



Arikel Penelitian

Klasifikasi Kematangan Buah Nanas (*Ananas comosus*) Berdasarkan Data Hidung Elektronik Multisensor Menggunakan Algoritma *Random Forest*

Sri Lestari^a, Tia Purnami^a, Neneng Fitriya^a, Shabri Putra Wirman^{a*}

^a Program Studi Fisika, Fakultas MIPA dan Kesehatan, Universitas Muhammadiyah Riau, Jl. Tuanku Tambusai, Pekanbaru 28294, Indonesia

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima Redaksi: 28 Agustus 2025

Revisi Akhir: 14 Desember 2025

Diterbitkan Online: 30 April 2026

KATA KUNCI

Klasifikasi tingkat kematangan,
Nanas,
Hidung elektronik,
Random Forest,
Non-destruktif,

KORESPONDENSI

E-mail: shabri.pw@umri.ac.id *

A B S T R A C T

Indonesia merupakan salah satu produsen nanas terbesar di dunia, sehingga penentuan tingkat kematangan buah menjadi hal penting untuk menjaga mutu dan mendukung distribusi pascapanen. Penilaian kematangan secara tradisional yang mengandalkan pengamatan visual dan pengalaman petani sering kali bersifat subjektif dan kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem hidung elektronik multisensor berbasis sensor gas MQ untuk mendeteksi senyawa volatil yang dilepaskan buah nanas selama proses pematangan, serta mengevaluasi kinerja algoritma *Random Forest* dalam klasifikasi tingkat kematangan. Sistem terdiri atas *chamber* sampel dan *chamber* sensor yang dilengkapi lima sensor gas (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135), modul ADS1115, serta mikrokontroler ESP32 untuk akuisisi data. Data hasil pengukuran diekstraksi menjadi beberapa parameter fitur sinyal, kemudian dibagi menjadi 70% data latih dan 30% data uji dari total 40 data sampel. Hasil penelitian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan nanas ke dalam empat kategori kematangan (mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang) dengan akurasi sebesar 92%, di mana sensor MQ-135 memberikan kontribusi terbesar dalam proses klasifikasi. Temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi hidung elektronik multisensor dan *Random Forest* dapat menjadi metode yang efektif, objektif, dan non-destruktif dalam menentukan tingkat kematangan buah nanas.

1. PENDAHULUAN

Indonesia termasuk salah satu negara penghasil buah nanas (*Ananas comosus*) terbesar di dunia dan menempati posisi strategis sebagai produsen global [1], dengan produksi mencapai 2,86 juta ton per tahun [2]. Produksi dan luas panen nanas terus meningkat setiap tahunnya, menegaskan peran penting buah ini sebagai komoditas hortikultura unggulan yang mendukung perekonomian nasional. Kabupaten Kampar di Provinsi Riau juga menjadi salah satu sentra penting dalam produksi nanas, menyumbang sekitar 94,30 ribu ton atau 2,94% dari total produksi nasional pada tahun 2022 [3]. Hal ini menunjukkan keberlanjutan kontribusi Kampar dalam pasokan nanas nasional serta potensi pentingnya dalam diversifikasi sumber produksi, terutama ke depannya.

Nanas merupakan tanaman buah tropis dan subtropis yang memiliki nilai konsumsi sekaligus nilai industri tinggi. Buah ini digemari masyarakat untuk dikonsumsi secara langsung atau sebagai bahan olahan seperti jus, selai, keripik, hingga campuran produk makanan dan minuman [4]. Permintaan nanas yang terus meningkat menuntut kualitas hasil panen yang konsisten, terutama terkait rasa, aroma, tekstur, dan kadar gula, sehingga pengelolaan kematangan buah menjadi sangat penting [5].

