

Implementasi Algoritma Random Forest untuk Klasifikasi Keberhasilan Pembibitan Bougenville Berbasis Internet of Things

^{1*}Ilham Firmansyah, ²Julian Sahertian, ³Ratih Kumalasari Niswatin

¹²³ Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹ilhamfirm02@gmail.com, ²juliansahertian@unpkediri.ac.id, ³ratih.k@unpkediri.ac.id

Penulis Korespondens : Ilham Firmansyah

Abstrak— Efisiensi pembibitan vegetatif bougenville sangat dipengaruhi oleh stabilitas iklim mikro. Pemantauan konvensional pada skala usaha mikro sering memicu kegagalan akibat keterlambatan penanganan fluktuasi lingkungan. Penelitian ini mengintegrasikan sistem pemantauan berbasis *Internet of Things* dengan algoritma Random Forest untuk mengklasifikasikan keberhasilan pembibitan selama siklus empat puluh hari. Sistem mengakuisisi data suhu, kelembaban udara, intensitas cahaya, kelembaban tanah, dan pH secara kontinu. Eksperimen menggunakan basis data berisi 6.659 rekaman menunjukkan model klasifikasi mencapai akurasi sebesar 82,21%. Melalui analisis tingkat kepentingan fitur, ditemukan bahwa suhu udara, kelembaban tanah, dan pH merupakan parameter paling deterministik dalam kelangsungan hidup stek batang. Sistem ini berfungsi sebagai instrumen pendukung keputusan untuk optimalisasi produksi hortikultura cerdas..

Kata Kunci— bougenville, Internet of Things, klasifikasi, monitoring lingkungan, Random Forest.

Abstract— Vegetative propagation efficiency of bougainvillea is heavily influenced by microclimate stability. Conventional monitoring in micro-enterprises often triggers failure due to delayed responses to environmental fluctuations. This study integrates an Internet of Things monitoring system with the Random Forest algorithm to classify propagation success over a forty-day cycle. The system continuously acquires temperature, air humidity, light intensity, soil moisture, and pH data. Experiments using a dataset containing 6,659 records show that the classification model achieves an accuracy of 82.21%. Feature importance analysis reveals that air temperature, soil moisture, and pH are the most deterministic parameters in stem cutting survival. This system serves as a decision support tool for smart horticulture production optimization.

Keywords— bougainvillea, classification, environmental monitoring, Internet of Things, Random Forest.

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Budidaya tanaman hias bougenville (*Bougainvillea*) melalui metode vegetatif memiliki sensitivitas tinggi terhadap kondisi iklim mikro lokal [1]. Keberhasilan multiplikasi tanaman pada fase awal ditentukan oleh interaksi dinamis antara temperatur udara, kelembaban makro, hidrologi tanah, intensitas cahaya, serta tingkat keasaman (pH) media tanam [2]. Pemeliharaan vegetasi berskala usaha mikro umumnya masih mengandalkan inspeksi manual secara visual yang bergantung pada perkiraan subjektif [3]. Kelemahan pendekatan konvensional ini terletak pada

lambatnya respons terhadap perubahan cuaca ekstrem, yang berisiko mengakibatkan pembusukan batang atau kematian bibit sebelum siklus perakaran terbentuk [3].

Implementasi arsitektur *Internet of Things* (IoT) pada sektor pertanian cerdas menawarkan solusi mitigasi risiko kegagalan produksi melalui akuisisi data iklim mikro secara kontinu [4]. Rekam data historis dari sensor nirkabel dapat dimanfaatkan untuk pemodelan analitik prediktif menggunakan algoritma *machine learning* guna mengenali pola lingkungan yang mendukung kelangsungan hidup bibit secara objektif [5]. Riset terdahulu telah membuktikan reliabilitas sensor lingkungan dalam memetakan dinamika iklim mikro secara presisi [4], serta memvalidasi bahwa sifat kimia dan fisik media tanam berdampak signifikan terhadap morfologi perakaran. Penggunaan algoritma berbasis *ensemble learning* seperti Random Forest dinilai sangat unggul karena kemampuannya memproses fitur multivariat dan ketahanannya terhadap gejala *overfitting* [6]. Namun, studi-studi tersebut umumnya masih mengkaji parameter lingkungan secara terpisah tanpa mengaitkannya secara komprehensif ke dalam sistem klasifikasi status kelangsungan hidup bibit spesifik [7], [8].

