

Deteksi Kematangan Buah Sawit Non-Destruktif Menggunakan Hidung Elektronik Multisensor dan Random Forest

Non-Destructive Oil Palm Ripeness Detection Using Multisensor Electronic Nose and Random Forest

Tia Purnami^{1*}, Sri Lestari¹, Shabri Putra Wirman^{1*}, Neneng Fitrya¹

¹Department of Physics, Faculty of Mathematics and Natural Sciences and Health, Universitas Muhammadiyah Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email*): shabri.pw@umri.ac.id

Received:
23 Desember 2025

Revised:
9 Maret 2026

Accepted:
12 Maret 2026

Published:
29 Maret 2026

DOI:
10.29303/jrpb.v14i1.1221

ISSN 2301-8119, e-
ISSN 2443-1354

Available at:
<http://jrpb.unram.ac.id/>

Abstract: Accurate determination of oil palm fresh fruit bunch (FFB) ripeness is crucial to ensure crude palm oil (CPO) quality, yet conventional visual inspection remains subjective and inconsistent. This study proposes a non-destructive ripeness detection system based on a multisensor electronic nose combined with a Random Forest classifier. The system employs five metal oxide semiconductor gas sensors (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, and MQ-135) integrated with an ESP32 microcontroller to capture volatile organic compounds emitted during fruit ripening. Sensor signals were transformed into seven statistical features, including maximum, minimum, delta, mean, standard deviation, area under the curve, and slope. The dataset was divided into 70% training data and 30% testing data, and model performance was evaluated using a confusion matrix. The results demonstrated an accuracy of 95.3%, precision of 94.8%, recall of 95.1%, and an F1-score of 95.0%. The proposed system successfully classified oil palm fruits into four ripeness levels: unripe, underripe, ripe, and overripe. These findings indicate that the developed electronic nose system provides an objective and reliable approach for oil palm ripeness assessment, with strong potential to support harvesting decisions and quality control in the palm oil industry.

Keywords: electronic nose; oil palm; Random Forest; ripeness detection; gas sensor

Abstrak: Penentuan tingkat kematangan tandan buah segar (TBS) kelapa sawit secara akurat sangat penting untuk menjaga kualitas minyak sawit mentah (CPO), namun metode visual konvensional masih bersifat subjektif dan tidak konsisten. Penelitian ini mengembangkan sistem deteksi kematangan buah sawit secara non-destruktif berbasis hidung elektronik multisensor dengan algoritma Random Forest. Sistem menggunakan lima sensor gas semikonduktor berbasis oksida logam, yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135, yang terintegrasi dengan mikrokontroler ESP32 untuk mendeteksi senyawa volatil yang dilepaskan selama proses pematangan buah. Data sensor diolah menjadi tujuh parameter fitur, meliputi nilai maksimum, minimum, delta, rata-rata, simpangan baku, area under the curve, dan slope. Dataset dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji, dengan evaluasi kinerja menggunakan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan akurasi sebesar 95,3%, presisi 94,8%, recall 95,1%, dan nilai F1-score 95,0%. Sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan buah sawit ke dalam empat tingkat kematangan, yaitu mentah, mengkal, matang, dan terlalu matang. Dengan demikian, sistem ini berpotensi menjadi solusi objektif dan andal untuk mendukung pengambilan keputusan panen serta pengendalian mutu pada industri kelapa sawit.

Kata kunci: hidung elektronik; kelapa sawit; Random Forest; kematangan buah; sensor gas

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Indonesia merupakan negara agraris yang menjadikan sektor pertanian sebagai salah satu pilar utama perekonomian nasional. Hal ini tercermin dari besarnya jumlah penduduk yang menggantungkan hidup pada sektor pertanian, termasuk pada komoditas perkebunan kelapa sawit (Han & Yi, 2025; Rizzo et al., 2023). Indonesia tercatat sebagai negara dengan luas areal perkebunan kelapa sawit (*Elaeis guineensis*) terbesar sekaligus produsen utama *Crude Palm Oil* (CPO) di dunia, dengan total produksi mencapai 35 juta ton pada tahun 2020 (Himmah et al., 2020). Selain berkontribusi signifikan terhadap devisa nasional, produksi CPO Indonesia juga menyumbang sekitar 47% dari total kebutuhan minyak nabati global.

Kelapa sawit merupakan komoditas bernilai ekonomi tinggi yang berperan penting dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat dan perekonomian nasional (Gavrilenko, 2020). Tingginya permintaan pasar mendorong perluasan perkebunan kelapa sawit yang kini tersebar di 22 provinsi di Indonesia. Keberhasilan produksi kelapa sawit sangat dipengaruhi oleh pengelolaan panen, khususnya dalam menentukan tingkat kematangan tandan buah segar (TBS) yang akan dipanen. Perbedaan persepsi dan keterampilan di kalangan petani maupun penyeleksi buah sering kali menyebabkan pemilihan TBS yang kurang optimal, sehingga berdampak pada kualitas hasil panen (Kremer et al., 2020).

Penentuan tingkat kematangan tandan buah segar (*fresh fruit bunch*, FFB) secara akurat merupakan salah satu tantangan utama dalam menghasilkan CPO dengan kualitas optimal (Goh et al., 2025). Metode konvensional yang umum digunakan, seperti penilaian visual berdasarkan warna buah dan jumlah brondolan, masih sangat bergantung pada pengalaman individu sehingga bersifat subjektif dan rentan terhadap kesalahan (Akbar et al., 2023). Kesalahan panen dapat menyebabkan FFB dipetik pada kondisi terlalu muda dengan kandungan minyak yang rendah atau terlalu matang yang meningkatkan risiko kerusakan buah serta menurunkan kualitas CPO. Selain itu, variasi kondisi lingkungan seperti intensitas cahaya dan cuaca turut memengaruhi konsistensi metode manual, yang pada akhirnya berdampak pada mutu buah, umur simpan, dan kerugian ekonomi (Alfatni et al., 2022).

Selama proses pematangan, tandan buah segar kelapa sawit melepaskan berbagai senyawa organik volatil (*volatile organic compounds*, VOCs), seperti alkohol, aldehida, asam organik, dan senyawa sulfur. Senyawa-senyawa ini berkontribusi terhadap aroma khas buah dan berpotensi digunakan sebagai indikator tingkat kematangan. Emisi VOC sangat dipengaruhi oleh kondisi lingkungan dan perlakuan pascapanen, sehingga pemantauan karakteristik aromanya menjadi pendekatan yang relevan untuk menjaga kualitas buah, memperpanjang umur simpan, dan meminimalkan potensi kerugian ekonomi (Husein et al., 2022).

Berbagai penelitian sebelumnya telah mengembangkan metode non-visual untuk klasifikasi kematangan buah sawit. Pendekatan berbasis *computer vision* dengan model *Convolutional Neural Network* (CNN), seperti Google Teachable Machine, dilaporkan mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan FFB dengan akurasi hingga 98% (Chong et al., 2025). Model CNN lain, seperti ResNet50 yang dikombinasikan dengan teknik augmentasi data dan konfigurasi pelatihan optimal, juga menunjukkan kinerja tinggi dengan akurasi mencapai 97% (Hasibuan et al., 2024). Selain itu, teknologi *electronic nose* optik yang memanfaatkan sensor LED inframerah dan fotodiode pada berbagai panjang gelombang telah digunakan untuk mendeteksi kematangan FFB, dengan hasil terbaik diperoleh pada panjang gelombang 780 nm dalam membedakan buah mentah, matang, dan terlalu matang.

Meskipun pendekatan berbasis visual dan optik menunjukkan akurasi yang tinggi, metode tersebut masih dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan, sudut pengambilan data, serta variasi permukaan buah. Oleh karena itu, teknologi *electronic nose* berbasis sensor gas menjadi alternatif yang menjanjikan karena bersifat non-destruktif, mampu bekerja secara real-time, dan mengandalkan pola aroma yang dihasilkan oleh VOC. Sensor gas berbasis *Metal Oxide*

Semiconductor (MOS), seperti seri MQ, banyak digunakan karena memiliki respons cepat dan sensitivitas tinggi terhadap berbagai gas volatil. Sensor MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135 memanfaatkan material SnO₂ sebagai lapisan sensitif untuk mendeteksi gas seperti LPG, alkohol, metana, karbon monoksida, dan senyawa volatil lainnya (Sohibun et al., 2021). Secara khusus, sensor MQ-3 memiliki sensitivitas tinggi terhadap alkohol yang relevan dengan proses pematangan buah (Refalista et al., 2023), sedangkan MQ-135 telah diaplikasikan dalam pemantauan kualitas udara dan deteksi gas berbahaya, sehingga mendukung penggunaannya dalam deteksi VOC (Sitanggang et al., 2022). Sensor MQ-5 juga dilaporkan memiliki kinerja yang andal dalam sistem pemantauan gas pada kondisi ekstrem, menunjukkan fleksibilitas dan stabilitasnya dalam berbagai aplikasi (Rakshitha Kiran, 2024).