Salah satu dari tantangan utama dalam produksi nanas adalah menentukan tingkat kematangan buah secara akurat [6]. Metode tradisional yang bergantung pada pengamatan visual, pengecekan tekstur, dan penciuman aroma oleh petani atau pekerja masih bersifat subjektif, sehingga hasilnya dapat berbeda-beda tergantung pengalaman individu. Kesalahan panen pada skala besar dapat menyebabkan buah dipetik terlalu muda, keras, dan

kurang manis, atau terlalu matang, lembek, beraroma berlebihan, dan cepat rusak [7]. Variasi lingkungan tumbuh membuat penilaian manual semakin sulit dan tidak konsisten, berpotensi menurunkan mutu buah, memperpendek umur simpan, dan menimbulkan kerugian ekonomi bagi petani, distributor, dan eksportir [8].

Selama proses pematangan, nanas melepaskan berbagai senyawa *Volatile Organic Compounds* (VOCs), seperti etilen, etanol, metanol, asetaldehida, asam asetat, dan senyawa sulfur. Senyawa-senyawa ini berperan dalam pembentukan aroma khas nanas dan dapat menjadi indikator penting dalam menentukan tingkat kematangan buah [9]. Selain itu, konsentrasi dan komposisi VOCs juga dapat dipengaruhi oleh kondisi lingkungan, penyimpanan, dan perlakuan pascapanen, sehingga pemantauan VOCs menjadi strategi yang relevan untuk menjaga mutu buah, memperpanjang umur simpan, dan mengurangi kerugian ekonomi [10].

Beberapa penelitian sebelumnya telah membahas cara menentukan tingkat kematangan buah dengan berbagai metode. Penelitian yang dilakukan oleh Linda dan Zahra menggunakan metode *computer vision* untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan mangga berdasarkan perubahan warna kulit [11]. Metode ini cukup efektif karena warna kulit buah memang berubah sesuai tingkat kematangan, namun hasilnya masih dipengaruhi pencahayaan dan posisi kamera saat pengambilan gambar. Penelitian lain yang dilakukan oleh Puspitasari *et al.* memanfaatkan *electronic nose* berbasis sensor gas untuk mendeteksi senyawa aroma yang dilepaskan buah durian selama pematangan [12]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa *electronic nose* dapat memberikan penilaian lebih objektif karena aroma buah cenderung lebih konsisten dibandingkan indikator visual.

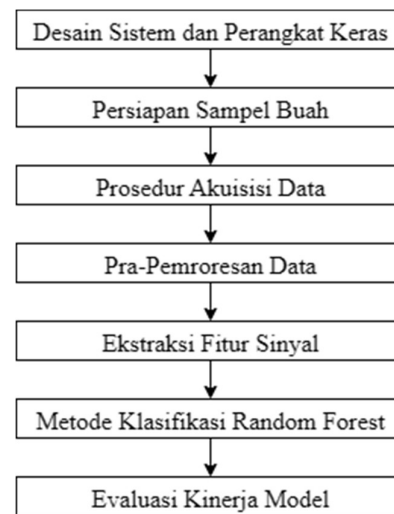
Random Forest adalah algoritma *ensemble learning* yang bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan secara acak (*bagging*) dan menggabungkan prediksinya [13]. Algoritma ini unggul dalam mengolah data berdimensi tinggi, tahan terhadap *overfitting*, *noise*, dan nilai hilang, sehingga menghasilkan model yang stabil dan akurat baik untuk klasifikasi maupun regresi [14]. Salah satu kelebihan pentingnya adalah kemampuannya menyajikan estimasi *feature importance*, yang membantu mengidentifikasi variabel paling berpengaruh dalam keputusan model [15]. Keunggulan ini menjadikan Random Forest sangat cocok digunakan dalam tugas klasifikasi tingkat kematangan atau prediksi bertingkat pada buah. Algoritma ini telah diterapkan untuk mengklasifikasikan berbagai tingkat kematangan buah secara efektif, seperti pada tomat dan paprika, serta mencapai akurasi tinggi dalam menentukan kematangan buah srikaya melalui kombinasi sifat fisik dan kimia [16].