Untuk mengisi celah riset tersebut, penelitian ini mengembangkan arsitektur pemantauan lingkungan berbasis IoT yang terintegrasi secara langsung dengan model komputasi *Random Forest*. Fokus utama penelitian ini adalah melakukan klasifikasi biner untuk memprediksi tingkat keberhasilan proses pembibitan dari data lingkungan selama kurun waktu observasi 40 hari. Kebaruan penelitian ini terletak pada ekstraksi bobot tingkat kepentingan fitur (*feature importance*) untuk mengidentifikasi parameter iklim mikro paling deterministik, sehingga hasil klasifikasi ini dapat difungsikan sebagai sistem pendukung keputusan yang objektif bagi pembudidaya.

II. METODE

Sistem yang dikembangkan terdiri dari perangkat sensor lapangan, mikrokontroler, jaringan Internet, dan layanan cloud serta antarmuka monitoring.

A. Akuisisi Data Lapangan dan Arsitektur IoT

Infrastruktur pengumpulan data dibangun menggunakan mikrokontroler ESP32 sebagai *gateway* utama di lapangan. Perangkat ini terhubung secara fisik dengan sejumlah sensor modular, meliputi sensor DHT22 untuk mengukur suhu udara (°C) dan kelembaban udara (%), sensor BH1750 untuk intensitas cahaya (lux), probe kapasitif untuk mengukur kelembaban tanah (%) pada media tanam [9], serta sensor elektroda untuk memantau pH media tanam. Penggunaan sensor DHT22 dipilih karena stabilitas keluaran sinyal digitalnya yang tahan terhadap *noise* pada kondisi iklim mikro berfluktuasi tinggi [10], sedangkan BH1750 dinilai ideal untuk rentang pengukuran lux tanpa kalibrasi kompleks [4].

Tabel 1. Daftar Komponen

Komponen	Fungsi
Mikrokontroler ESP32	Pengolahan data sensor dan pengiriman data melalui Wi-Fi
Sensor DHT22	Pengukur suhu (°C) dan kelembaban udara (%)

Komponen	Fungsi
Sensor BH1750	Pengukur intensitas cahaya (lux)
Sensor kelembaban tanah	Pengukur kelembaban tanah (persen)
Sensor pH	Pengukur pH tanah

Pencatatan parameter fisik ditransmisikan secara berkala melalui protokol HTTP POST menuju basis data *cloud*. Eksperimen pemantauan yang dilakukan secara kontinu selama siklus awal 40 hari stek batang bougenville berhasil mengumpulkan data terstruktur sebanyak 6.659 baris pengamatan yang disimpan dalam format excel. Contoh data yang terkumpul disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Data Hasil Akuisisi Sensor

Suhu (°C)	RH (%)	Cahaya (Lux)	Kelembaban Tanah (%)	pH Media	Label Keberhasilan
33.7	100,0	1244	100	6.0	Berhasil
39.8	86,1	0	0	11.0	Gagal

B. Pra-pemrosesan Data

Sebelum digunakan dalam tahap pelatihan, fitur lingkungan dibersihkan dari data kosong (*missing values*) dan dinormalisasi menggunakan metode *Min-Max Normalization* agar seluruh nilai fitur berada dalam rentang seragam. Transformasi ini dilakukan untuk mencegah dominasi fitur berdimensi besar selama proses pembelajaran algoritma. Persamaan normalisasi yang digunakan adalah.