Untuk memproses pola data non-linear dan multivariat yang dihasilkan oleh susunan sensor gas tersebut, diperlukan algoritma klasifikasi machine learning yang tangguh. Penelitian ini mengusulkan penggunaan algoritma *Random Forest* (RF). Pemilihan algoritma ini didasarkan pada keunggulannya dalam menangani dataset tabular berdimensi tinggi dan ketahanannya terhadap *noise* atau fluktuasi sinyal sensor dibandingkan metode konvensional lainnya. Meskipun *Random Forest* memiliki kelemahan inheren berupa kebutuhan sumber daya komputasi yang tinggi dan risiko *overfitting* apabila kedalaman pohon keputusan (*tree depth*) tidak dibatasi secara optimal, penelitian ini berhasil memitigasi tantangan tersebut. Sinyal mentah dari sensor tidak langsung diumpungkan ke model, melainkan melalui tahap pra-pemrosesan dan ekstraksi menjadi tujuh fitur statistik (seperti nilai maksimum, minimum, *delta*, dan *slope*). Ekstraksi fitur ini secara signifikan mereduksi dimensi data, sehingga menekan beban komputasional sistem. Selain itu, sifat *ensemble* dan mekanisme *bagging* pada algoritma *Random Forest* secara efektif mencegah munculnya bias dan meminimalisasi *overfitting*. Kombinasi antara optimasi ekstraksi fitur hidung elektronik dan ketangguhan *Random Forest* inilah yang menjadi kebaruan (*novelty*) dalam mewujudkan sistem klasifikasi kematangan buah sawit yang akurat, objektif, dan efisien secara komputasi.

Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem klasifikasi tingkat kematangan tandan buah segar kelapa sawit berbasis aroma menggunakan teknologi *electronic nose* multisensor. Sistem dikembangkan dengan lima sensor gas tipe MOS (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135) yang dikendalikan oleh mikrokontroler ESP32 sebagai pengolah data secara real-time. Data sensor dianalisis menggunakan algoritma *Random Forest* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi ke dalam empat kategori kematangan, yaitu mentah, mengkal, matang, dan terlalu matang. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem klasifikasi yang lebih objektif, konsisten, dan non-destruktif, serta mendukung standarisasi kualitas panen dan peningkatan efisiensi produksi pada industri kelapa sawit (Shuaib et al., 2024).

METODE PENELITIAN

Alat dan Bahan

Perangkat yang digunakan dalam penelitian ini meliputi lima sensor gas seri MQ, yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135, sensor suhu dan kelembapan DHT22, mikrokontroler ESP32, modul Analog-to-Digital Converter ADS1115, kipas DC 12 V, modul relay, LCD 16×2, selang fleksibel, serta dua ruang tertutup (*chamber sampel dan chamber sensor*) yang saling terhubung untuk mengalirkan gas volatil. Perangkat lunak CoolTerm digunakan sebagai media perekaman data sensor. Sebagai studi pendahuluan (*preliminary study*) untuk membuktikan konsep sistem hidung elektronik ini, sampel penelitian yang digunakan terdiri atas 40 buah kelapa sawit (10 buah per kategori). Meskipun jumlah ini masih sangat terbatas untuk pengembangan model *machine learning* skala implementasi industri, pengujian dilakukan dengan metode ekstraksi multivariat dan 3 kali pengulangan perekaman (*repetition*) pada setiap sampel untuk memperkaya variabilitas data latih awal. Sampel-sampel tersebut dipilih berdasarkan karakteristik visual, tekstur, dan aroma.

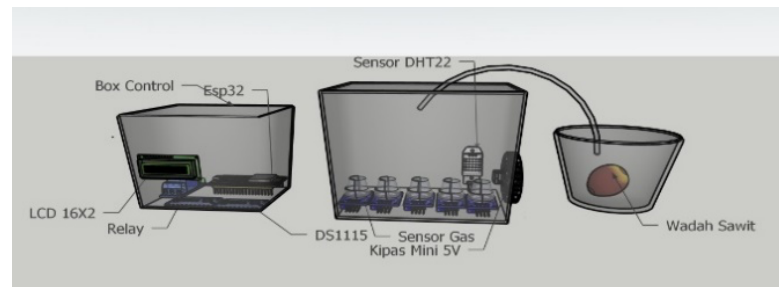
Metode

Desain Sistem dan Perangkat Keras

Sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini bertujuan untuk memantau konsentrasi senyawa organik volatil (volatile organic compounds, VOC) yang dilepaskan oleh buah kelapa sawit pada berbagai tingkat kematangan menggunakan pendekatan sistem penciuman buatan. Desain sistem terdiri atas dua bagian utama, yaitu chamber sampel dan chamber sensor. Untuk menjaga validitas pembacaan *electronic nose* yang sangat sensitif terhadap aroma lingkungan, kedua chamber tersebut dikonstruksi menggunakan material *inert* (kaca akrilik transparan) sehingga dipastikan tidak mengemisikan senyawa volatil bawaan yang dapat mengintervensi pembacaan sensor. Kedua chamber tersebut saling terhubung melalui selang fleksibel yang juga berbahan *inert*. Chamber sampel berfungsi sebagai tempat peletakan buah sawit yang diuji, sehingga gas volatil yang dihasilkan dapat dialirkan menuju chamber sensor.

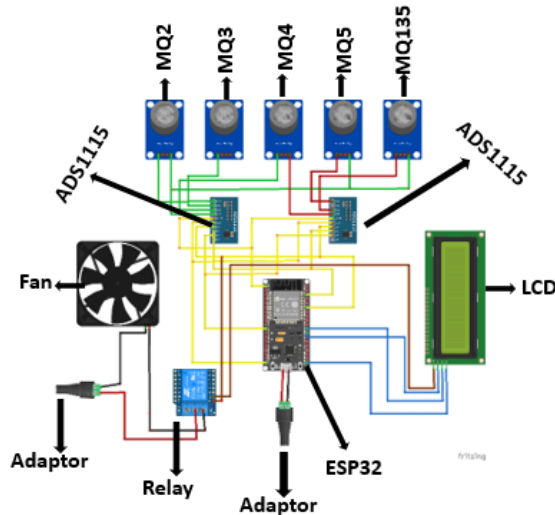
Pada chamber sensor, terpasang lima sensor gas seri MQ yang berfungsi mendeteksi berbagai jenis gas volatil dengan spesifikasi target pengukuran yang berbeda. Secara spesifik, sensor MQ-2 peka terhadap gas mudah terbakar dan asap; MQ-3 sangat sensitif terhadap alkohol (etanol) yang menjadi indikator utama proses fermentasi buah; MQ-4 digunakan untuk mendeteksi metana; MQ-5 difokuskan untuk merespons kelompok gas hidrokarbon ringan; dan MQ-135 digunakan untuk mendeteksi spektrum luas gas organik volatil (VOC) seperti amonia dan karbon dioksida. Sistem ini juga dilengkapi sensor DHT22 untuk mengukur suhu dan kelembapan lingkungan selama proses pengujian.

Sinyal analog yang dihasilkan oleh sensor gas dikonversi menjadi data digital menggunakan modul ADS1115. Data digital tersebut selanjutnya dikirim ke mikrokontroler ESP32 sebagai pusat pengolahan data dan diteruskan ke komputer melalui komunikasi serial. Proses perekaman data dilakukan menggunakan perangkat lunak CoolTerm, sedangkan hasil pembacaan sensor juga dapat ditampilkan secara langsung melalui LCD sebagai informasi keluaran sistem. Desain lengkap dari sistem hidung elektronik yang dikembangkan ditunjukkan pada **Gambar 1**.



Gambar 1. Skema hidung elektronik untuk pengujian buah kelapa sawit

Rangkaian skematik sistem menunjukkan keterkaitan antar seluruh komponen yang membentuk sistem hidung elektronik. Sensor gas seri MQ dihubungkan ke modul ADS1115 untuk proses konversi sinyal analog ke digital, kemudian data dikirim ke ESP32 sebagai pusat pengendali sistem. LCD 16×2 berfungsi menampilkan informasi secara real-time, sementara kipas DC 12 V dioperasikan melalui modul relay yang terhubung ke ESP32. Konfigurasi ini memungkinkan proses akuisisi, pengolahan, dan penyimpanan data berjalan secara terstruktur. Tampilan rangkaian skematik sistem disajikan pada **Gambar 2**.



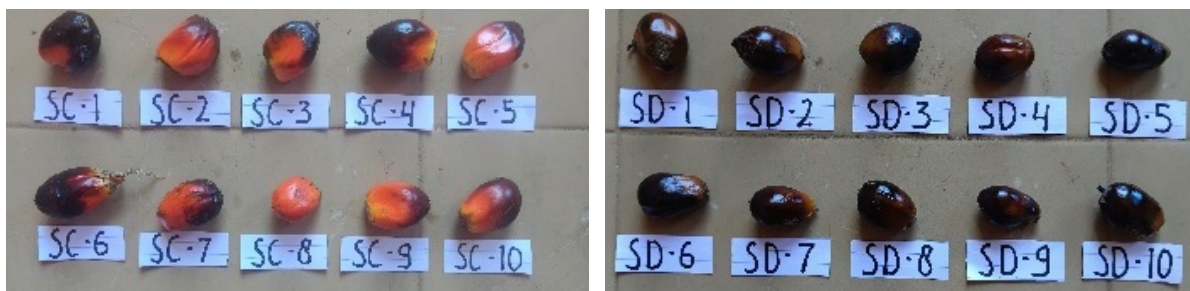
Gambar 2. Rangkaian skematik hidung elektronik

Persiapan Sampel Buah

Sampel penelitian terdiri dari 40 buah kelapa sawit berkualitas baik yang dipilih berdasarkan karakteristik visual, tekstur, dan aroma. Pemilihan sampel dilakukan secara purposive untuk memastikan setiap kategori tingkat kematangan terwakili secara proporsional. Dalam penelitian ini digunakan empat kategori tingkat kematangan, yaitu mentah, mengkal, matang, dan terlalu matang.