Berdasarkan temuan-temuan tersebut, penelitian ini bertujuan merancang sistem klasifikasi kematangan buah nanas berbasis aroma menggunakan hidung elektronik multisensor, perangkat yang meniru kemampuan penciuman manusia untuk mendeteksi VOCs yang dilepaskan buah. Sistem ini menggunakan lima sensor gas tipe MOS (*Metal Oxide Semiconductor*) yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135. Semua sensor dikendalikan oleh ESP32 sebagai mikrokontroler utama untuk pengolahan data secara real-time. Data yang dikumpulkan kemudian dianalisis

menggunakan algoritma *Random Forest*. Sistem ini mampu mengklasifikasikan buah nanas ke dalam empat kategori: mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang, sehingga memberikan proses klasifikasi yang lebih cepat, objektif, dan konsisten.

2. METODE

Metodologi penelitian disusun secara sistematis agar setiap tahapan yang dilakukan terarah dan menghasilkan keluaran sesuai dengan tujuan yang ditetapkan. Penelitian ini dilaksanakan di Laboratorium Fisika, Fakultas MIPA dan Kesehatan, Universitas Muhammadiyah Riau. Semua proses dilakukan secara runtut untuk menghasilkan sistem klasifikasi yang dapat diuji dan dievaluasi secara menyeluruh. Untuk memperjelas alur penelitian, diagram alir metodologi ditunjukkan pada Gambar 1.

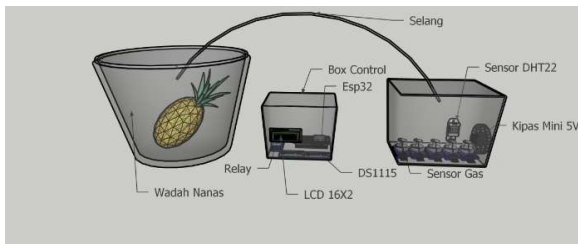


Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

2.1. Desain Sistem dan Perangkat Keras

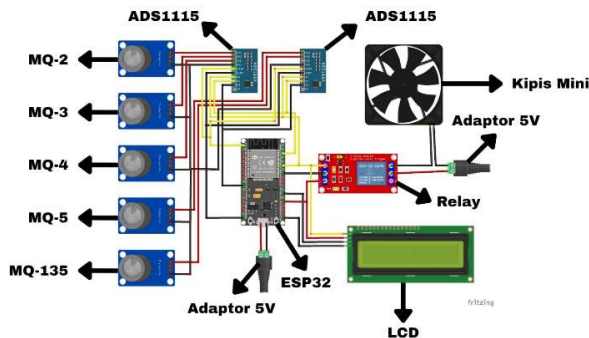
Sistem hidung elektronik ini dirancang untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas secara *non-destruktif*. Sistem terdiri dari dua *chamber*, yaitu *chamber* sampel dan *chamber* sensor. *Chamber* sampel berfungsi sebagai tempat buah yang diuji, sedangkan *chamber* sensor berisi lima sensor gas seri MQ (MQ2, MQ3, MQ4, MQ5, dan MQ135) yang mendeteksi gas volatil yang dilepaskan oleh buah nanas [17].

Kedua *chamber* dihubungkan oleh selang fleksibel untuk menyalurkan gas dari *chamber* sampel menuju *chamber* sensor. Sensor MQ akan merespon gas volatil dengan perubahan nilai resistansi internal. Perubahan resistansi ini menghasilkan sinyal analog yang langsung dibaca oleh modul ADS1115 dalam bentuk nilai ADC (*Analog-to Digital Converter*). Nilai ADC tersebut kemudian dikirim ke ESP32 untuk diteruskan ke komputer melalui komunikasi serial dan disimpan menggunakan perangkat lunak *CoolTerm*. Sistem juga dilengkapi kipas 12V yang dikendalikan melalui modul relay dan digunakan sebagai *inlet fan* untuk mengalirkan gas dari *chamber* sampel buah ke *chamber* sensor [18]. Desain sistem hidung elektronik dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Desain Hidung Elektronik untuk Buah Nanas