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Di mana x adalah nilai sensor asli yang terbaca, sedangkan x_{min} dan x_{max} adalah nilai terendah dan tertinggi dari parameter data tersebut. Dataset kemudian dipecah dengan proporsi 80% sebagai data latih (*training data*) dan 20% sebagai data uji (*testing data*).

C. Algoritma Random Forest

Random Forest adalah metode *ensemble learning* yang membangun banyak pohon keputusan (*decision trees*) secara acak (dengan teknik *bootstrap sampling*) dan menggabungkan hasil *voting* tiap pohon untuk klasifikasi akhir. Prediksi akhir Random Forest diberikan oleh label terbanyak (modus) dari seluruh pohon [7].

D. Evaluasi Model

Kinerja model klasifikasi dievaluasi secara objektif menggunakan *Confusion Matrix*, yang memetakan jumlah *True Positives* (TP), *True Negatives* (TN), *False Positives* (FP), dan *False*

Negatives (FN). Berdasarkan matriks tersebut, performa model diukur menggunakan tiga metrik utama, yaitu akurasi, presisi, dan *recall*. Akurasi digunakan untuk menghitung rasio prediksi benar terhadap keseluruhan data uji.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Presisi mengukur tingkat ketepatan prediksi pada data yang diklasifikasikan ke dalam kelas positif (Berhasil):

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Recall mengukur kemampuan model dalam mengenali dan memprediksi seluruh data yang secara faktual merupakan kelas positif:

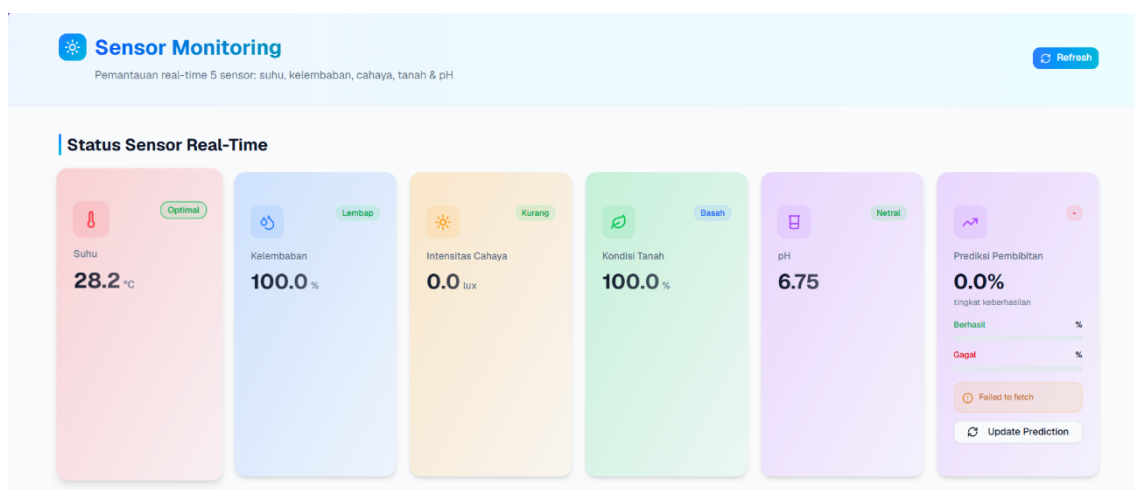
$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menguraikan hasil dari pengumpulan data lingkungan secara *real-time* melalui arsitektur IoT, analisis statistik dari parameter yang diukur, serta evaluasi kinerja model *machine learning* yang diterapkan untuk mengklasifikasikan status keberhasilan bibit.

