E-ISSN: 3025-0994
Halaman 3089-3099
Volume 4 Nomor 4 Tahun 2026

Klasifikasi Kondisi Pengeringan Kopi Natural Berbasis IoT dengan Algoritma C4.5

Muhammad Lutfi Fausan[1], Isnawaty[2], Achmad Nur Aliansyah[3]

[1,2] Jurusan Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo, Kendari, Indonesia
[3] Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Halu Oleo, Kendari, Indonesia
e-mail: fausan2004@gmail.com, isnawaty@uho.ac.id, ahmadnuraliansyah@uho.ac.id

Abstrak

Pengeringan kopi metode natural memerlukan pemantauan lingkungan untuk membantu menentukan kondisi proses secara konsisten. Penelitian ini mengembangkan prototipe Internet of Things (IoT) berbasis ESP32 dan sensor DHT11, load cell, serta MQ-135 dengan klasifikasi menggunakan aturan pohon keputusan yang dirancang melalui pendekatan C4.5. Data mencakup 576 rekaman pemantauan, sedangkan evaluasi yang dilaporkan menggunakan 58 rekaman berlabel Optimal dan Belum Optimal. Hasil pengujian menghasilkan 50 klasifikasi benar dari 58 rekaman, dengan akurasi 86,21%, precision 100,00%, recall 85,96%, dan F1-score 92,45% untuk kelas Optimal. Delapan kesalahan merupakan kasus Optimal yang diprediksi Belum Optimal. Rata-rata galat relatif pengukuran suhu, kelembapan, dan bobot terhadap acuan masing-masing sebesar 0,83%, 2,19%, dan 0,59%, sedangkan pembacaan MQ-135 berbeda 2,85% dari acuan simulasi. Pengujian fungsional memenuhi delapan dari delapan skenario. Distribusi label pengujian sangat timpang, sehingga hasil ini menunjukkan kelayakan fungsi pemantauan dan klasifikasi awal, belum membuktikan pemendekan durasi pengeringan maupun pencapaian kadar air akhir yang dipersyaratkan. Oleh karena itu, pengembangan lebih lanjut sangat diperlukan guna meningkatkan performa sistem pemantauan secara menyeluruh. Penambahan variasi data latih dengan distribusi label yang lebih seimbang menjadi langkah krusial agar model pohon keputusan C4.5 dapat memprediksi kelas Belum Optimal secara lebih akurat. Selain itu, pengujian langsung pada proses pengeringan skala penuh di lapangan perlu dilakukan untuk mengukur dampak nyata terhadap kadar air akhir biji kopi dan efisiensi waktu pengeringan. Penerapan sensor dengan tingkat presisi yang lebih tinggi serta integrasi algoritma kecerdasan buatan yang adaptif juga berpotensi mengoptimalkan pengawasan mutu kopi secara *real-time* dan berkelanjutan.

Kata Kunci: Algoritma C4.5, Internet Of Things, Klasifikasi Kondisi, Kopi Natural, Pengeringan Kopi

Abstract

Natural coffee drying requires environmental monitoring to help determine process conditions consistently. This study developed an Internet of Things (IoT) prototype based on ESP32 with DHT11, load cell, and MQ-135 sensors, utilizing decision tree rules designed through the C4.5 approach for classification. The dataset comprises 576 monitoring records, while the reported evaluation uses 58 records labeled Optimal and Suboptimal. The test results achieved 50 correct classifications out of 58 records, with an accuracy of 86.21%, precision of 100.00%, recall of 85.96%, and an F1-score of 92.45% for the Optimal class. All eight errors occurred when Optimal cases were predicted as Suboptimal. The average relative measurement errors for temperature, humidity, and weight compared to reference standards were 0.83%, 2.19%, and 0.59%, respectively, whereas the MQ-135 reading differed by 2.85% from the simulation benchmark. Functional testing fulfilled eight out of eight scenarios. Due to the highly imbalanced test label distribution, these results demonstrate the feasibility

of initial monitoring and classification functions without yet proving a reduction in drying duration or the achievement of required final moisture content. Therefore, further development is essential to improve overall system performance. Adding more varied training data with a balanced label distribution is crucial for the C4.5 decision tree model to classify Suboptimal conditions more accurately. Furthermore, direct field testing during full-scale drying processes is needed to measure real impacts on final bean moisture content and drying time efficiency. Incorporating higher-precision sensors alongside adaptive artificial intelligence algorithms also holds potential for optimizing real-time, sustainable coffee quality control.

Keywords: C4.5 Algorithm, Internet of Things, Condition Classification, Natural Coffee, Coffee Drying

LATAR BELAKANG

Pengeringan merupakan tahap penentu dalam pengolahan kopi pascapanen, khususnya pada metode natural yang mempertahankan buah kopi selama pengurangan kadar air. Perubahan suhu dan kelembapan lingkungan memengaruhi laju pelepasan air serta konsistensi mutu. Penelitian Jakkaew dkk. (2024) memperlihatkan manfaat penggabungan pengamatan lingkungan dan analisis kimia untuk memahami proses pengeringan kopi. Penelitian Kurnia dkk. (2025) juga menunjukkan perbedaan karakteristik hasil pengeringan kopi Arabika antara metode para-para dan cara konvensional. Bukti ini memperkuat kebutuhan terhadap pengukuran yang berkelanjutan dan penetapan indikator proses yang dapat diulang.

Pada pelaku usaha berskala kecil, pengeringan sering menghadapi perubahan cuaca dan ketidakpastian waktu selesai. Penelitian Acosta-Minoli dkk. (2024) mengembangkan pencatatan dan analisis data pengeringan kopi berbasis IoT untuk membantu petani mengamati perubahan kondisi melalui perangkat bergerak. Pada konteks pertanian daerah, penelitian Almaliki dkk. (2025) memanfaatkan data suhu, kelembapan, dan variabel iklim lainnya untuk mendukung analisis produksi padi di Kolaka Timur. Walaupun komoditas dan metode analisis berbeda, studi tersebut relevan sebagai landasan pemanfaatan data lingkungan dalam keputusan pertanian berbasis bukti.