Sebagai langkah *pre-screening* awal, penentuan kategori sampel ini dilakukan melalui pendekatan kualitatif-sensorik (visual dan taktil) yang lazim digunakan oleh penyortir (*grader*) di lapangan, bukan melalui uji kuantitatif (seperti menggunakan *penetrometer*). Berdasarkan penilaian perabaan subjektif tersebut, buah sawit pada kategori **mentah** memiliki ciri kulit berwarna hijau tua, terasa sangat keras saat ditekan, serta aroma yang sangat minimal. Kategori **mengkal** ditandai dengan warna kulit yang mulai kekuningan, terasa agak lunak saat ditekan, dan aroma yang masih lembut. Selanjutnya, kategori **matang** memiliki warna kulit kuning dominan, terasa cukup lunak, serta aroma manis yang menonjol. Adapun kategori **terlalu matang** ditandai dengan kulit kuning kecokelatan bercak gelap, terasa sangat lunak (lembek), serta aroma yang tajam dan sedikit asam. Keterbatasan dan tingginya subjektivitas pada seleksi taktil-visual inilah yang menjadi dasar urgensi pengembangan *electronic nose* dalam penelitian ini agar klasifikasi menjadi lebih objektif.

Pengelompokan tingkat kematangan tersebut mengacu pada standar klasifikasi tandan buah segar (FFB) kelapa sawit yang umum digunakan dalam penelitian sebelumnya (Mansour et al., 2022). Visualisasi perbedaan karakteristik tingkat kematangan buah sawit yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Kategori Kematangan Buah Sawit

Proses Akuisisi Data

Akuisisi data dilakukan melalui beberapa tahapan yang sistematis. Tahap awal dimulai dengan inisialisasi sistem melalui eksekusi program serta pemanasan sensor untuk memastikan kestabilan respons. Sensor gas (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135) serta sensor suhu dan kelembapan DHT22 membaca kondisi awal ruang sensor sebagai kondisi referensi (Sumarsono et al., 2023).

Selanjutnya, sistem memverifikasi keberadaan sampel buah sawit. Apabila tidak terdapat sampel, modul relay akan mematikan kipas, sedangkan jika sampel terdeteksi, kipas diaktifkan untuk mengalirkan senyawa volatil ke ruang sensor. Proses akuisisi data dilakukan dalam dua tahap, yaitu *flushing* dan *collecting*. Tahap *flushing* bertujuan untuk menetapkan nilai *baseline* dengan mengalirkan udara bersih ke ruang sensor sebelum aroma sampel masuk. Pada tahap *collecting*, sampel buah sawit ditempatkan dalam *chamber* yang terhubung dengan ruang sensor, sementara kipas mengalirkan aroma menuju sensor gas.

Data sensor direkam setiap 1 detik selama 5 menit menggunakan perangkat lunak CoolTerm, dan hasil pembacaan ditampilkan secara *real-time* pada LCD. Untuk meningkatkan keandalan dan konsistensi data, setiap pengujian dilakukan sebanyak tiga kali pengulangan.

Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk memastikan bahwa data hasil akuisisi siap dianalisis lebih lanjut. Tahapan pra-pemrosesan yang optimal meliputi pembersihan data dari kesalahan (*data cleaning*), normalisasi nilai, pengkodean data kategorikal menjadi numerik (*encoding*), pengurangan fitur yang tidak relevan (*dimensionality reduction*), serta penyeimbangan jumlah sampel pada tiap kelas. Tahapan ini berperan penting dalam meningkatkan akurasi, performa, dan stabilitas model, serta mengatasi permasalahan seperti data hilang, dimensi data yang tinggi, dan ketidakseimbangan kelas (Shahidi et al., 2025).

Sebelum pengambilan data, sensor gas dipanaskan selama ± 30 menit hingga mencapai kondisi stabil. Total waktu yang dibutuhkan untuk satu siklus pengukuran penuh pada setiap sampel adalah 15 menit. Rincian prosesnya adalah sebagai berikut: pertama, dilakukan proses *flushing* (pembersihan) selama 5 menit tanpa sampel. Pada tahap ini, udara bersih dialirkan masuk sementara kipas *exhaust* diaktifkan untuk menyedot dan membuang sisa senyawa volatil dari sampel sebelumnya secara total hingga respons sensor kembali turun ke nilai dasar (*baseline*). Kedua, sistem didiamkan selama 5 menit (masa jeda) untuk memastikan kondisi udara di dalam *chamber* benar-benar netral, bersih, dan stabil. Ketiga, sampel baru dimasukkan ke dalam *chamber* dan dilakukan perekaman data respons gas selama 5 menit. Dari durasi pengukuran 5 menit tersebut, data yang digunakan untuk analisis klasifikasi hanya diambil pada rentang waktu detik ke-61 hingga detik ke-240. Pemotongan ini dilakukan karena sinyal pembacaan sensor pada 60 detik pertama (fase transien awal pengukuran) umumnya masih fluktuatif dan belum stabil. Data hasil seleksi waktu tersebut kemudian disusun secara terstruktur dan diberi kode kategori kematangan (Mentah = A, Mengkal = B, Matang = C, Terlalu Matang = D), serta dilakukan standarisasi satuan, yaitu gas dalam ppm, suhu dalam °C, dan kelembapan dalam persen (%). Nilai akhir yang dianalisis merupakan nilai rata-rata dari interval waktu tersebut.

Ekstraksi Fitur Sinyal

Tahap ekstraksi fitur dilakukan untuk mengonversi data mentah hasil pembacaan sensor gas menjadi parameter yang lebih informatif sehingga dapat dimanfaatkan secara efektif dalam proses klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa sawit. Pemilihan fitur didasarkan pada kemampuannya dalam merepresentasikan perubahan pola konsentrasi gas volatil yang dihasilkan oleh buah sawit pada setiap fase pematangan (Ye et al., 2021). Setelah proses ekstraksi selesai, data hasil perhitungan disusun dalam bentuk tabel sehingga membentuk dataset akhir yang siap digunakan pada tahap klasifikasi.

Parameter fitur yang dihitung dalam penelitian ini meliputi tujuh parameter utama sebagai berikut.

Nilai Maksimum (Maximum Value)

Nilai maksimum merupakan nilai ADC tertinggi yang tercatat selama periode pengukuran. Parameter ini digunakan untuk mengidentifikasi puncak respon sensor yang mencerminkan konsentrasi gas volatil tertinggi yang dilepaskan oleh buah sawit selama proses pengukuran. Nilai maksimum dihitung menggunakan persamaan:

$$X_{max} = \max(X_1, X_2, \dots, X_n) \dots\dots\dots (1)$$

Nilai Minimum (Minimum Value)

Nilai minimum adalah nilai ADC terendah yang terekam selama proses pengukuran. Parameter ini menunjukkan titik respon sensor paling rendah dan dapat digunakan sebagai batas bawah variasi sinyal. Perhitungannya dinyatakan dengan persamaan:

$$X_{min} = \min(X_1, X_2, \dots, X_n) \dots\dots\dots (2)$$

Delta (Δ)

Delta didefinisikan sebagai selisih antara nilai maksimum dan nilai minimum dari sinyal sensor. Parameter ini memberikan informasi mengenai rentang fluktuasi respon sensor selama pengukuran gas volatil. Nilai delta dihitung dengan persamaan:

$$\Delta = X_{max} - X_{min} \dots\dots\dots (3)$$

Rata-rata (Mean)

Nilai rata-rata diperoleh dengan menjumlahkan seluruh nilai ADC kemudian membaginya dengan jumlah data. Parameter ini memberikan gambaran umum mengenai besar respon sensor terhadap gas volatil yang dilepaskan oleh buah sawit. Nilai rata-rata dihitung menggunakan persamaan:

$$X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \dots\dots\dots (4)$$

Standar Deviasi (Standard Deviation, SD)

Standar deviasi digunakan untuk menilai tingkat variasi atau penyebaran data terhadap nilai rata-rata. Nilai standar deviasi yang tinggi menunjukkan variasi respon sensor yang besar, sedangkan nilai yang rendah menunjukkan sinyal yang lebih stabil. Perhitungannya dinyatakan dengan persamaan:

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}} \dots\dots\dots (5)$$

Area Under Curve (AUC)