A. Implementasi Sistem

Sistem IoT yang dikembangkan telah berhasil diintegrasikan dengan *backend* REST API untuk mengakuisisi dan memproses data lingkungan mikroklimat secara *real-time*. Visualisasi data dan status prediksi ditampilkan melalui antarmuka dasbor berbasis web yang dapat diakses oleh pengguna. Gambar 1 memperlihatkan tampilan antarmuka sistem yang memantau lima parameter secara simultan



Gambar 1. Antarmuka website monitoring kondisi lingkungan

Gambar 1 memperlihatkan tampilan antarmuka sistem yang memantau lima parameter secara simultan. Antarmuka tersebut secara terstruktur menampilkan lima kartu (*card*) indikator di sisi kiri, yang masing-masing menunjukkan nilai *real-time* dari pembacaan Suhu, Kelembaban Udara, Intensitas Cahaya, Kondisi Tanah, dan pH, lengkap dengan lencana (*badge*) status kondisinya (seperti 'Optimal' atau 'Lembap'). Di sisi paling kanan, terdapat elemen panel "Prediksi Pembibitan" yang berfungsi untuk mengkalkulasi dan menampilkan probabilitas tingkat keberhasilan pembibitan (dalam persentase) secara instan berdasarkan keluaran pemrosesan dari model algoritma.

Pada kondisi yang terekam di antarmuka tersebut, sistem membaca suhu udara sebesar 28,2°C dengan tingkat kelembaban udara mencapai titik jenuh 100,0%. Data *real-time* ini secara otomatis dikirimkan ke model *machine learning* di *server*, yang kemudian memicu pembaruan status pada panel prediksi untuk memberikan keputusan instan.

B. Karakteristik Data Mikroklimat Pembibitan

Selain pemantauan *real-time*, sistem berhasil mengumpulkan rekam jejak data sensor selama 40 hari fase observasi. Rekapitulasi pencatatan data berdasarkan dataset hasil perekaman (setelah pembersihan *error* sensor) memperlihatkan rentang fluktuasi mikroklimat yang sangat dinamis pada area pembibitan, sebagaimana ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Profil Statistik Parameter Mikroklimat Pembibitan

Parameter Sensor	Nilai Minimum	Nilai Maksimum	Status Dominan
Suhu Udara (°C)	31,5	39,2	Optimal - Panas
Kelembaban Udara (%)	86,1	100,0	Lembap
Intensitas Cahaya (lux)	1139,17	1366,67	Optimal
Kelembaban Tanah (%)	0,0	100,0	Kering - Basah
pH Media Tanam	2,62	8,70	Basa

Tingkat ekstremitas yang terekam pada dataset, seperti kelembaban tanah yang menyentuh titik 0% dan tingkat pH pada level sangat asam (2,62) maupun basa (8,70), merepresentasikan kondisi anomali di lapangan. Variasi ekstrem ini diakibatkan oleh fluktuasi cuaca harian dan inkonsistensi penyiraman manual, yang menjadi landasan kuat bagi model komputasi dalam mempelajari batas toleransi lingkungan bagi tanaman.

C. Hasil Klasifikasi Random Forest

Pengujian algoritma *Random Forest* terhadap 1.332 rekaman data uji independen menghasilkan tingkat akurasi global (*overall accuracy*) sebesar 82,21%. Evaluasi performa model klasifikasi berdasarkan metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score*

```
Akurasi Model: 82.21%

Laporan Klasifikasi:
      precision    recall  f1-score   support

      0       0.81      0.99      0.89       986
      1       0.94      0.34      0.50       346

 accuracy          0.82       1332
 macro avg          0.67       1332
 weighted avg       0.82       1332

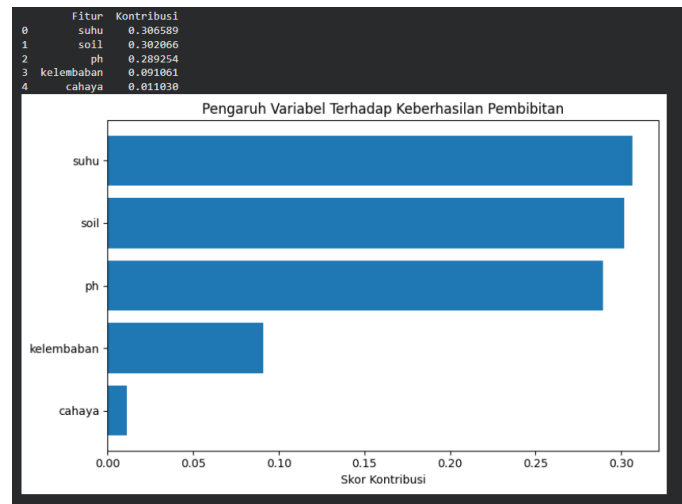
==== CONFUSION MATRIX ====
[[978   8]
 [229 1171]]
```