Perangkat pengering kopi terkini semakin memadukan sensor, mikrokontroler, komunikasi jarak jauh, dan aplikasi pemantauan. Penelitian Maulana dan Gunawan (2026) melaporkan desain pengering hybrid berbasis ESP32 serta pemantauan melalui web. Penelitian Nofriyanti dkk. (2025) menambahkan komunikasi MQTT pada smart dryer dome. Penelitian Aung Moon dkk. (2024) menggarisbawahi bahwa cara pengolahan dan profil pengeringan juga berhubungan dengan karakter fisikokimia kopi, sementara itu penelitian Nafisah dkk. (2024) menunjukkan bahwa sistem pengendalian suhu dapat disusun menggunakan logika fuzzy pada pengering kopi Robusta. Hasil-hasil tersebut menempatkan pengukuran lingkungan dan kontrol proses sebagai fondasi sistem pascapanen digital.

Akan tetapi, klasifikasi berbasis suhu dan kelembapan udara tidak otomatis menunjukkan bahwa kadar air kopi telah memenuhi standar penyimpanan. Penelitian Wijaya dkk. (2025) menelaah cara mengukur kadar air biji kopi menggunakan pendekatan pengolahan citra dan metode oven sebagai acuan. Tinjauan Opara dkk. (2024) juga mengingatkan bahwa penerapan pembelajaran mesin pada kegiatan pascapanen perlu didukung target pengukuran dan evaluasi yang sesuai. Penelitian Le dkk. (2025) membahas prediksi kadar air pada proses pengeringan kopi sebagai masalah yang berbeda dari klasifikasi kondisi lingkungan.

Algoritma Decision Tree C4.5 memungkinkan pembentukan keputusan yang dapat dijelaskan melalui atribut dan ambang pemisah. Penelitian Angdresey dkk. (2024) menggunakannya pada sistem IoT untuk akuarium dan tanaman hias. Penelitian Fahrizal dkk. (2024) mengimplementasikan pendekatan tersebut pada lampu otomatis, sedangkan penelitian Ismayanti dkk. (2025) menerapkan klasifikasi multisenor pada deteksi bahaya kebakaran. Integrasi C4.5 dengan sensor dan layanan pemantauan juga dibahas (Nurhakim

dkk., 2024) dan (Hermawan dkk., 2025). Penelitian Garg dkk. (2025) memperlihatkan pemakaian C4.5 pada masalah sumber daya IoT. Kesamaan utamanya adalah penggunaan aturan yang dapat ditelusuri, meskipun konteks dan data pengujiannya berbeda.

Dari sisi penerapan data mining, penelitian Almaliki dkk. (2026) menunjukkan bagaimana pola operasional yang tersembunyi dapat diringkas menjadi kategori keputusan melalui pengelompokan data. Studi tersebut tidak membahas kopi, tetapi mendukung relevansi analitik data pada aplikasi operasional. Sementara itu, Fatkhurrozi dan Setiawan (2024) meninjau pengendalian suhu dan kelembapan ruang pengering berbasis mikrokontroler, dan Ihsan dkk. (2026) merangkum kebutuhan integrasi pemantauan serta prediksi pengeringan kopi Arabika. Penelitian sekarang berbeda karena mengevaluasi implementasi klasifikasi kondisi pengeringan pada satu prototipe IoT dengan data sensor, riwayat pengamatan, serta audit confusion matrix dan fungsi perangkat.

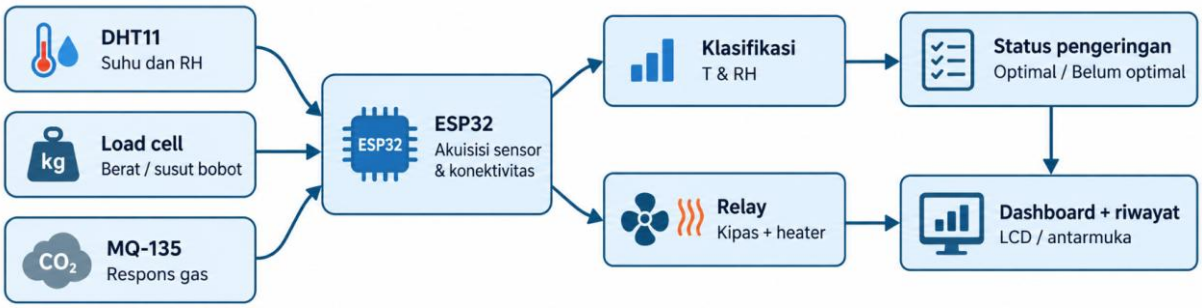
Tujuan penelitian adalah mendeskripsikan arsitektur sistem pemantauan kopi Arabika dengan pengolahan natural, menerapkan aturan klasifikasi yang diturunkan dari rancangan pohon keputusan C4.5, dan mengevaluasi keluaran sistem secara kuantitatif. Kontribusi yang ditinjau mencakup integrasi akuisisi data, penampilan status dan kontrol, performa dua kelas pada 58 observasi, serta karakteristik galat sensor. Fokus evaluasi adalah kesesuaian status pengeringan. Penelitian belum mencakup eksperimen terkontrol yang membandingkan lama pengeringan dengan metode konvensional.

METODE

Rancangan Penelitian dan Objek. Penelitian menggunakan pendekatan pengembangan prototipe dan evaluasi kuantitatif. Objek dibatasi pada kopi Arabika (Coffea arabica) yang menjalani pengolahan natural. Sistem memantau proses pengeringan menggunakan rangkaian sensor dan mengolah informasi menjadi status klasifikasi. Pengembangan perangkat lunak memanfaatkan kerangka Rational Unified Process pada tahap analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, dan pengujian sebagaimana tercantum dalam skripsi sumber. Sistem dirancang agar pengguna dapat meninjau kondisi melalui antarmuka monitoring serta memeriksa riwayat pengamatan.