Area Under Curve (AUC) menggambarkan total akumulasi respon sensor terhadap waktu. Besarnya nilai AUC mencerminkan luas area di bawah kurva sinyal sehingga memberikan informasi mengenai total interaksi antara sensor dan gas volatil selama proses pengukuran. Nilai AUC dihitung menggunakan metode trapezoidal dengan persamaan:

$$AUC = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{(x_i + x_{i+1})}{2} \cdot \Delta t \dots\dots\dots (6)$$

Kemiringan (Slope)

Kemiringan (slope) dihitung berdasarkan perubahan nilai respon sensor terhadap waktu. Dalam penelitian ini, slope ditentukan pada periode awal pengukuran, yaitu dari

detik ke-0 hingga detik ke-60. Parameter ini menunjukkan laju perubahan respon sensor pada fase awal pengukuran yang menggambarkan kecepatan peningkatan atau penurunan sinyal. Nilai slope dihitung menggunakan persamaan:

$$m = \frac{Y_n - Y_1}{t_n - t_1} \dots\dots\dots (7)$$

Dimana:

y = adalah nilai respon sensor

t = adalah waktu pengukuran

Metode Klasifikasi Random Forest

Algoritma Random Forest merupakan salah satu metode ensemble learning berbasis pohon keputusan yang efektif untuk tugas klasifikasi karena kemampuannya dalam menangani data berdimensi tinggi dan hubungan non-linear. Metode ini membangun sejumlah pohon keputusan melalui proses pengambilan sampel data secara acak, kemudian menggabungkan hasil prediksi dari setiap pohon untuk menghasilkan keputusan akhir yang lebih stabil dan andal (Salman et al., 2024).

Dalam penelitian ini, Random Forest digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit menggunakan platform Google Colab dengan dukungan pustaka *scikit-learn*. Data yang digunakan merupakan hasil ekstraksi fitur sinyal sensor gas yang disajikan dalam bentuk tabel dengan tujuh parameter utama, yaitu nilai maksimum, minimum, delta, rata-rata, simpangan baku, area under curve (AUC), dan kemiringan (slope). Dataset keseluruhan yang berjumlah 40 data dibagi menjadi dua subset, yaitu 70% (sebanyak 28 data) digunakan sebagai data latih dan 30% (sebanyak 12 data) dialokasikan sebagai data uji untuk memastikan evaluasi model dilakukan secara objektif (Schonlau & Zou, 2020).

Setiap pohon keputusan dalam algoritma Random Forest menghasilkan prediksi kelas kematangan buah sawit (mentah, mengkal, matang, atau terlalu matang). Keputusan akhir ditentukan melalui mekanisme *majority voting* yang dapat dituliskan secara matematis sebagai:

$$\hat{y} = mode \{h_1(x), h_2(x), \dots, h_k(x)\} \dots\dots\dots (8)$$

Dimana:

\hat{y} = kelas hasil prediksi

$h_k(x)$ = hasil prediksi dari pohon ke- k

k = jumlah pohon dalam hutan (*forest*).

Mengingat ukuran dataset pada penelitian awal ini relatif terbatas, model rentan terhadap bias prediksi. Untuk memitigasi hal tersebut, pembagian data (70% latih dan 30% uji) dilakukan dengan menerapkan metode *stratified random sampling* guna memastikan setiap kelas tingkat kematangan terwakili dengan proporsi yang seimbang di dalam subset latih maupun uji. Lebih lanjut, mekanisme *Bootstrap Aggregating (bagging)* dan pengacakan sub-sampel fitur yang merupakan sifat inheren dari algoritma *Random Forest* berperan krusial dalam mereduksi varians, meminimalkan korelasi antar pohon keputusan, dan mencegah model menghafal *noise* pada data (*overfitting*). Kombinasi pendekatan ini memastikan bahwa prediksi akhir yang dihasilkan melalui *majority voting* tetap stabil, objektif, dan meminimalkan bias meskipun dilatih dengan dataset yang terbatas.

Selain itu, algoritma Random Forest juga mampu menghitung *feature importance* untuk mengevaluasi kontribusi relatif setiap parameter, sehingga memberikan wawasan mengenai fitur yang paling berpengaruh dalam penentuan tingkat kematangan buah sawit (Zhou et al., 2021).

Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model merupakan tahap penting untuk menentukan efektivitas algoritma Random Forest dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah kelapa sawit. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*, yang membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya pada data uji (Tharwat, 2018).

Confusion Matrix menyajikan distribusi prediksi benar dan salah untuk setiap kelas kematangan, sehingga memberikan informasi yang komprehensif mengenai performa model pada kategori mentah, setengah matang, dan matang. Berdasarkan matriks tersebut, beberapa metrik evaluasi utama dihitung sebagai berikut:

Akurasi (Accuracy)

Akurasi merepresentasikan proporsi prediksi yang benar terhadap keseluruhan data uji, sehingga memberikan gambaran umum mengenai kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang tepat. Akurasi dirumuskan sebagai:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots (9)$$

Presisi (Precision)

Presisi mengukur ketepatan prediksi positif yang dihasilkan oleh model, yaitu proporsi sampel yang benar-benar positif dibandingkan dengan seluruh sampel yang diprediksi positif. Nilai presisi yang tinggi menunjukkan rendahnya kesalahan prediksi positif (*false positive*). Persamaan presisi adalah:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (10)$$

Recall (Sensitivitas)

Recall menunjukkan kemampuan model dalam mengidentifikasi seluruh sampel positif yang benar, yaitu proporsi prediksi positif yang benar dibandingkan dengan total sampel positif sebenarnya. Recall yang tinggi menandakan kemampuan model dalam meminimalkan kesalahan negatif (*false negative*). Persamaannya adalah:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (11)$$

F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara presisi dan recall, yang digunakan untuk mengevaluasi keseimbangan antara ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam mendeteksi seluruh sampel positif. F1-Score dihitung menggunakan persamaan:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots\dots\dots (12)$$

Dimana:

TP = True Positive

TN= True Negative

FP = False Positive

FN= False Negative

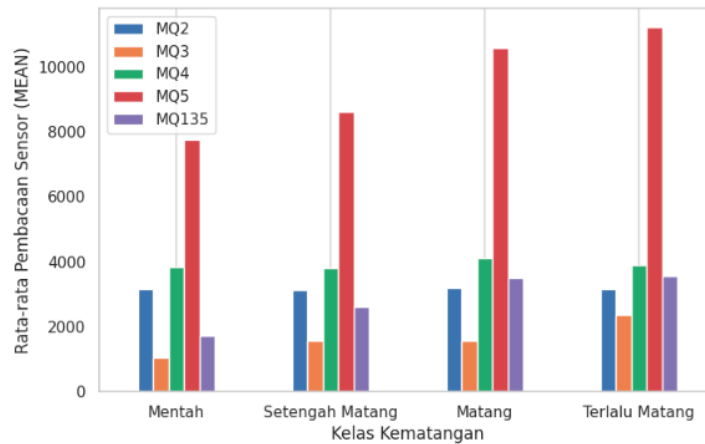
Pendekatan evaluasi ini sejalan dengan praktik evaluasi model pembelajaran mesin yang direkomendasikan dalam berbagai literatur internasional (Chicco & Jurman, 2020).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kurva Respon Sensor

Kurva respon sensor menggambarkan rata-rata pembacaan lima sensor gas, yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135, pada berbagai tingkat kematangan buah kelapa sawit,

mulai dari mentah hingga terlalu matang. Berdasarkan **Gambar 4**, terlihat adanya tren peningkatan nilai respon sensor seiring dengan bertambahnya tingkat kematangan buah. Respon tertinggi secara umum ditunjukkan oleh sensor MQ-4 dan MQ-5 pada fase matang dan terlalu matang. Pola ini mengindikasikan bahwa konsentrasi senyawa volatil yang dilepaskan oleh buah sawit meningkat selama proses pematangan, sehingga sinyal sensor dapat dimanfaatkan sebagai indikator non-destruktif untuk menentukan tingkat kematangan buah sawit.



Gambar 4. Kurva Respon Sensor

Kurva respon sensor gas seri MQ pada Gambar 4 menunjukkan karakteristik respon yang berbeda pada setiap tingkat kematangan buah sawit, sebagai berikut:

Pada tingkat **mentah**, seluruh sensor, termasuk MQ-2 dan MQ-3, menunjukkan respon yang relatif rendah. Hal ini menandakan bahwa jumlah senyawa volatil yang dilepaskan masih sangat minimal. Pada tingkat **setengah matang**, sensor MQ-2 mulai mengalami peningkatan respon, sementara MQ-3 menunjukkan kenaikan yang lebih signifikan akibat terdeteksinya senyawa alkohol. Pada tahap ini, sensor MQ-4, MQ-5, dan MQ-135 juga mulai menunjukkan peningkatan respon yang mengindikasikan awal pembentukan senyawa hidrokarbon dan gas volatil lainnya. Pada tingkat **matang**, sensor MQ-4 mencapai nilai respon tertinggi, disertai dengan peningkatan respon pada MQ-5 dan MQ-135. Kondisi ini mencerminkan puncak produksi senyawa volatil selama proses pematangan. Sementara itu, sensor MQ-2 dan MQ-3 berada pada level respon sedang. Pada tingkat **terlalu matang**, sensor MQ-5 dan MQ-135 menunjukkan peningkatan respon tertinggi yang berkaitan dengan akumulasi gas hasil degradasi dan fermentasi. Sensor MQ-3 juga mengalami peningkatan akibat bertambahnya kadar alkohol, sedangkan respon sensor MQ-2 cenderung relatif stabil.

