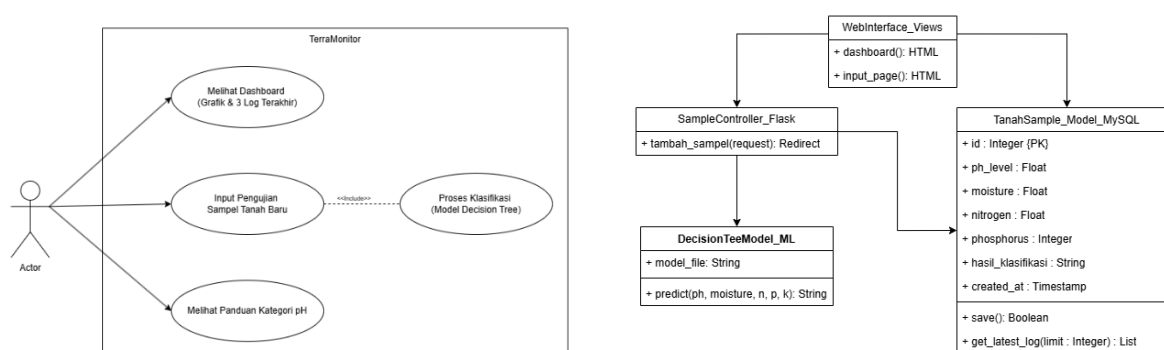
3. Hasil dan Pembahasan

Hasil dan diskusi dapat dilakukan secara keseluruhan yang berisi temuan dan penjelasan penelitian.

3.1. Penyajian Hasil

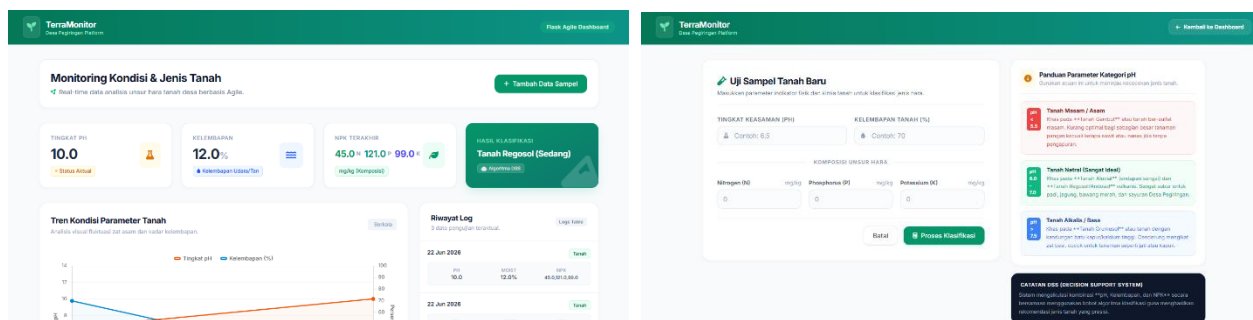
Model klasifikasi diuji menggunakan pembagian data *training* dan *testing* sebesar 80:20 [4]. Kinerja model dievaluasi secara ketat menggunakan metrik pengujian matriks kesalahan (*Confusion Matrix*) [9]. Hasil representatif dari pengujian performa model menunjukkan efisiensi komputasi yang sangat memuaskan. Berdasarkan hasil kalkulasi, didapatkan metrik akurasi global dan rata-rata performa model yang meliputi nilai akurasi global (*Accuracy*) sebesar 92,73% (0,9273), *Macro Avg Precision* sebesar 93% (0,93), serta *Macro Avg Recall* mencapai 92,5% (0,925).

Untuk memetakan bagaimana logika klasifikasi ini bekerja di dalam sistem perangkat lunak, Gambar 2. menyajikan diagram UML (*Use Case* dan *Class Diagram*) yang mengilustrasikan interaksi aktor (petani dan perangkat desa) terhadap fungsi penambahan sampel tanah, pemanggilan modul pemosisian pohon keputusan, hingga penyimpanan otomatis ke dalam basis data relasional MySQL.