Dataset hasil pengamatan memuat 576 rekaman. Setiap rekaman menyimpan suhu, kelembapan udara, berat, indikator gas CO_2, persentase penyusutan bobot, waktu pengamatan, waktu mulai proses, dan label kondisi. Rekaman yang digunakan untuk evaluasi akhir berjumlah 58. Informasi sumber tidak menjelaskan secara lengkap pemilihan observasi, independensi antara data pembentukan aturan dan data pengujian, maupun frekuensi sampling. Oleh karena itu, persentase kinerja pada artikel ini hanya berlaku untuk 58 rekaman evaluasi yang tersedia.

Arsitektur Perangkat Keras dan Aliran Data. ESP32 menjadi pusat akuisisi dan pengendalian. Sensor DHT11 mengukur suhu dan kelembapan relatif, load cell merekam massa, sedangkan MQ-135 menyediakan indikator respons gas. Data diproses untuk monitoring dan riwayat, lalu ditampilkan pada LCD dan antarmuka aplikasi. Sistem menyediakan relay yang terhubung ke pemanas dan kipas untuk menjalankan fungsi pengendalian. Gambar 1 menguraikan jalur masukan, pembentukan status, dan penyajian informasi yang dipertahankan dari rancangan skripsi.



Gambar 1. Arsitektur perangkat pengering kopi dan aliran data sistem

Pada jalur klasifikasi, suhu dan kelembapan digunakan sebagai fitur utama. Sementara itu, massa dan indikator gas berfungsi sebagai parameter monitoring pendukung. Pemisahan peran ini penting agar pembaca tidak menganggap seluruh sensor masuk ke model keputusan, sebab uraian implementasi menyatakan fungsi klasifikasi operasional menggunakan suhu dan kelembapan. Penelitian tidak menyajikan bukti kalibrasi MQ-135 untuk identifikasi CO_2 absolut pada kondisi pengukuran laboratorium, sehingga keluaran gas diperlakukan sebagai indikator relatif.

Tabel 1. Parameter Input, Perangkat, dan Perannya

Parameter	Sumber	Peran
Suhu (°C)	DHT11	Fitur utama klasifikasi
Kelembapan (%RH)	DHT11	Fitur utama klasifikasi
Massa dan susut bobot	Load cell	Pemantauan perubahan massa
Respons gas / estimasi CO_2	MQ-135	Pemantauan kondisi udara
Waktu dan label	Pencatatan sistem	Riwayat dan evaluasi klasifikasi

Pembentukan dan Implementasi Aturan Keputusan. Tahap perancangan memanfaatkan konsep entropy, information gain, dan gain ratio untuk memilih atribut pemisah pada pohon C4.5. Entropy mengukur ketidakmurnian kelas dan gain ratio menormalkan penurunan ketidakpastian terhadap informasi pemisahan atribut. Penelitian menempatkan suhu sebagai node awal dan kelembapan sebagai atribut lanjutan. Relasi dasarnya dinyatakan melalui Persamaan (1), dengan S sebagai kumpulan data berlabel, A sebagai kandidat atribut, serta SplitInfo sebagai ukuran sebaran pemisahan pada atribut tersebut.

$$GainRatio(S,A) = Gain(S,A) \,/\, SplitInfo(S,A) \quad (1)$$

Pada rancangan konseptual, suhu dibagi menjadi tiga rentang, yaitu kurang dari 30 °C, 30 sampai 35 °C, dan lebih dari 35 °C. Kelembapan juga diringkas menjadi rentang lebih dari 70%, 60 sampai 70%, serta kurang dari 60%. Kombinasi ekstrem dipakai untuk mengilustrasikan kondisi Belum Optimal dan Sudah Optimal, sedangkan kondisi tengah disebut Cukup Kering. Rancangan tiga tingkat tersebut tidak identik dengan label evaluasi akhir yang hanya memiliki dua kelas, yaitu Optimal dan Belum Optimal.

Bukti implementasi pada fungsi evaluasiC45() menunjukkan bahwa aturan keputusan diterjemahkan menjadi percabangan if-else. Dalam potongan kode yang disertakan, suhu dipisahkan pada 30 °C, 33 °C, dan 40 °C serta kelembapan dipisahkan pada 70%. Ambang ini berbeda dengan diagram rancangan. Artikel ini mempertahankan pembedaan antara aturan pada tahap perancangan dan aturan pada kode operasional. Karena parameter hasil proses pelatihan beserta prosedur validasinya tidak terdokumentasi penuh, evaluasi yang dapat diperiksa secara langsung adalah evaluasi status keluaran sistem, bukan reproduksi eksperimen pelatihan C4.5 secara independen.

Prosedur Evaluasi Klasifikasi. Sebanyak 58 rekaman pengujian memiliki 57 label aktual Optimal dan satu label aktual Belum Optimal. Prediksi sistem dibandingkan terhadap label tersebut untuk menyusun confusion matrix. Kelas Optimal ditetapkan sebagai kelas positif sehingga true positive (TP) adalah prediksi Optimal yang benar, true negative (TN) adalah prediksi Belum Optimal yang benar, false positive (FP) adalah data Belum Optimal yang diprediksi Optimal, dan false negative (FN) adalah data Optimal yang diprediksi Belum Optimal. Definisi ini menghindari pertukaran FP dan FN pada penjelasan awal di salah satu bagian skripsi.

Akurasi menghitung seluruh prediksi benar, sedangkan precision mengukur ketepatan saat sistem memprediksi Optimal. Recall menggambarkan proporsi data aktual Optimal yang terdeteksi, dan F1-score adalah rata-rata harmonik precision serta recall. Persamaan (2) sampai (5) memperlihatkan rumus yang digunakan. Nilai persen dihitung setelah pembagian, bukan dengan menjumlahkan true negative pada setiap kelas sehingga sampel terhitung ganda.