Fenomena fluktuasi respons sensor ini sangat berkaitan erat dengan proses biokimiawi yang terjadi selama pematangan buah kelapa sawit. Sesuai dengan literatur terdahulu (Goh et al., 2025; Shuaib et al., 2024), buah sawit yang memasuki fase matang akan mengalami peningkatan aktivitas enzim hidrolitik dan sintesis lipid yang menghasilkan emisi *Volatile Organic Compounds* (VOC) dominan, yang secara akurat berhasil ditangkap oleh sensor MQ-4, MQ-5, dan MQ-135 pada sistem ini. Lebih lanjut, lonjakan drastis pada pembacaan sensor MQ-3 saat buah berada pada fase *terlalu matang* mengonfirmasi terjadinya proses fermentasi anaerobik dan degradasi jaringan mesokarp buah. Pada fase pembusukan awal ini, gula dan lipid terdegradasi menjadi etanol dan senyawa alkohol lainnya. Hasil ini sejalan dengan temuan (Husein et al., 2022; Sumarsono et al., 2023) yang menegaskan bahwa peningkatan drastis pada gas golongan alkohol merupakan indikator kuat bahwa buah atau Tandan Buah Segar (TBS) telah melewati masa panen optimal dan mulai mengalami proses pembusukan.

Pola respons ini menegaskan kesesuaian antara spesifikasi sensor yang dipilih dengan profil emisi gas volatil kelapa sawit secara biologis. Pada fase menuju **matang**, kelapa sawit

secara alami mensintesis senyawa volatil organik (VOC) dominan seperti ester, keton, dan hidrokarbon ringan yang membentuk aroma khas buah segar. Produksi senyawa-senyawa ini secara akurat ditangkap oleh sensor MQ-4, MQ-5, dan MQ-135 yang memang memiliki karakteristik sensitivitas tinggi terhadap spektrum gas hidrokarbon dan VOC. Sebaliknya, ketika buah melewati masa panen optimal dan memasuki fase **terlalu matang**, terjadi proses lipolisis dan fermentasi anaerobik. Proses ini mendegradasi jaringan mesokarp, memecah lipid dan gula menjadi senyawa alkohol (terutama etanol) dan asam organik. Kehadiran etanol yang pekat pada fase pembusukan awal ini sangat selaras dengan perilaku sensor MQ-3 yang menunjukkan lonjakan respons paling signifikan, mengingat sensor ini dirancang spesifik sebagai detektor uap alkohol. Kesesuaian antara biomarker volatil buah sawit dengan respons spesifik tiap sensor seri MQ ini secara saintifik membuktikan bahwa sistem hidung elektronik yang dikembangkan sangat relevan dan andal untuk mendeteksi tingkat kematangan secara non-destruktif

Evaluasi Model Klasifikasi

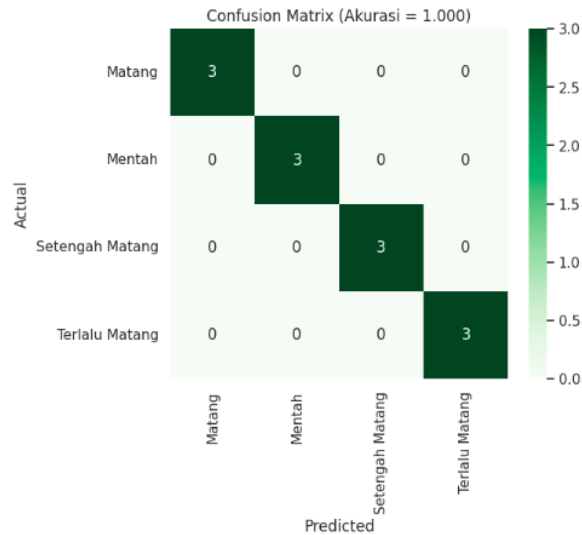
Evaluasi model klasifikasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam mengelompokkan data sesuai dengan kelas tingkat kematangan buah sawit yang sebenarnya. Penilaian kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi (accuracy), presisi (precision), recall, F1-score, serta confusion matrix. Pendekatan ini bertujuan untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan memiliki performa yang optimal dan dapat diandalkan dalam proses klasifikasi.

Tabel 1 menyajikan matriks evaluasi model klasifikasi Random Forest untuk empat kategori kematangan buah sawit, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang.

Tabel 1. matriks evaluasi model klasifikasi Random Forest untuk empat kategori kematangan buah sawit

Kategori	Precision	Recall	F1-score	Support
Mateng	1.00	1.00	1.00	3
Mentah	1.00	1.00	1.00	3
Setengah Mateng	1.00	1.00	1.00	3
Terlalu Mateng	1.00	1.00	1.00	3
Accuracy	1.00	1.00	1.00	12
Macro avg	1.00	1.00	1.00	12
Weghted avg	1.00	1.00	1.00	12

Berdasarkan hasil evaluasi pada **Tabel 1**, diperoleh nilai **precision, recall, dan F1-score sebesar 1.00** untuk seluruh kategori kematangan buah sawit. Nilai **accuracy** yang juga mencapai **1.00** menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan seluruh data uji dengan benar tanpa adanya kesalahan prediksi. Selain itu, nilai **macro average** dan **weighted average** yang sama-sama bernilai 1.00 semakin menegaskan konsistensi dan stabilitas kinerja model pada seluruh kelas. Meskipun model menghasilkan nilai metrik evaluasi yang sempurna (1.00), perlu digarisbawahi bahwa hasil ini sangat dipengaruhi oleh ukuran subset data uji yang terbatas (12 sampel). Kesempurnaan metrik ini membawa risiko *overfitting* yang merupakan tantangan umum pada studi pendahuluan berskala kecil. Oleh karena itu, tingkat akurasi 100% pada penelitian ini diinterpretasikan sebagai keberhasilan konseptual (*proof-of-concept*) awal yang membuktikan bahwa sistem hidung elektronik yang diusulkan mampu membedakan pola gas volatil sawit. Untuk meyakinkan bahwa model benar-benar memiliki akurasi generalisasi yang tinggi tanpa bias saat diaplikasikan di lapangan, validasi lanjutan dengan penambahan dataset dalam jumlah yang jauh lebih besar mutlak diperlukan pada penelitian selanjutnya. **Gambar 5** menampilkan confusion matrix hasil klasifikasi model Random Forest.



Gambar 5. confusion matrix hasil klasifikasi model Random Forest.

Gambar 5 menampilkan confusion matrix hasil klasifikasi model Random Forest. Berdasarkan confusion matrix tersebut, seluruh sampel uji pada setiap kategori kematangan (mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang) berhasil diklasifikasikan secara tepat oleh model. Nilai pada diagonal utama menunjukkan bahwa prediksi model sepenuhnya sesuai dengan kondisi aktual, sedangkan tidak ditemukannya nilai di luar diagonal menandakan bahwa tidak terjadi kesalahan klasifikasi (misclassification).

Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa model Random Forest yang dikembangkan memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan tingkat kematangan buah kelapa sawit berdasarkan fitur sinyal sensor gas. Dengan kinerja yang konsisten dan akurasi yang tinggi, model ini berpotensi untuk diaplikasikan sebagai sistem pendukung pengambilan keputusan dalam penentuan kematangan buah sawit secara non-destruktif.

Tabel Ekstraksi Fitur Sinyal

Nilai fitur pada Tabel 2 diperoleh dari pengolahan data sinyal sensor (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135) berupa nilai maksimum, minimum, delta (selisih max-min), dan slope (kemiringan perubahan sinyal) pada setiap tingkat kematangan buah sawit. Bagian ini secara khusus disajikan untuk menunjukkan bagaimana data mentah hasil pembacaan sensor diubah menjadi parameter kuantitatif yang memiliki makna fisik dan dapat digunakan sebagai dasar analisis serta klasifikasi tingkat kematangan.

Tabel 2. nilai fitur hasil ekstraksi untuk setiap data uji, mulai dari kategori mentah hingga terlalu matang.