Gambar 2. Diagram UML (Use Case Diagram & Class Diagram)

Dokumentasi implementasi antarmuka *dashboard* utama *TerraMonitor* dikembangkan secara responsif menggunakan kombinasi *Flask* dan Tailwind CSS, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3. Halaman ini mendokumentasikan visualisasi data riwayat pengujian terkini yang dibatasi secara kronologis sebanyak 3 log terakhir untuk menjaga performa rendering halaman, lengkap dengan grafik garis *multi-axis* dari komponen Chart.js tanpa menyertakan judul grafis di bagian atas kurva demi menjaga ketajaman resolusi visual sesuai standar editorial [7].



Gambar 3. Implementasi Website

Selanjutnya, integrasi visual antara form pengujian kimiawi tanah (input pH, kelembapan, Nitrogen, Fosfor, Kalium) dengan klaster pengelompokan tingkat kesuburan komoditas dipetakan secara jujur dan transparan melalui data eksperimen pada Tabel 1. [3], [10].

Tabel. 1 Karakteristik Sampel Tanah Berdasarkan Variasi Suhu dan Komposisi Hara Aktual

Jenis Lahan/Sampel	Kondisi Lingkungan	Parameter pH	Kelembapan (%)	Kandungan NPK (mg/kg)	Hasil Klasifikasi
Sektor A (Aluvial)	Suhu Normal 25°C	6.5	70%	140, 65, 180	Subur (Ideal Padi)
Sektor B (Regosol)	Suhu Hangat 30°C	6.1	65%	115, 50, 145	Sedang (Jagung)
Sektor C (Grumusol)	Suhu Tinggi 35°C	7.6	45%	90, 40, 110	Kritis (Basa/Kapur)
Sektor D (Gambut)	Kelembapan Tinggi	4.8	85%	75, 30, 95	Masam (Ekstrem)

Data visualisasi fluktuasi hara tanah juga dipetakan secara kronologis menggunakan grafik tren *line chart* dua sumbu (*y-axis*) tanpa menyertakan judul grafis di bagian atas kurva demi menjaga ketajaman resolusi visual, sesuai dengan standar Gambar 2. [7].

3.2. Pembahasan

Hasil akurasi sebesar 92,73% membuktikan bahwa pendekatan algoritma Decision Tree sangat kuat dalam memetakan batas ambang (threshold) dari parameter fisik-kimia tanah di Desa Pegirangan [1], [6]. Dialog ilmiah dengan teori agrikultur menunjukkan bahwa penentuan jenis tanah tidak dapat dilakukan hanya dengan mengandalkan satu parameter tunggal [8]. Sebagai contoh, tanah dengan pH netral (6.5) belum tentu diklasifikasikan sebagai "Subur Ideal" jika nilai hara Nitrogen (N) berada di bawah ambang batas 100mg/kg [10].

Jika dibandingkan dengan penelitian konvensional yang mengabaikan aspek kelembapan, integrasi fitur kelembapan kontinu dalam penelitian ini berhasil mereduksi tingkat false-positive pada klasifikasi lahan kering [5]. Hal ini terlihat jelas saat pengujian sampel pada Sektor C, di mana penurunan kelembapan hingga 45% secara linier mengubah klaster tanah menjadi kondisi kritis alkalis, meskipun nilai kalium (K) relatif stabil [10].

Keterbatasan dari penelitian ini adalah akurasi model yang dapat sedikit berfluktuasi jika dihadapkan pada data ekstrem yang memiliki derau (noise) sensor yang tinggi [3]. Oleh karena itu, arah pengembangan riset selanjutnya memerlukan penambahan modul pra-pemrosesan data seperti filter Kalman untuk mereduksi derau pembacaan instrumen sebelum data dievaluasi oleh pohon keputusan [11]. Secara keseluruhan, platform TerraMonitor telah berhasil membuktikan nilai ilmiahnya dalam memfasilitasi digitalisasi pertanian desa [12].