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \times 100\% \quad (2)$$

$$Precision = TP / (TP + FP) \times 100\% \quad (3)$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \times 100\% \quad (4)$$

$$F1 = 2 \times Precision \times Recall / (Precision + Recall) \quad (5)$$

Pengujian Fungsional dan Akurasi Sensor. Pengujian black box mencakup delapan skenario, yakni login dengan kredensial valid, login tidak valid, halaman monitoring, penampilan hasil klasifikasi, riwayat, notifikasi, halaman kontrol, serta logout. Hasil dianggap sesuai apabila keluaran fitur cocok dengan skenario yang ditentukan. Pengujian ini mengevaluasi keberfungsian komponen aplikasi, bukan akurasi pengendalian suhu maupun percepatan proses pengeringan.

Pengukuran DHT11 dibandingkan dengan termometer dan higrometer referensi yang dicantumkan pada tabel data; load cell dibandingkan dengan timbangan. Skripsi juga menyajikan pengukuran MQ-135 dan pembacaan alat pembanding, namun menyebut nilai acuannya sebagai simulasi. Kesalahan relatif dihitung sebagai nilai mutlak selisih sensor dan acuan dibagi nilai acuan, kemudian dikalikan 100%. Rata-rata dihitung pada 58 baris pengamatan untuk tiap parameter.

$$Galat\ relatif\ (\%) = |nilai\ sensor - nilai\ acuan| / |nilai\ acuan| \times 100\% \quad (6)$$

Penyiapan Rekaman, Penghitungan Metrik, dan Pemeriksaan Konsistensi. Untuk menelusuri evaluasi, semua perhitungan dilakukan dengan menetapkan kelas Optimal sebagai positif. Rekaman berlabel Optimal yang diprediksi Optimal dihitung sebagai true positive; rekaman Belum Optimal yang diprediksi Belum Optimal sebagai true negative. Kesalahan dari Optimal menjadi Belum Optimal merupakan false negative, sedangkan kesalahan sebaliknya merupakan false positive. Definisi ini digunakan secara konsisten pada confusion matrix, metrik, dan pembahasan hasil. Penggunaan definisi eksplisit diperlukan sebab istilah FP dan FN pada sebagian penjelasan skripsi sumber tertukar meskipun hitungan matriksnya dapat direkonstruksi.

Data sensor direkap menurut urutan observasi tanpa mengasumsikan interval waktu yang konstan. Perubahan massa yang ditampilkan merupakan persentase penyusutan sesuai lampiran uji, bukan nilai kadar air biji. Untuk menilai konsistensi pelaporan, persentase rata-rata galat sensor dibandingkan dengan baris individual di tabel hasil pengujian, lalu dibulatkan dua angka desimal. Perhitungan ini tidak mengubah observasi yang tercatat. Sementara itu, nilai sensor yang dibandingkan dengan simulasi tidak ditafsirkan sebagai ketelitian kalibrasi terhadap gas acuan bersertifikat.

Interpretasi statistik dibatasi pada evaluasi deskriptif karena jumlah data uji yang tersedia tidak cukup untuk menguji kestabilan perbedaan antarkelompok. Artikel ini tidak menghitung peningkatan terhadap metode pengeringan konvensional yang memerlukan durasi setiap siklus, hasil pengukuran kadar air sebelum dan sesudah proses, serta kondisi lingkungan yang sebanding. Sebagai pemeriksaan kelayakan interpretasi, frekuensi dua kelas dan nilai pembanding paling sederhana turut dilaporkan, tanpa menyebutnya sebagai eksperimen pelatihan model baru.

HASIL DAN PEMBAHASAN

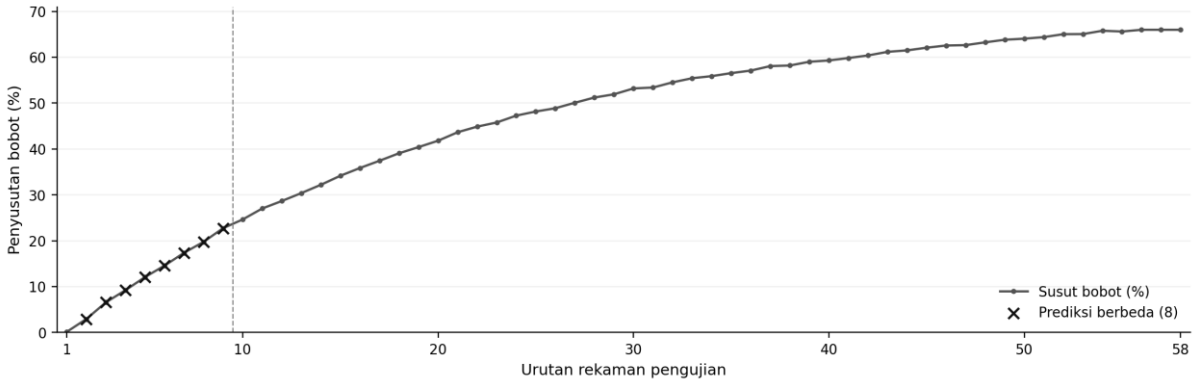
Implementasi Pemantauan dan Pengujian Fungsional. Prototipe menghasilkan tampilan login, dashboard, monitoring, history, kontrol, serta mekanisme logout. Halaman monitoring menampilkan kondisi terkini sehingga perubahan suhu dan kelembapan dapat ditinjau tanpa membaca nilai sensor langsung. Penyimpanan riwayat membantu penelusuran perubahan parameter antarwaktu. Pada rangkaian alat, ESP32 mengumpulkan bacaan DHT11, load cell, dan MQ-135, sedangkan pemanas serta kipas terhubung melalui relay. Implementasi ini membentuk alur dari pengukuran ke penyajian status seperti pada Gambar 1.

Delapan skenario black box memperoleh keluaran sesuai spesifikasi. Tabel 2 merangkum fungsi yang diverifikasi. Hasil 8/8 merupakan tingkat kelulusan pengujian fungsional pada skenario yang ditetapkan, bukan tingkat ketahanan perangkat terhadap gangguan jaringan, kegagalan sensor, ataupun perubahan suhu dalam operasi berkepanjangan. Data tersebut cukup untuk menunjukkan bahwa komponen aplikasi berfungsi pada lingkup pengujian awal.