Desain skematik menunjukkan bagaimana semua komponen hidung elektronik dihubungkan. Semua sensor gas MQ dihubungkan ke modul ADS1115, kemudian disambungkan ke ESP32. LCD 16x2 dihubungkan ke ESP32 untuk menampilkan data. Modul relay dihubungkan ke ESP32 untuk menyalakan atau mematikan kipas 12V. Semua komponen ini terhubung agar data dari sensor bisa dibaca ESP32, ditampilkan di LCD, dan disimpan di komputer. Rangkaian skematik dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Rangkaian Skematik Sistem Hidung Elektronik

Tabel 1. Spesifikasi Sensor Seri MQ yang Digunakan

No	Modul Number	Gas Target
1.	MQ-2	Gas Methane dan VOC
2.	MQ-3	Gas Methane, Alkohol, VOC
3.	MQ-4	CH4 dan Natural Gas
4.	MQ-5	Gas Natural, Methane, Propana dan Iso-Butana
5.	MQ-135	Gas Benzena, Alkohol dan NH3

2.2. Persiapan Sampel Buah

Sampel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 40 buah nanas dengan kualitas baik, yang dipilih berdasarkan warna kulit, tingkat kekerasan, dan aroma. Buah-buah tersebut mewakili empat kategori kematangan, yaitu mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang. Buah kategori mentah umumnya memiliki kulit berwarna hijau pekat, tekstur sangat keras, dan belum mengeluarkan aroma khas. Buah kategori setengah matang memiliki warna kulit hijau kekuningan, tekstur mulai sedikit lunak, dan aroma mulai tercium ringan [19]. Buah kategori matang ditandai dengan kulit berwarna kuning dominan dengan sedikit warna hijau yang masih terlihat, tekstur cukup lunak, dan aroma manis yang kuat. Sementara itu, buah kategori terlalu matang memiliki kulit kuning kecokelatan dengan bintik-bintik gelap, tekstur sangat lunak, dan aroma yang lebih tajam serta cenderung asam [20]. Kategori kematangan buah nanas dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Kategori Kematangan Buah Nanas

Seluruh buah dipilih dalam kondisi utuh tanpa adanya pemotongan, sehingga produksi gas volatil tetap berlangsung secara alami. Masing-masing buah kemudian diberi kode sesuai kategori kematangan untuk memudahkan identifikasi selama pengukuran.

2.3. Prosedur Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan tahap penting yang bertujuan untuk merekam respons sensor terhadap senyawa volatil yang dilepaskan oleh buah nanas selama proses pematangan [18]. Sebelum pengukuran, dilakukan beberapa persiapan penting, yaitu pembersihan *chamber* sensor, pemanasan sensor untuk memastikan larik sensor gas siap mendeteksi sampel, pemeriksaan agar tegangan dan arus dari catu daya eksternal, serta pengecekan menyeluruh terhadap semua komponen sistem, termasuk lima sensor MQ (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135), modul ADS1115, mikrokontroler ESP32, kipas 12V, dan LCD 16x2. Tahap persiapan ini penting dilakukan agar sensor dapat bekerja secara akurat dan responsif terhadap aroma nanas selama proses akuisisi data.

Prosedur akuisisi data melibatkan tahap *flushing* dan *collecting*. Pada masing-masing tahap, pengambilan data dilakukan selama 5 menit dengan periode pembacaan setiap 1 detik, sehingga diperoleh 300 nilai ADC per tahap. Nilai ADC ini merepresentasikan tegangan keluaran sensor MQ yang berubah sesuai konsentrasi gas. Tahap *flushing* dilakukan dengan merekam nilai ADC pada udara bersih tanpa aroma sampel untuk menetapkan nilai dasar (baseline) sensor sebelum aroma sampel dialirkan.