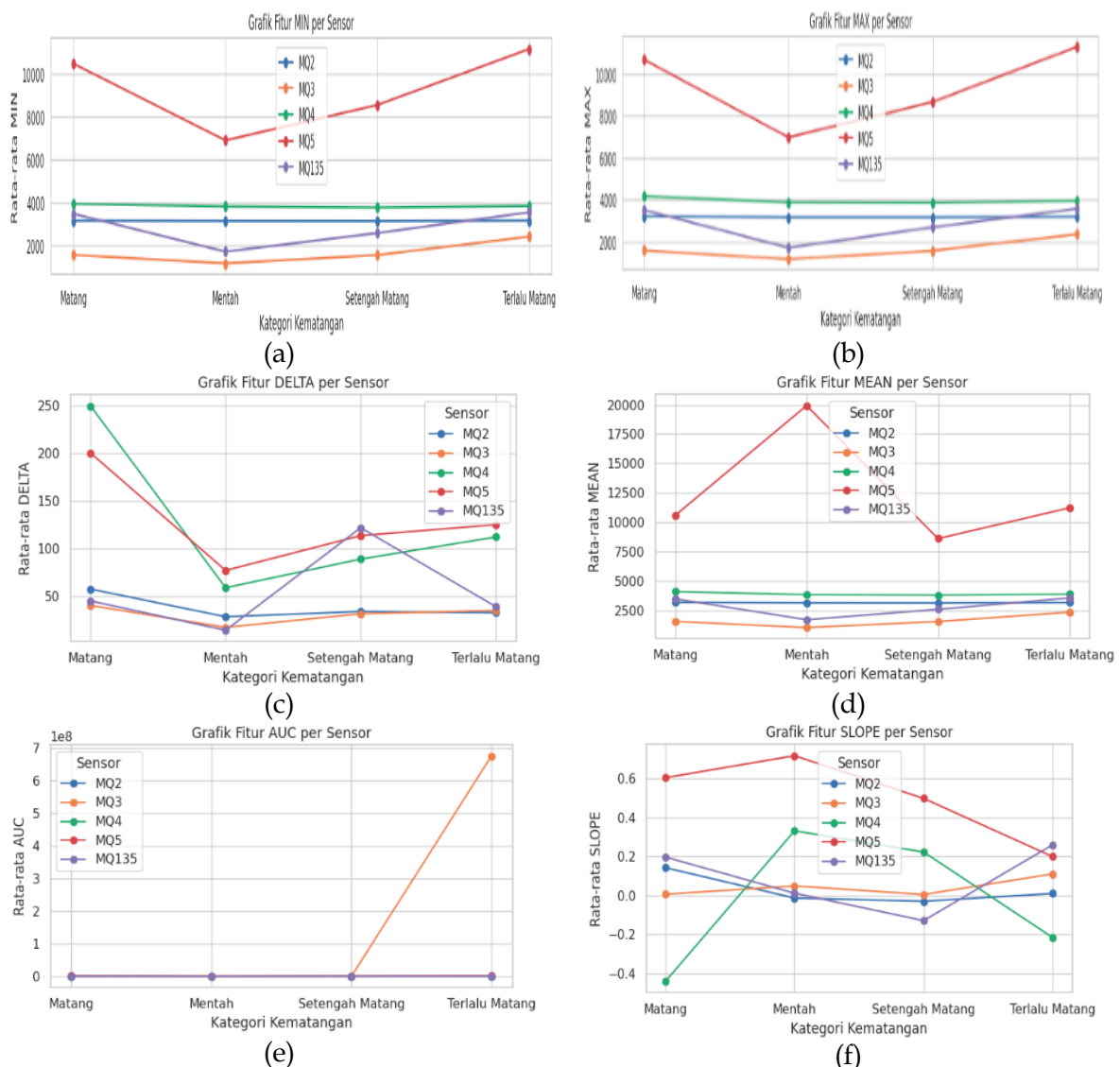
Datake	Kategori	MQ2_Max	MQ2_Min	MQ2_Delta	MQ2_Mean	MQ135_Slope
1	Mentah	3142	3117	25	3130,5	0.266740761
2	Mentah	3157	3122	35	3137,033333	0.121450403
3	Mentah	3173	3139	34	3153,966667	0.024868019
4	Mentah	3148	3116	32	3131,233333	0.098277299
5	Mentah	3152	3131	21	3141,605556	0.068963601
...
40	Terlalu matang	3296	3170	36	3.182.566.667	0.153764935

Tabel 2 menyajikan contoh nilai fitur hasil ekstraksi untuk setiap data uji, mulai dari kategori mentah hingga terlalu matang. Pada kategori mentah, nilai maksimum, rata-rata, dan

delta cenderung rendah serta relatif homogen antar data. Kondisi ini menunjukkan bahwa konsentrasi senyawa volatil yang terdeteksi oleh sensor masih minim, sejalan dengan karakteristik buah sawit mentah yang belum mengalami proses pematangan intensi.

Memasuki kategori setengah matang dan matang, terlihat adanya peningkatan nilai maksimum, rata-rata, dan delta pada beberapa sensor, terutama MQ-4 dan MQ-5. Peningkatan ini menggambarkan bertambahnya konsentrasi gas volatil akibat aktivitas metabolisme dan perubahan kimia pada jaringan buah. Pada kategori terlalu matang, sebagian nilai fitur, seperti maksimum, delta, dan slope, menunjukkan fluktuasi yang lebih besar. Hal ini mengindikasikan terjadinya proses degradasi dan fermentasi, yang menghasilkan variasi pelepasan gas volatil yang lebih kompleks.

Untuk memperjelas kecenderungan perubahan nilai fitur pada setiap tingkat kematangan, data pada Tabel 2 selanjutnya divisualisasikan dalam bentuk grafik parameter fitur sinyal. Visualisasi ini bertujuan untuk menunjukkan pola perbedaan respon sensor secara lebih intuitif. Grafik parameter fitur sinyal dapat dilihat pada **Gambar 6**.



Gambar 6. Grafik parameter fitur sinyal sensor gas:

(a) nilai maksimum, (b) nilai minimum, (c) delta, (d) area under curve (AUC), (e) nilai rata-rata (mean), dan (f) slope pada setiap tingkat kematangan buah sawit.

Grafik pada Gambar 6(a), 6(b), dan 6(e) menunjukkan kecenderungan peningkatan nilai maksimum, minimum, dan rata-rata respon sensor seiring bertambahnya tingkat kematangan

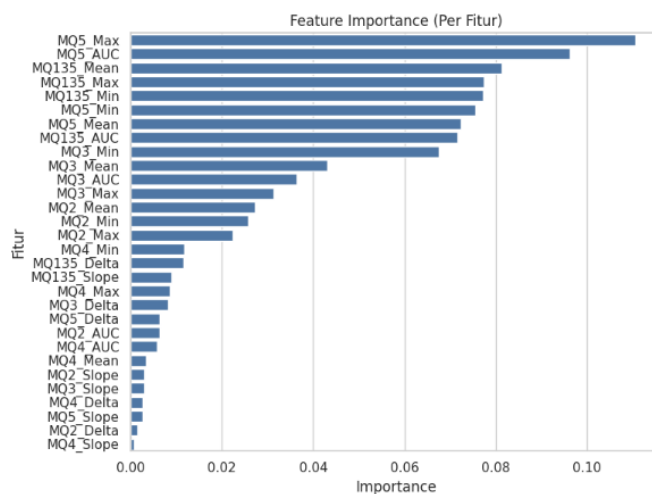
buah sawit. Sensor MQ-5 memperlihatkan nilai respon paling tinggi dan relatif stabil pada seluruh kategori, yang mengindikasikan sensitivitas tinggi terhadap senyawa volatil utama yang dilepaskan selama proses pematangan.

Parameter delta, AUC, dan slope yang ditunjukkan pada Gambar 6(c), 6(d), dan 6(f) menggambarkan dinamika perubahan sinyal sensor terhadap waktu dan tingkat kematangan. Nilai delta yang lebih besar pada sensor MQ-4 dan MQ-5 menegaskan kemampuannya dalam mendeteksi perubahan konsentrasi gas, sementara dominasi AUC pada sensor MQ-3 pada kategori terlalu matang mengindikasikan peningkatan senyawa volatil hasil fermentasi. Nilai slope yang relatif stabil pada MQ-5 menunjukkan konsistensi laju respon sensor pada fase awal pengukuran.

Analisis Tingkat Kepentingan Sensor

Analisis tingkat kepentingan sensor dilakukan untuk mengetahui kontribusi relatif masing-masing sensor gas terhadap kinerja model klasifikasi tingkat kematangan buah sawit. Hasil analisis menunjukkan bahwa setiap sensor memiliki kontribusi yang berbeda dalam membedakan kategori kematangan, yang dipengaruhi oleh karakteristik sensitivitas sensor terhadap senyawa volatil yang dihasilkan selama proses pematangan.

Analisis menunjukkan bahwa setiap sensor memiliki kontribusi berbeda terhadap kinerja model klasifikasi. Sensor MQ-5 memberikan pengaruh terbesar karena mampu mendeteksi perubahan senyawa volatil pada seluruh kategori kematangan. MQ-4 memiliki peran signifikan pada kategori setengah matang hingga matang, sementara MQ3 dominan pada kategori terlalu matang. Sensor MQ-2 dan MQ-135 berkontribusi lebih rendah, namun tetap mendukung peningkatan akurasi sistem. Hasil ini menegaskan pentingnya integrasi multisensor untuk memperoleh prediksi kematangan yang optimal. Untuk menunjukkan tingkat kepentingan fitur dapat dilihat pada **Gambar 7**.