Tabel 2. Ringkasan Pengujian Black Box

Fungsi	Skenario / keluaran yang diperiksa	Hasil
Login valid	Akun benar diarahkan ke dashboard	Sesuai
Login tidak valid	Kesalahan autentikasi ditampilkan	Sesuai
Monitoring	Pembacaan suhu dan RH ditampilkan	Sesuai
Klasifikasi	Status Optimal / Belum Optimal tampil	Sesuai
Riwayat	Data historis dapat ditinjau	Sesuai
Notifikasi	Notifikasi sesuai kondisi tertentu	Sesuai
Kontrol	Halaman pengendalian dapat diakses	Sesuai
Logout	Sesi berakhir dan kembali ke login	Sesuai

Karakteristik Rekaman dan Perubahan Massa. Pada 58 baris pengujian, suhu awal yang tercatat adalah 29,00 °C dengan kelembapan 75,83% dan penyusutan massa sekitar 0,14%. Pada rekaman ke-58, suhu tercatat 35,62 °C dengan RH 45,04% dan penyusutan massa 66,00%. Gambar 2 menyajikan pola penyusutan massa terhadap urutan baris, bukan terhadap satuan jam, karena jeda pengamatan yang seragam tidak dapat dipastikan dari lampiran. Grafik memperlihatkan kenaikan kumulatif yang cenderung melandai pada akhir pengamatan.



Gambar 2. Penyusutan Bobot dan Posisi Delapan Kesalahan Klasifikasi Pada 58 Rekaman

Delapan prediksi yang berbeda dari label aktual terkonsentrasi pada rekaman ke-2 hingga ke-9, yakni pada fase dengan susut bobot 2,94% sampai 22,74%. Pada rentang tersebut label aktual telah ditetapkan Optimal, sedangkan sistem masih memberi status Belum Optimal. Sebaran ini menunjukkan bahwa hubungan antara label aktual dan indikator suhu-RH belum selalu konsisten di fase awal atau transisi. Perubahan massa adalah indikator proses, namun besarnya persentase susut tidak boleh disamakan secara langsung dengan kadar air akhir tanpa prosedur pengukuran dan definisi basis massa yang terverifikasi.

Evaluasi Confusion Matrix dan Metrik Klasifikasi. Tabel 3 menampilkan confusion matrix dari seluruh 58 data uji, dengan baris merepresentasikan kelas aktual dan kolom memuat kelas prediksi. Jumlah diagonal adalah 49 ditambah satu, sehingga total prediksi benar mencapai 50 rekaman. Delapan ketidaksesuaian adalah data aktual Optimal yang diprediksi Belum Optimal. Tidak ada data aktual Belum Optimal yang salah diprediksi Optimal, tetapi jumlah data aktual pada kelas negatif hanya satu, sehingga spesifisitas tidak dapat disimpulkan stabil.

Tabel 3. Confusion Matrix Dua Kelas Pada 58 Data Pengujian

Aktual / prediksi	Optimal	Belum Optimal	Jumlah
Optimal	49	8	57
Belum Optimal	0	1	1
Jumlah	49	9	58

Dengan Optimal sebagai kelas positif, TP = 49, FP = 0, FN = 8, dan TN = 1. Substitusi pada Persamaan (2) sampai (5) menghasilkan akurasi 86,21% (50/58), precision 100,00% (49/49), recall 85,96% (49/57), dan F1-score 92,45%. Precision yang sempurna tidak berarti model tanpa kesalahan karena seluruh kesalahan yang muncul berada pada kelompok false negative. Pengamatan ini menjadi dasar perlunya pemeriksaan ambang suhu dan kelembapan terutama ketika suhu telah naik tetapi RH masih berada pada rentang menengah atau tinggi.

Distribusi evaluasi sangat timpang, dengan 57 dari 58 data berada pada kelas Optimal. Sebagai pemeriksaan dasar, pengklasifikasi trivial yang selalu menjawab Optimal akan memperoleh akurasi 57/58 atau 98,28% pada data yang sama. Angka pembanding ini bukan hasil eksperimen model lain, melainkan batas pembanding matematis berdasarkan prevalensi kelas uji. Oleh sebab itu, akurasi 86,21% tidak dapat dipakai untuk mengklaim bahwa aturan C4.5 lebih unggul daripada baseline sederhana. Evaluasi selanjutnya perlu data dari banyak siklus pengeringan dan proporsi kelas yang lebih seimbang.

Hasil Pengujian Sensor. Evaluasi galat relatif menunjukkan perbedaan rata-rata antara hasil sensor dan nilai pembanding. Tabel 4 menyajikan hasil dari 58 baris uji pada setiap sensor. Untuk suhu, rata-rata 0,83% dihitung kembali dari 58 angka galat pada Tabel 5.5 skripsi. Ini sesuai angka dalam uraian hasil, meskipun baris rata-rata pada tabel tersebut mencantumkan 0,58%. Tiga nilai parameter lainnya mengikuti perhitungan yang konsisten dengan tabel pengujian skripsi.

Tabel 4. Ringkasan Galat Relatif Pembacaan Sensor

Sensor / parameter	Pembanding	Jumlah	Rata-rata galat
DHT11 / suhu	Termometer	58	0,83%
DHT11 / kelembapan	Higrometer	58	2,19%
Load cell / massa	Timbangan acuan	58	0,59%
MQ-135 / respons gas	Acuan simulasi	58	2,85%

Nilai galat DHT11 dan load cell memberikan gambaran konsistensi pembacaan pada kumpulan data pengujian. Namun, tingkat ketelitian sensor di luar kondisi uji, stabilitas kalibrasi, dan ketidakpastian instrumen referensi belum diukur secara terpisah. Untuk MQ-135, angka 2,85% tidak menunjukkan kepastian konsentrasi CO_2 absolut karena dasar acuannya dinyatakan sebagai simulasi. Karena itu, angka tersebut disajikan sebagai perbedaan relatif dalam skenario pengujian, bukan klaim validasi instrumen gas laboratorium.