Setelah *flushing*, tahap *collecting* dilakukan dengan menempatkan buah nanas secara individual di dalam *chamber* sampel, yang terhubung ke *chamber* sensor melalui selang sebagai saluran aliran aroma. Kipas mini berperan sebagai *inlet*, menarik aroma yang mengandung senyawa volatil dari buah dan mengarahkannya ke *chamber* sensor. Sensor MQ kemudian mendeteksi perubahan konsentrasi gas secara kontinu, dan data direkam setiap 1 detik selama 5 menit menggunakan perangkat lunak *CoolTerm*. Proses pengukuran ini dilakukan sebanyak 3 kali untuk setiap sampel nanas agar data yang diperoleh konsisten dan representatif.

2.4. Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap awal dalam pengolahan informasi yang bertujuan menyiapkan data mentah agar dapat digunakan secara optimal [21]. Data hasil pembacaan sensor pada kondisi awal tidak bisa langsung dipakai karena masih acak, tidak terstruktur, serta berpotensi mengandung nilai yang tidak sesuai.

Untuk itu, diperlukan proses pra-pemrosesan guna memperoleh data yang bersih, konsisten, dan terorganisasi.

Pada penelitian ini, pra-pemrosesan dimulai dengan memindahkan hasil rekaman sensor ke dalam format yang lebih mudah diolah oleh sistem. Data disusun dalam tabel menggunakan Microsoft Excel agar tersaji secara terstruktur dan mudah dikelola. Seluruh nilai diperiksa untuk memastikan jumlah data sesuai dengan durasi pengukuran dan tidak ada nilai yang hilang. Tahap berikutnya adalah penghapusan data null (nilai kosong). Baris data yang mengandung nilai null dihapus untuk mencegah distorsi atau bias dalam analisis. Dengan langkah ini, dataset menjadi lebih lengkap, konsisten, dan siap digunakan untuk tahap analisis selanjutnya.

2.5. Ekstraksi Fitur Sinyal

Ekstraksi fitur sinyal merupakan tahap pengolahan data mentah hasil pembacaan sensor menjadi parameter yang lebih bermakna agar dapat digunakan dalam proses klasifikasi [22]. Parameter tersebut dipilih karena mampu merepresentasikan perubahan pola konsentrasi gas yang dilepaskan oleh buah nanas selama proses pematangan. Hasil ekstraksi fitur kemudian disusun dalam bentuk tabel yang menjadi dataset akhir dan siap digunakan pada tahap klasifikasi. Parameter-parameter yang dihitung pada penelitian ini meliputi:

1. Nilai Maksimum

Nilai maksimum adalah angka ADC tertinggi yang tercatat selama pengukuran. Parameter ini digunakan untuk mengetahui respon sensor tertinggi, yang dapat mencerminkan puncak konsentrasi gas volatil yang dilepaskan buah nanas. Secara matematis, nilai maksimum dapat dilihat pada Persamaan 1.

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

2. Nilai Minimum

Nilai minimum adalah angka ADC terendah yang tercatat selama pengukuran. Parameter ini menunjukkan titik respon sensor paling rendah, sehingga dapat digunakan sebagai batas bawah perubahan sinyal. Secara matematis, nilai minimum dapat dilihat pada Persamaan 2.

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

3. Delta

Delta merupakan selisih antara nilai maksimum dan minimum. Parameter ini memberikan gambaran mengenai rentang ketidakstabilan nilai respon sensor selama pengukuran gas. Secara matematis, nilai delta dapat dilihat pada Persamaan 3.

$$\Delta = \text{Max} - \text{Min} \quad (3)$$

4. Rata-rata (Mean)

Nilai rata-rata diperoleh dari total seluruh data ADC dibagi dengan banyaknya data. Parameter ini memberikan gambaran umum mengenai besarnya respon sensor terhadap gas yang dilepaskan buah. Secara matematis, nilai rata-rata dapat dilihat pada Persamaan 4.