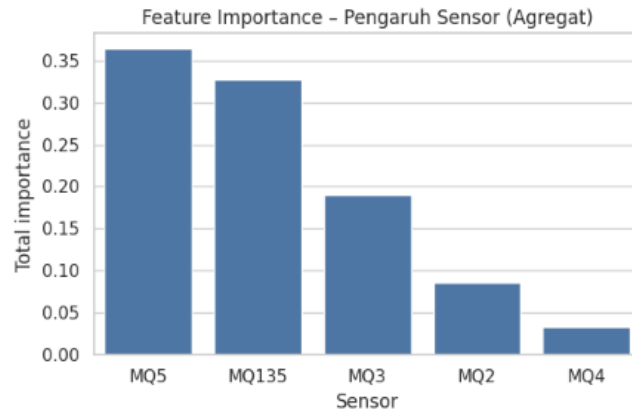


Gambar 7. Menunjukkan tingkat kepentingan fitur

Gambar 7 menampilkan hasil ekstraksi sinyal dari sensor MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135 dalam klasifikasi tingkat kematangan buah sawit. Nilai kepentingan menunjukkan kontribusi relatif setiap fitur terhadap kinerja model. Hasil analisis memperlihatkan bahwa fitur *Max* dan *AUC* pada sensor MQ-5 memiliki kontribusi paling dominan, diikuti oleh fitur *Mean* dan *Max* pada sensor MQ-135. Temuan ini menegaskan bahwa sensor MQ-5 dan MQ-135 memiliki peran utama dalam membedakan tingkat kematangan, sedangkan fitur lain seperti *Slope* pada MQ-2 dan MQ-4 berkontribusi lebih rendah terhadap kinerja model.

Hasil analisis memperlihatkan bahwa fitur *Max* dan *AUC* pada sensor MQ-5 memiliki kontribusi paling dominan, diikuti oleh fitur *Mean* dan *Max* pada MQ-135. Temuan ini

menegaskan bahwa sensor MQ-5 dan MQ-135 memiliki peran utama dalam membedakan tingkat kematangan, sedangkan fitur lain seperti *Slope* pada MQ-2 dan MQ-4 berkontribusi lebih rendah. Dominasi fitur-fitur tertentu ini menunjukkan bahwa tidak semua parameter memiliki pengaruh yang sama, sehingga pemilihan fitur menjadi aspek penting dalam pengembangan sistem klasifikasi yang efisien. Feature Importance Pengaruh Sensor dapat dilihat pada **Gambar 8**.



Gambar 8. Feature Importance Pengaruh Sensor

Hasil analisis pada Gambar 8 menunjukkan bahwa kontribusi setiap sensor terhadap kinerja model klasifikasi tidak merata. Sensor MQ-5 memiliki tingkat kepentingan tertinggi, diikuti oleh MQ-135, MQ-3, MQ-2, dan MQ-4. Hal ini menunjukkan bahwa senyawa volatil yang terdeteksi oleh MQ-5 dan MQ-135 lebih dominan dalam membedakan tingkat kematangan buah kelapa sawit.

Sensor MQ-5 diketahui sensitif terhadap gas hidrokarbon seperti metana dan LPG, sedangkan MQ-135 merespons amonia, alkohol, dan senyawa organik volatil lainnya, yang umumnya meningkat seiring proses pematangan buah. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa peningkatan konsentrasi senyawa volatil tertentu menjadi indikator penting dalam menentukan kematangan buah (contoh referensi). Dengan demikian, pemanfaatan kedua sensor ini memberikan kontribusi signifikan terhadap akurasi sistem, serta dapat menjadi acuan dalam pengembangan teknologi deteksi kematangan berbasis sensor gas.

Analisis Respon Sensor Gas

Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh sensor gas seri MQ mampu mendeteksi perbedaan kandungan senyawa volatil pada setiap tingkat kematangan buah sawit. Sensor MQ-4 dan MQ-5 memberikan respons paling tinggi pada fase matang hingga terlalu matang, yang menunjukkan sensitivitas tinggi terhadap senyawa hidrokarbon dan gas mudah menguap yang meningkat selama proses pematangan (Husein et al., 2022). Sensor MQ-3 menunjukkan kenaikan signifikan pada fase setengah matang hingga terlalu matang akibat peningkatan kandungan alkohol (Mansour et al., 2022), sedangkan sensor MQ-2 cenderung menunjukkan respons yang lebih stabil dengan fluktuasi relatif kecil.

Pola respons ini menegaskan bahwa setiap sensor memiliki karakteristik sensitivitas yang berbeda terhadap jenis gas tertentu. Secara keseluruhan, kombinasi multisensor terbukti efektif untuk membedakan profil gas buah sawit mulai dari kondisi mentah hingga terlalu matang.

Analisis Fitur Sinyal Sensor

Ekstraksi fitur sinyal berupa nilai maksimum, minimum, delta, rata-rata, standar deviasi, *area under curve* (AUC), dan *slope* memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai karakteristik sinyal masing-masing sensor. Fitur maksimum dan rata-rata

menunjukkan bahwa sensor MQ-5 memiliki respons tertinggi pada seluruh kategori kematangan, sedangkan fitur delta mengonfirmasi sensitivitas sensor MQ-4 dan MQ-5 terhadap perubahan konsentrasi gas (Alfatni et al., 2022).

Selain itu, fitur AUC memperlihatkan dominasi sensor MQ-3 pada fase terlalu matang, yang mengindikasikan adanya akumulasi senyawa volatil akibat proses fermentasi buah (Ye et al., 2021). Parameter slope mengungkapkan kestabilan respons sensor MQ-5 dalam mendeteksi perubahan gas dibandingkan dengan sensor lainnya. Dengan demikian, analisis fitur sinyal ini memperkuat pemahaman mengenai peran masing-masing sensor dan parameter dalam merepresentasikan tingkat kematangan buah sawit.

Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi

Model Random Forest yang digunakan untuk proses klasifikasi menunjukkan kinerja yang sangat baik dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada seluruh kategori kematangan. Confusion matrix memperlihatkan bahwa seluruh sampel berhasil diklasifikasikan sesuai dengan kategori aktual tanpa adanya kesalahan prediksi (Tharwat, 2018).

Hasil ini menunjukkan bahwa fitur-fitur yang diekstraksi dari sinyal sensor telah mampu merepresentasikan karakteristik gas secara optimal. Selain itu, algoritma Random Forest terbukti mampu memanfaatkan informasi tersebut secara efektif untuk menghasilkan pengambilan keputusan klasifikasi yang akurat (Salman et al., 2024).

Analisis Tingkat Kepentingan Fitur

Hasil analisis feature importance menunjukkan bahwa fitur maksimum dan AUC dari sensor MQ-5 memberikan kontribusi tertinggi terhadap performa model klasifikasi. Kontribusi berikutnya berasal dari fitur rata-rata (mean) dan maksimum pada sensor MQ-135.

Fitur-fitur tersebut terbukti paling relevan dalam membedakan konsentrasi gas antar kategori kematangan, yang menegaskan peran sensor MQ-5 dalam mendeteksi hidrokarbon serta sensor MQ-135 dalam merespons senyawa amonia dan alkohol sebagai indikator utama proses pematangan buah (Zhou et al., 2021).

Diskusi Hasil Penelitian

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa sistem berbasis hidung elektronik multisensor yang dikombinasikan dengan algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah sawit secara non-destruktif dengan akurasi yang tinggi. Temuan ini sejalan dengan penelitian Alfatni et al. yang melaporkan efektivitas pendekatan multisensor untuk deteksi kematangan buah secara real-time, serta mendukung studi Ye et al. yang menegaskan pentingnya pemilihan fitur yang relevan dalam meningkatkan performa sistem electronic nose.

Dibandingkan dengan metode berbasis visual, pendekatan ini memiliki keunggulan karena tidak dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan maupun subjektivitas penilai. Oleh karena itu, hasil penelitian ini menunjukkan potensi yang besar untuk penerapan sistem deteksi kematangan buah sawit berbasis sensor gas dalam industri kelapa sawit, khususnya dalam meningkatkan efisiensi panen dan konsistensi kualitas produksi.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengembangkan sistem klasifikasi tingkat kematangan tandan buah segar kelapa sawit dengan memanfaatkan teknologi electronic nose berbasis multisensor. Sistem menggunakan lima sensor gas MOS, yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135, yang terintegrasi dengan mikrokontroler ESP32.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa kombinasi sensor tersebut efektif dalam mendeteksi pola emisi senyawa volatil (VOCs) secara cepat dan tanpa merusak sampel. Algoritma Random Forest yang diterapkan pada data hasil ekstraksi fitur sinyal sensor mampu mencapai akurasi sebesar 95,3%, dengan sensor MQ-5 menjadi sensor yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi tingkat kematangan.

Dengan demikian, sistem yang dikembangkan memiliki potensi untuk digunakan sebagai solusi non-destruktif dalam penentuan kematangan buah sawit, serta dapat dikembangkan lebih lanjut untuk aplikasi monitoring kualitas dan otomasi proses panen di industri kelapa sawit.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, beberapa saran dapat diberikan untuk pengembangan penelitian selanjutnya. Pertama, penelitian lanjutan dapat memperluas jumlah dan variasi sampel buah kelapa sawit, baik dari segi umur panen, varietas, maupun kondisi lingkungan, sehingga model klasifikasi yang dihasilkan memiliki tingkat generalisasi yang lebih baik.