Pembahasan, Keterbatasan, dan Implikasi. Hasil penelitian mendukung kemampuan integrasi sensor, mikrokontroler, antarmuka, dan aturan klasifikasi pada satu alur pengeringan kopi. Arsitektur monitoring memiliki kesamaan dengan pendekatan (Acosta-Minoli dkk., 2024; Maulana dan Gunawan, 2026; Nofriyanti dkk., 2025), yaitu pencatatan parameter pengeringan sebagai dasar keputusan. Sementara studi-studi tersebut menekankan desain alat dan kontrol, pengujian pada penelitian ini memperlihatkan konsekuensi kesalahan klasifikasi secara eksplisit, termasuk delapan false negative dan satu-satunya observasi kelas negatif. Evaluasi semacam ini penting ketika status pengeringan akan digunakan untuk membantu pengguna menentukan tindakan.

Interpretasi hasil harus memisahkan tiga hal, yakni status kondisi lingkungan, penurunan massa, dan pemenuhan target kadar air biji. Status Optimal berdasarkan suhu-RH tidak identik dengan kadar air biji yang memenuhi ambang mutu. Tinjauan (Aung Moon dkk., 2024; Wijaya dkk., 2025; Le dkk., 2025) memperlihatkan bahwa karakteristik fisikokimia dan kadar air perlu diukur atau diprediksi menggunakan acuan spesifik. Oleh karena itu, istilah "optimasi waktu" pada sistem prototipe lebih tepat dipahami sebagai dukungan penentuan status selama proses, belum bukti pengurangan waktu yang terukur dibanding proses konvensional.

Pemakaian istilah C4.5 juga perlu ditopang pelacakan proses pelatihan. Rancangan skripsi menyebut entropy dan gain ratio, sedangkan kode tertanam menggunakan aturan if-else dengan titik ambang yang tidak sepenuhnya sama dengan gambar rancangan. Penerjemahan pohon terlatih ke percabangan adalah teknik implementasi yang sah, tetapi reproduksibilitas membutuhkan data latih, versi pohon akhir, parameter pemangkasan, dan asal setiap titik pemisah. Untuk itu, pengembangan berikutnya perlu menyimpan artefak pohon yang benar-benar dilatih dan mengevaluasinya pada rekaman dari siklus pengeringan yang belum dipakai untuk membentuk aturan.

Implikasi praktis penelitian adalah tersedianya dasar integrasi monitoring dan klasifikasi sederhana yang dapat dijalankan pada perangkat IoT berbiaya relatif rendah. Namun, perbaikan yang paling penting adalah mengumpulkan data kondisi Belum Optimal dari beberapa batch, menggunakan pembacaan kadar air standar sebagai acuan label, mengukur waktu pengeringan aktual dalam satuan jam, serta membandingkan sistem dengan baseline aturan ambang sederhana dan metode kontrol lain. Penggunaan data lebih beragam diperlukan sebelum alat direkomendasikan sebagai penentu otomatis akhir pengeringan yang berkaitan dengan mutu dagang. Studi IoT pada berbagai tahap pengolahan kopi, termasuk pekerjaan (Oematan dkk., 2024), menunjukkan ruang pengembangan instrumentasi tetap terbuka.

Analisis Area Kesalahan dan Pembanding Klasifikasi. Pemeriksaan ulang 58 baris lampiran memberikan rentang suhu 29,00-39,23 °C dan kelembapan 45,04-75,83%RH. Nilai tengah pengamatan masing-masing adalah 36,42 °C dan 64,01%RH. Delapan rekaman yang gagal diklasifikasikan seluruhnya berada pada urutan kedua hingga kesembilan, dengan suhu 35,33-37,16 °C, kelembapan 69,37-74,76%RH, dan susut massa 2,94-22,74%. Lokasi kesalahan ini penting karena suhu pada kedelapan observasi sudah relatif tinggi, namun kelembapannya masih berkisar di sekitar atau di atas batas 70%RH. Dengan demikian, perbedaan antara label pengamatan dan status mesin muncul pada kombinasi kondisi yang tidak dapat direduksi menjadi satu parameter saja.

Dari sudut pengambilan keputusan, arah kesalahan perlu dijelaskan sesuai definisi label. False negative berarti rekaman yang oleh data uji dinyatakan Optimal justru diberi

rekomendasi Belum Optimal. Apabila operator memakai status tersebut sebagai satu-satunya acuan, sistem berpotensi mempertahankan operasi pengeringan lebih lama dari yang ditunjukkan label uji. Namun, konsekuensi riil terhadap biaya energi dan mutu kopi tidak dapat dihitung karena lama operasi tambahan dan kadar air aktual pada delapan kasus itu tidak tersedia. Sebaliknya, tidak ditemukannya false positive bukan bukti bahwa sistem selalu aman untuk menghentikan proses. Kelas aktual Belum Optimal hanya memiliki satu contoh sehingga peluang kesalahan pada kelas itu belum terukur dengan andal.

Tabel 5 menunjukkan perbandingan aritmetis antara prediksi pada skripsi dan strategi konstan yang selalu mengeluarkan label Optimal. Semua nilai pembanding konstan dihitung dari komposisi kelas, tanpa menjalankan algoritma tambahan. Strategi konstan tidak dirancang sebagai pengendali pengering dan dapat mengambil keputusan operasional yang keliru pada kondisi basah. Akan tetapi, nilainya memperlihatkan bahwa akurasi saja merupakan tolok ukur yang lemah ketika prevalensi kelas sangat timpang.

Tabel 5. Kinerja Evaluasi dan Pembanding Konstan Pada Data Sama

Ukuran	Sistem prototipe	Selalu Optimal
Benar / total	50 / 58	57 / 58
Akurasi	86,21%	98,28%
Precision Optimal	100,00%	98,28%
Recall Optimal	85,96%	100,00%
F1-score Optimal	92,45%	99,13%
Benar kelas Belum Optimal	1 dari 1	0 dari 1

Tabel 5 tidak menunjukkan bahwa rekomendasi selalu Optimal layak dipakai di lapangan. Pembanding tersebut sengaja digunakan sebagai uji kewajaran angka performa pada data timpang. Penelitian lanjut semestinya melaporkan confusion matrix per kelas, sensitivitas terhadap kondisi basah, makro-F1, serta hasil beberapa pembagian pelatihan-pengujian yang memisahkan siklus pengeringan secara utuh. Tanpa pemisahan antarsiklus, rekaman yang sangat berdekatan berisiko membuat estimasi performa tampak lebih baik daripada kemampuan sistem menghadapi kopi dan cuaca baru.