Gambar 2. Evaluasi model

Berdasarkan *Confusion Matrix*, algoritma secara presisi tinggi (94%) mampu mengenali pola lingkungan yang optimal bagi bibit untuk bertahan hidup. Namun, rendahnya nilai *recall* (34%) pada kelas Berhasil mengonfirmasi adanya fenomena tumpang tindih data (*overlapping*). Fenomena ini mengindikasikan bahwa sekalipun parameter fisis terbaca ideal oleh instrumen IoT, terdapat variabel tak terukur yang memicu kegagalan organogenesis tanaman. Selain faktor biologis internal dan kualitas nutrisi bawaan stek, absennya intervensi eksternal pratanam berkontribusi signifikan terhadap anomali ini. Pemberian fungisida pada pangkal batang stek sebelum penanaman merupakan faktor eksternal yang krusial untuk mencegah proliferasi patogen jamur. Tanpa proteksi fungisida, tingkat kelembaban lingkungan yang dipertahankan pada titik jenuh (mencapai 100,0%) justru menciptakan ekosistem yang kondusif bagi pertumbuhan spora jamur, yang pada akhirnya memicu pembusukan jaringan batang sebelum kalus akar sempat terbentuk.

D. Feature Importance

Kalkulasi bobot tingkat kepentingan fitur mengekstrak variabel yang paling dominan dalam membentuk pohon keputusan model klasifikasi. Analisis komputasi memperlihatkan bahwa suhu udara memberikan kontribusi prediktif tertinggi sebesar 30,6%, diikuti secara rapat oleh kelembaban tanah sebesar 30,2%, dan pH media tanam sebesar 28,9%. Variabel kelembaban udara (9,1%) dan intensitas cahaya (1,1%) terbukti kurang deterministik dalam fase awal pertumbuhan vegetatif ini. Grafik contoh distribusi kepentingan fitur diberikan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram ilustrasi fitur penting

Temuan komputasional ini memperkuat literatur agronomi bahwa stabilitas suhu perakaran merupakan katalis utama dalam pembelahan sel jaringan meristem. Fluktuasi suhu yang ekstrem serta derajat keasaman yang tidak seimbang secara langsung memicu tegangan fisiologis (*physiological stress*) pada tanaman. Selain itu, tingkat kelembaban tanah yang konsisten terbukti vital untuk mencegah matinya kalus akar baru akibat dehidrasi pada nodus bawah batang.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa integrasi sistem pemantauan berbasis *Internet of Things* (IoT) dengan algoritma Random Forest dapat diimplementasikan secara efektif sebagai instrumen pendukung keputusan untuk mengklasifikasikan keberhasilan pembibitan vegetatif bougenville. Model komputasi yang dibangun mencapai tingkat akurasi sebesar 82,21% dengan reliabilitas presisi pengenalan lingkungan ideal mencapai 94%. Berdasarkan ekstraksi tingkat kepentingan fitur, divalidasi bahwa suhu udara, kelembaban tanah, dan derajat keasaman (pH) media merupakan tiga parameter mikroklimat paling deterministik yang mendikte kelangsungan hidup stek batang.