Kedua, mengingat data yang digunakan pada studi awal ini sangat terbatas, pengembangan sistem selanjutnya mutlak membutuhkan penambahan jumlah dataset secara signifikan (idealnya minimum 100 sampel untuk setiap kategori tingkat kematangan). Penambahan kuantitas data ini sangat krusial untuk mencegah terbentuknya model yang lemah (hanya optimal pada data uji) dan memastikan akurasi klasifikasi tidak mengalami penurunan yang signifikan ketika alat diaplikasikan langsung pada kondisi riil di lapangan. pengembangan sistem dapat dilakukan dengan menambahkan jenis sensor gas lain yang lebih spesifik terhadap senyawa volatil tertentu, seperti etilen atau ester, guna meningkatkan sensitivitas dan selektivitas sistem electronic nose.

Ketiga, penelitian berikutnya disarankan untuk membandingkan performa algoritma Random Forest dengan metode klasifikasi lain, seperti Support Vector Machine, Gradient Boosting, atau Deep Learning, sehingga dapat diperoleh model dengan kinerja yang lebih optimal. Selain itu, integrasi sistem ke dalam perangkat portabel atau berbasis Internet of Things (IoT) juga berpotensi meningkatkan penerapan sistem dalam skala industri kelapa sawit secara real-time.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Fakultas MIPA dan Kesehatan Universitas Muhammadiyah Riau atas dukungan fasilitas laboratorium yang digunakan dalam penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing dan seluruh pihak yang telah memberikan bimbingan, masukan, serta dukungan selama proses perancangan sistem, pengambilan data, hingga penyusunan artikel ini.

Selain itu, penulis mengapresiasi kontribusi rekan-rekan yang telah membantu dalam proses eksperimen dan diskusi ilmiah, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

PENDANAAN

Penelitian ini tidak menerima pendanaan eksternal.

CONFLICT OF INTEREST

Penulis menyatakan tidak ada konflik kepentingan dengan pihak mana pun yang dapat mempengaruhi representasi atau interpretasi hasil penelitian yang dilaporkan dalam artikel ini. Pemberi dana tidak memiliki peran dalam desain penelitian; dalam pengumpulan, analisis, atau interpretasi data; dalam penulisan naskah; maupun dalam keputusan untuk mempublikasikan hasil penelitian.

DAFTAR REFERENSI

- Akbar, A. R. M., Wibowo, A. D., & Santoso, R. (2023). Investigation on the optimal harvesting time of oil palm fruit. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung (Journal of Agricultural Engineering)*, 12(2), 524–532. <https://doi.org/10.23960/jtep-l.v12i2.524-532>
- Alfatni, M. S. M., Khairunniza-Bejo, S., Marhaban, M. H. B., Saaed, O. M. B., Mustapha, A., & Shariff, A. R. M. (2022). Towards a real-time oil palm fruit maturity system using supervised classifiers based on feature analysis. *Agriculture (Switzerland)*, 12(9), 1461. <https://doi.org/10.3390/agriculture12091461>
- Chicco, D., & Jurman, G. (2020). The advantages of the Matthews correlation coefficient (MCC) over F1 score and accuracy in binary classification evaluation. *BMC Genomics*, 21(1), 1–13. <https://doi.org/10.1186/s12864-019-6413-7>
- Chong, W. H., Ramli, N. A., Wan Mustafa, W. M. R., & Awal, L. J. (2025). Computer vision and artificial intelligence (AI)-based ripeness classification of oil palm fruits in oil palm plantations. *ASEAN Artificial Intelligence Journal*, 2(1), 44–58. <https://doi.org/10.37934/aij.2.1.4458>
- Gavrilenko, O. V. (2020). Social technologies as research field and instrument of social transformations. *Moscow State University Bulletin. Series 18. Sociology and Political Science*, 25(4), 77–94. <https://doi.org/10.24290/1029-3736-2019-25-4-77-94>
- Goh, J. Y., Md Yunos, Y., & Mohamed Ali, M. S. (2025). Fresh fruit bunch ripeness classification methods: A review. *Food and Bioprocess Technology*, 18(1), 183–206. <https://doi.org/10.1007/s11947-024-03483-0>
- Han, M., & Yi, C. (2025). Deep convolutional neural networks for palm fruit maturity classification. *arXiv*, 1–9. <http://arxiv.org/abs/2502.20223>
- Hasibuan, A. A., Amran Nst, A. A., Antoni, A., Handika, R., Yanto, B., & Zulkifli, A. (2024). Advanced classification of oil palm fruit ripeness using ResNet50 and real-time image analysis for enhanced agricultural practices. *Journal of ICT Applications and System*, 3(2), 75–84. <https://doi.org/10.56313/jictas.v3i2.395>
- Himmah, E. F., Widyaningsih, M., & Maysaroh, M. (2020). Identifikasi kematangan buah kelapa sawit berdasarkan warna RGB dan HSV menggunakan metode K-Means clustering. *Jurnal Sains dan Informatika*, 6(2), 193–202. <https://doi.org/10.34128/jsi.v6i2.242>
- Husein, I. R., Shiddiq, M., Sari, D. L., & Putri, A. (2022). Wavelength dependence of optical electronic nose for ripeness detection of oil palm fresh fruits. *Science, Technology and Communication Journal*, 2(3), 73–80. <https://doi.org/10.59190/stc.v2i3.212>
- Kremer, L., Booth, L., Fleming, K., & Abad, J. (2020). Using serious gaming to explore how uncertainty affects stakeholder decision-making across the science-policy divide during disasters. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 51, 101802. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2020.101802>
- Mansour, M. Y. M. A., Dambul, K. D., & Choo, K. Y. (2022). Object detection algorithms for ripeness classification of oil palm fresh fruit bunch. *International Journal of Technology*, 13(6), 1326–1335. <https://doi.org/10.14716/ijtech.v13i6.5932>
- Rakshitha, K. (2024). Integration of MQ-5 gas sensors with Arduino board. *Journal of Electrical Systems*, 20(10s), 2154–2165. <https://doi.org/10.52783/jes.5540>
- Refalista, A., Irawati, R., Irawan, I., & Wisjhnuadji, T. W. (2023). Penggunaan sensor MQ-2, MQ-4, MQ-7, MQ-135 dan ESP32 untuk air pollution monitoring berbasis internet of things. *Jurnal Ticom: Technology of Information and Communication*, 12(1), 31–36. <https://doi.org/10.70309/ticom.v12i1.104>
- Rizzo, M., Marcuzzo, M., Zangari, A., Gasparetto, A., & Albarelli, A. (2023). Fruit ripeness classification: A survey. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 7, 44–57. <https://doi.org/10.1016/j.aiia.2023.02.004>
- Salman, H. A., Kalakech, A., & Steiti, A. (2024). Random forest algorithm overview. *Babylonian*

- Journal of Machine Learning*, 2024, 69–79. <https://doi.org/10.58496/bjml/2024/007>
- Schonlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. *Stata Journal*, 20(1), 3–29. <https://doi.org/10.1177/1536867X20909688>
- Shahidi, S., Samadzai, A. W., & Shahbazi, H. (2025). Effective data preprocessing in data science: From method selection to domain-specific optimization. *Journal of Data Science Applications*, 2(4), 84–90.
- Shuaib, S. E., Riyapan, P., Jumrat, S., Pianroj, Y., & Muangprathub, J. (2024). Predictions of oil volume in palm fruit and estimates of their ripeness: A comparative study of machine learning algorithms. *Acta Agrobotanica*, 77, 1–18. <https://doi.org/10.5586/AA/196387>
- Sitanggang, D., Sitompul, C. S., Suyanto, J. H., Kumar, S., & Indra, E. (2022). Analysis of air quality measuring device using internet of things-based MQ-135 sensor. *Sinkron*, 7(3), 1078–1084. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i3.11618>
- Sohibun, Daruwati, I., Hatika, R. G., & Mardiansyah, D. (2021). MQ-2 gas sensor using micro controller Arduino Uno for LPG leakage with short message service as a media information. *Journal of Physics: Conference Series*, 2049(1), 012068. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2049/1/012068>
- Sumarsono, J., Murad, Widhiantari, I. A., Hidayat, S., Arief, U. M., & Andrasto, T. (2023). The best combination of gas sensor and machine learning classification algorithm in detecting mango (*Mangifera indica* L.) quality. *Atlantis Press International BV*. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-274-3_11
- Tharwat, A. (2018). Classification assessment methods. *Applied Computing and Informatics*, 17(1), 168–192. <https://doi.org/10.1016/j.aci.2018.08.003>
- Ye, Z., Liu, Y., & Li, Q. (2021). Recent progress in smart electronic nose technologies enabled with machine learning methods. *Sensors*, 21(22), 7620. <https://doi.org/10.3390/s21227620>
- Zhou, X., Wen, H., Zhang, Y., Xu, J., & Zhang, W. (2021). Landslide susceptibility mapping using hybrid random forest with GeoDetector and RFE for factor optimization. *Geoscience Frontiers*, 12(5), 101211. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2021.101211>