Syarat Validasi Optimasi Waktu pada Penerapan Berikutnya. Pengujian awal ini menegaskan bahwa sensor dapat mengirim nilai dan antarmuka dapat menampilkan status, tetapi verifikasi optimasi waktu mensyaratkan rancangan eksperimen yang berbeda. Satu kelompok pengeringan perlu menjalankan prosedur konvensional, sedangkan kelompok pembanding menggunakan rekomendasi sistem. Keduanya memerlukan bahan baku dengan karakter awal sebanding, bobot awal yang dicatat, kondisi lingkungan yang dipantau, dan kriteria penghentian yang sama. Waktu mulai serta waktu selesai harus dicatat secara langsung agar perbedaan durasi dapat dinilai dalam jam per batch. Penelitian juga perlu mencatat energi yang dipakai heater dan kipas, karena pengeringan yang lebih singkat tidak otomatis lebih efisien jika konsumsi energinya meningkat.

Label keberhasilan perlu didasarkan pada pengukuran kadar air dengan metode acuan yang sesuai untuk produk kopi, bukan semata-mata pada suhu dan kelembapan udara. Pengukuran dilakukan pada beberapa titik proses dan pada akhir pengeringan untuk memastikan bahwa status mesin tidak mengarah pada produk yang terlalu basah atau terlalu kering. Pengamatan juga sebaiknya meliputi beberapa batch pada variasi cuaca serta jumlah rekaman Belum Optimal yang memadai. Dengan desain ini, akurasi klasifikasi lingkungan, ketepatan penentuan titik akhir pengeringan, penghematan waktu, dan kualitas hasil dapat diuji sebagai empat sasaran yang berbeda.

Untuk memperkuat replikasi perangkat lunak, pengembangan lanjutan perlu melampirkan atribut model, aturan pemisahan yang benar-benar dipelajari, jumlah data

pelatihan, cara pemisahan data, serta versi kode yang menjalankan relay. Kontrol otomatis perlu memiliki aturan batas keselamatan di luar keputusan klasifikasi, misalnya penghentian pemanas bila suhu melebihi batas desain, penanganan sensor yang tidak mengirim data, dan pencatatan setiap intervensi pengguna. Langkah tersebut akan membuat sistem lebih mudah diaudit dan menghubungkan hasil klasifikasi dengan tindakan fisik yang terukur, tanpa mengasumsikan bahwa model yang akurat pada satu rangkaian data sudah cukup untuk pemakaian tanpa pengawasan.

SIMPULAN

Prototipe pemantauan pengeringan kopi natural telah mengintegrasikan ESP32, DHT11, load cell, MQ-135, antarmuka monitoring, dan aturan klasifikasi suhu-kelembapan. Seluruh delapan skenario pengujian fungsional berhasil memenuhi keluaran yang diharapkan. Dari 58 data uji diperoleh 50 klasifikasi benar, dengan akurasi 86,21%, precision 100,00%, recall 85,96%, dan F1-score 92,45% untuk kelas Optimal. Delapan kesalahan berupa data aktual Optimal yang diprediksi Belum Optimal. Galat relatif rata-rata suhu, kelembapan, massa, dan indikator gas adalah 0,83%, 2,19%, 0,59%, dan 2,85% terhadap pembanding yang dijelaskan dalam pengujian. Ketimpangan label 57:1 dan perbedaan antara rancangan dan kode aturan membatasi generalisasi hasil. Sistem dapat digunakan sebagai prototipe bantuan pemantauan, tetapi efektivitasnya dalam mempersingkat durasi pengeringan serta mencapai kadar air akhir yang sesuai standar memerlukan pengujian lanjutan dengan label berbasis pengukuran kadar air dan perbandingan antarmetode.

DAFTAR PUSTAKA

Acosta-Minoli, C., Carmona, P.-C., Mesa-Mazo, M., Vargas-Gil, J.-D., Dan Velasquez, J.-P. (2024). Iot-Based Technology For The Coffee Drying Process Data Analysis Of Small Farmers. Revista Facultad De Ingenieria, Vol. 33, No. 69, E17404. Https://Doi.Org/10.19053/01211129.V33.N69.2024.17404

Almaliki, M. F., Kasim, S. S., Dan Isnawaty. (2025). Analisis Hubungan Faktor Iklim Dan Luas Panen Terhadap Produksi Padi Berbasis Teknologi Informasi Untuk Mendukung Efisiensi Pengelolaan Komoditas Pertanian Di Kabupaten Kolaka Timur. JIMU: Jurnal Ilmiah Multidisipliner, Vol. 3, No. 4, Pp. 2128-2139. Https://Ojs.Smkmerahputih.Com/Index.Php/Jimu/Article/View/1562

Almaliki, M. F., Rijal, M. C., Isnawaty, Dan Satyadharma, M. (2026). Analisis Pola Kepadatan Penumpang Menggunakan K-Means Clustering Pada Pelabuhan Penyeberangan Torobulu-Tampo. RIGGS, Vol. 5, No. 2, Pp. 3381-3389. Https://Doi.Org/10.31004/Riggs.V5i2.8947

Angdresey, A., Sitanayah, L., Kairupan, T. V. N., Dan Sumajow, T. M. I. (2024). Implementation Of The C4.5 Algorithm In The Internet Of Things Applications. In Decision Making And Security Risk Management For Iot Environments, Springer, Pp. 53-74. Https://Doi.Org/10.1007/978-3-031-47590-0_4

Aung Moon, S., Wongsakul, S., Kitazawa, H., Dan Saengrayap, R. (2024). Influence Of Post-Harvest Processing And Drying Techniques On Physicochemical Properties Of Thai Arabica Coffee. Agriengineering, Vol. 6, No. 3, Pp. 2198-2213. Https://Doi.Org/10.3390/Agriengineering6030129