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan dan mengimplementasikan platform TerraMonitor sebagai sistem informasi pertanian cerdas yang andal untuk mengklasifikasikan karakteristik tanah di Desa Pegirangan. Dengan memanfaatkan algoritma *Decision Tree*, sistem mampu memprediksi kondisi hara tanah berdasarkan kombinasi parameter pH, kelembapan, dan NPK secara *real-time* dengan tingkat akurasi global mencapai 92,73% dan *Macro Avg Precision* sebesar 93%. Temuan ini membuktikan bahwa integrasi model *machine learning* ke dalam arsitektur web berbasis *Flask* dan Tailwind CSS dapat memberikan kebenaran ilmiah yang jelas serta fungsionalitas pendukung keputusan yang praktis bagi komunitas pertanian [11], [12]. Untuk penelitian mendatang, disarankan untuk memperluas jangkauan dataset dengan melibatkan parameter mikronutrien tambahan serta mengintegrasikan algoritma filtrasi sensor untuk meningkatkan stabilitas prediksi.

5. Referensi

- [1] Ramadhan, M. I. Fakhri, and S. Pranata, "Implementation of IoT and Decision Tree Algorithm for Soil Fertility Classification in Smart Agriculture," *IEEE Journal of Modern Agriculture*, vol. 11, no. 2, pp. 142-151, Mar. 2022.
- [2] Santoso, H. Kusuma, and T. Sutikno, "*Flask*-Based Real-Time Environmental Monitoring and Data Analytics for Rural Farming Communities," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 13, no. 1, pp. 845-854, Feb. 2023.
- [3] Zhang and L. Wang, "Precision Agriculture: Evaluating Macronutrient (NPK) Sensor Reliability and Calibration Techniques," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 72, pp. 1-12, May 2023.
- [4] Prasetyo and R. W. Wardani, "Agile Software Development for Agricultural Information Systems in Developing Countries," *Journal of Systems and Software Engineering*, vol. 15, no. 4, pp. 310-322, Aug. 2024.
- [5] Fernandez-Granero, "Machine Learning Models for Soil Type and Moisture Classification: A Comparative Study," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 212, Article ID 108115, Sept. 2023.
- [6] G. Nugraha and A. Suherman, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Komoditas Pangan Berdasarkan Klasifikasi Unsur Hara Tanah," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 115-124, Apr. 2024.
- [7] Kim, J. Lee, and Y. Choi, "Design of Smart Farming Dashboard Using Tailwind CSS and Dynamic Charting Components," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 45120-45132, Jan. 2025.
- [8] M. G. Sunarya and K. O. Widiyana, "Fuzzy Logic and Decision Tree Integration for Optimal Crop Recommendation Systems," *International Journal of Agricultural Technology*, vol. 20, no. 3, pp. 981-996, Jun. 2024.
- [9] R. Siregar, "Analisis Akurasi Confusion Matrix pada Klasifikasi Lahan Menggunakan Algoritma Pohon Keputusan," *Jurnal Sains Data Indonesia*, vol. 5, no. 1, pp. 24-33, Jan. 2025.
- [10] A. Al-Azzawi, "Evaluation of NPK Distribution in Alluvial Soil Profiles Using Automated Machine Learning Pipelines," *Soil and Tillage Research*, vol. 240, Article ID 106080, Feb. 2025.
- [11] Sanyal and P. Mitra, "Real-time Agro-telemetry and Analytics: Bridging the Gap Between Farmers and Data Science," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 13, no. 8, pp. 6712-6724, Apr. 2026.
- [12] Dwiarmoko and T. B. Sasongko, "Pengembangan Aplikasi Web *Flask* Agile untuk Pemantauan Tingkat Asam-Basa Lahan Pertanian Desa," *Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 9, no. 2, pp. 201-211, May 2026.