Keterbatasan pada sistem saat ini adalah belum terukurnya variabel intervensi eksternal, seperti pemberian fungisida pra-tanam yang terbukti krusial untuk mencegah proliferasi patogen jamur pada kelembaban tinggi. Sebagai implikasi dan pengembangan riset di masa depan, arsitektur pemantauan ini direkomendasikan untuk diintegrasikan dengan aktuator otomatis seperti irigasi tetes dan *sprayer* penetral pH yang dapat bekerja secara otonom untuk menstabilkan mikroklimat seketika saat model memprediksi status bahaya lingkungan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak di Universitas Nusantara PGRI Kediri serta mitra pengelola pembibitan yang telah memfasilitasi kebutuhan instrumentasi selama pelaksanaan penelitian lapangan ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Panthi, M. Pant, R. Chand, and T. Devkota, "Impact of different growing media on propagation of bougainvillea (*Bougainvillea* spp.) through hardwood stem cuttings in Chitwan, Nepal," *International Journal of Horticultural Science*, vol. 31, no. 1, pp. 37-43., doi: 10.31421/ijhs/31/2025/15461.
- [2] S. K. Minj, P. P. Gupta, R. Kumar, M. Khilari, and D. S. Painkra, "Root Parameter Investigation in Standardized Media for Bougainvillea (*Bougainvillea* comm. Ex Juss.) Propagation," *International Journal of Plant & Soil Science*, vol. 35, no. 18, pp. 1013–1017, 2023, doi: 10.9734/ijpss/2023/v35i183448.
- [3] H. Lin *et al.*, "An Efficient Method for the Propagation of Bougainvillea glabra 'New River' (Nyctaginaceae) from In Vitro Stem Segments," *Forests*, vol. 15, no. 3, Mar. 2024, doi: 10.3390/f15030519.
- [4] J. Pebralia, Y. Fendriani, M. F. Afrianto, and C. Nur Syaqla, "RANCANG BANGUN SISTEM PENGUKURAN INTENSITAS CAHAYA, SUHU, DAN KELEMBABAN RUANGAN BERBASIS SENSOR DHT11 DAN BH1750," *JOURNAL ONLINE OF PHYSICS*, vol. 10, no. 1 SE-Instrumentasi, pp. 37–42, Nov. 2024, doi: 10.22437/jop.v10i1.38230.
- [5] K. G. Liakos, P. Busato, D. Moshou, and S. Pearson, "Machine Learning in Agriculture : A Review," no. M1, pp. 1–29, doi: 10.3390/s18082674.
- [6] M. Hasan *et al.*, "Ensemble machine learning-based recommendation system for effective prediction of suitable agricultural crop cultivation," *Frontiers in Plant Science*, vol. Volume 14-2023, 2023.
- [7] V. Hafizh, C. Putra, M. Al-husaini, A. P. Wahyu, and A. R. Raharja, "Design of an Intelligent Monitoring System Based on Internet of Things (IoT) with Random Forest Regression Algorithm for Height Detection in Cherry Tomato Plants Perancangan Sistem Monitoring Cerdas Berbasis Internet of Things (IoT) dengan Algoritma R," vol. 5, no. January, pp. 10–25, 2025.
- [8] J. Fondaj, M. Hamiti, S. Krrabaj, X. Zenuni, and J. Ajdari, "Comparison of Predictive Algorithms for IOT Smart Agriculture Sensor Data," *International Journal of Interactive Mobile Technologies (iJIM)*, vol. 17, no. 21 SE-Papers, pp. 65–78, Nov. 2023, doi: 10.3991/ijim.v17i21.44143.
- [9] I. Ahmad, S. E. Shariffudin, A. F. Ramli, S. M. M. Maharum, Z. Mansor, and K. A. Kadir, "Intelligent Plant Monitoring System Via IoT and Fuzzy System," in *2021 IEEE 7th International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications, ICSIMA 2021*, 2021, pp. 123–127. doi: 10.1109/ICSIMA50015.2021.9526312.
- [10] Y. Ahmad, T. Gunawan, H. Mansor, B. Hamida, A. Hishamudin, and F. Arifin, *On the Evaluation of DHT22 Temperature Sensor for IoT Application*. 2021. doi: 10.1109/ICCCE50029.2021.9467147.