Fahrizal, M., Nirmala, I., Dan Suhardi. (2024). Implementasi Metode Decision Tree C4.5 Pada Lampu Otomatis Berdasarkan Kebiasaan Penghuni Rumah. Coding: J. Komputer Dan Aplikasi, Vol. 12, No. 2, Pp. 112-123. Https://Doi.Org/10.26418/Coding.V12i2.81200

Fatkhurrozi, B., Dan Setiawan, H. T. (2024). Implementasi Logika Fuzzy Pada Sistem Kendali Suhu Dan Kelembaban Udara Ruangan Pengering Biji Kopi Berbasis Mikrokontroller. JTECE, Vol. 6, No. 1, Pp. 50-59. Https://Doi.Org/10.20895/Jtece.V6i1.1319

Garg, S., Gupta, S., Dan Srivastava, V. (2025). Enhancing Iot Resource Performance In Cloud Infrastructures Through C4.5 Decision Tree Modeling. Engineering Research Express, Vol. 7, No. 3, 035230. Https://Doi.Org/10.1088/2631-8695/Adeb47

Hermawan, R., Fahruroji, M. A., Dan Jadhira, A. A. (2025). Machine Learning Sistem Monitoring Limbah Pembuangan Pabrik Gas Berbasis Iot Menggunakan Algoritma C4.5 Pada Platform Blynk. J. Teknologi Informasi Dan Komunikasi, Vol. 18, No. 2, Pp. 101-113. Https://Doi.Org/10.47561/Jtik.V18i2.330

Ihsan, M., Susanto, H., Dan Fitriadi, N. (2026). A Systematic Review Of Iot-Enabled Predictive Drying For Arabica Coffee: Toward A Python-Based Digital Twin Framework For The Gayo Highlands, Aceh Tengah, Indonesia. J. Inotera, Vol. 11, No. 2. Https://Doi.Org/10.31572/Inotera.Vol11.Iss2.2026.ID721

Ismayanti, R., Triadi, F., Jaya, A. K., Dan Irawan, A. (2025). Fire Detection And Room Firefighting System Based On Iot Using C4.5 Decision Tree Algorithm. J. Embedded Systems, Security And Intelligent Systems, Vol. 6, No. 4, Pp. 641-653. Https://Doi.Org/10.59562/Jessi.V6i4.10685

Jakkaew, P., Yingchutrakul, Y., Dan Aunsri, N. (2024). A Data-Driven Approach To Improve Coffee Drying: Combining Environmental Sensors And Chemical Analysis. PLOS ONE, Vol. 19, No. 2, E0296526. Https://Doi.Org/10.1371/Journal.Pone.0296526

Kurnia, N. I., Setiyo, Y., Dan Madrini, I. A. G. B. (2025). Perbandingan Kualitas Pengeringan Biji Kopi Arabika (Coffea Arabica L.) Dengan Para-Para Dan Pengeringan Konvensional. J. BETA, Vol. 13, No. 2, Pp. 229-240. Https://Doi.Org/10.24843/J.Beta.2025.V13.I02.P04

Le, T. M., Tran, T. T., Tran, H. M., Dan Dao, S. V. T. (2025). Application Of Machine Learning In Moisture Content Prediction Of Coffee Drying Process. In Artificial Intelligence And Machine Learning For Industry 4.0, Wiley, Pp. 145-167. Https://Doi.Org/10.1002/9781394275076.Ch6

Maulana, S., Dan Gunawan, B. (2026). Perancangan Sistem Pengering Biji Kopi Hybrid Berbasis Iot Dengan Sistem Monitoring Web Real-Time. Jurnal Ilmiah Global Education, Vol. 7, No. 2. Https://Doi.Org/10.55681/Jige.V7i2.5906

Nafisah, N., Syamsiana, I. N., Putri, R. I., Kusuma, W., Dan Sumari, A. D. W. (2024). Implementation Of Fuzzy Logic Control Algorithm For Temperature Control In Robusta Rotary Dryer Coffee Bean Dryer. Methodsx, Vol. 12, 102580. Https://Doi.Org/10.1016/J.Mex.2024.102580

Nofriyanti, D., Handayani, A. S., Suroso, Novianti, L., Rakhman, M. A., Dan Asriyadi. (2025). Web-Based Monitoring System For Automatic Coffee Drying In A Smart Dryer Dome. Int. J. Advances In Data And Information Systems, Vol. 6, No. 2. Https://Doi.Org/10.59395/Ijadis.V6i2.1416

Nurhakim, M. W., Wijaya, A. E., Dan Hermawan, R. (2024). Sistem Cerdas Penguras Air Akuarium Secara Otomatis Berbasis Internet Of Things (Iot) Menggunakan Algoritma C4.5 Pada Platform Blynk. J. Teknologi Informasi Dan Komunikasi, Vol. 17, No. 1, Pp. 30-44. Https://Doi.Org/10.47561/A.V17i1.258

Oematan, A., Kelen, Y. P. K., Baso, B., Dan Sucipto, W. (2024). Rancang Bangun Mesin Roasted Biji Kopi Timor Portabel Berbasis Internet Of Things (Iot) Dengan Mikrokontroler ESP32. Krisnadana Journal, Vol. 3, No. 3, Pp. 155-165. Https://Doi.Org/10.58982/Krisnadana.V3i3.606

Opara, I. K., Opara, U. L., Okolie, J. A., Dan Fawole, O. A. (2024). Machine Learning Application In Horticulture And Prospects For Predicting Fresh Produce Losses And Waste: A Review. Plants, Vol. 13, No. 9, 1200. Https://Doi.Org/10.3390/Plants13091200

Wijaya, A., Natasya, N., Sonita, A., Dan Toyib, R. (2025). Perbandingan Akurasi Teknik Pengolahan Citra Digital Dan Ovendrying Untuk Penentuan Kadar Air Pada Biji Kopi. Decode, Vol. 5, No. 3, Pp. 1019-1030. Https://Doi.Org/10.51454/Decode.V5i3.1357