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

5. Standar Deviasi (SD)

Standar deviasi dihitung untuk melihat tingkat penyebaran atau variasi data terhadap nilai rata-rata. Nilai SD yang besar menunjukkan respon sensor yang lebih bervariasi, sedangkan nilai kecil berarti sinyal lebih stabil. Secara matematis, nilai standar deviasi dapat dilihat pada Persamaan 5.

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

6. AUC (Area Under Curve)

AUC menggambarkan total akumulasi respon sensor terhadap waktu. Nilai AUC mencerminkan luas area di bawah kurva sinyal, sehingga dapat memberikan informasi mengenai total interaksi sensor dengan gas volatil yang dilepaskan selama proses pengukuran. Secara matematis, nilai AUC (*Area Under Curve*) dapat dilihat pada Persamaan 6.

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

7. Kemiringan (Slope)

Slope dihitung berdasarkan perubahan nilai respon sensor terhadap waktu. Pada penelitian ini, *slope* ditentukan dari rentang awal pengukuran (0 detik) hingga 60 detik. Parameter ini menunjukkan laju perubahan respon sensor dalam satu menit pertama, sehingga memberikan gambaran mengenai kecepatan peningkatan atau penurunan sinyal sensor. Secara matematis, nilai kemiringan (*Slope*) dapat dilihat pada Persamaan 7.

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

Y merupakan nilai respon sensor dan t merupakan nilai waktu (s)

2.6. Metode Klasifikasi Random Forest

Random Forest adalah algoritma *ensemble learning* berbasis pohon keputusan yang digunakan untuk klasifikasi. Algoritma ini membangun banyak pohon secara acak dan menggabungkan prediksi dari setiap pohon untuk menghasilkan keputusan akhir yang lebih akurat dan stabil [23]. Proses klasifikasi kematangan buah nanas dilakukan menggunakan algoritma *Random Forest* yang dijalankan di Google Colab dengan pustaka *scikit-learn*. Dataset fitur hasil ekstraksi sinyal sensor disusun dalam bentuk tabel, di mana setiap sampel mewakili satu pengukuran buah nanas dengan tujuh parameter sensor.

Dataset kemudian dibagi menjadi 70% untuk pelatihan (*training*) dan 30% untuk pengujian (*testing*), sehingga kinerja model dapat dievaluasi secara objektif. *Random Forest* membangun banyak pohon keputusan secara acak, di mana setiap pohon memberikan prediksi kelas kematangan buah (mentah, setengah matang, atau matang). Klasifikasi akhir ditentukan melalui *majority voting*, yang secara matematis dapat dilihat pada persamaan 8.

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

\hat{y} merupakan kelas hasil prediksi, $h_k(x)$ merupakan hasil prediksi pohon ke- k dan k merupakan jumlah pohon dalam hutan (*forest*).

Selain itu, algoritma menghitung *feature importance*, yang menunjukkan kontribusi masing-masing parameter sensor terhadap proses klasifikasi. Analisis ini membantu mengidentifikasi fitur yang paling berpengaruh dalam menentukan tingkat kematangan buah nanas, sehingga dapat memberikan informasi tambahan mengenai pengaruh setiap sensor terhadap klasifikasi.

2.7. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model merupakan tahap penting untuk menilai sejauh mana algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan tingkat kematangan buah nanas secara akurat. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan *Confusion Matrix*, yaitu suatu metode yang membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya [23]. Matriks ini menampilkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas, sehingga memberikan gambaran rinci mengenai performa model pada tiap kategori kematangan (mentah, setengah matang, matang). Dari *Confusion Matrix*, beberapa metrik evaluasi utama dihitung:

1. Akurasi (Accuracy)

Metrik akurasi mencerminkan seberapa banyak prediksi model yang tepat dari keseluruhan data uji, sehingga memberikan indikasi umum mengenai performa model. Secara matematis, dihitung sebagai:

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

2. Presisi (Precision)

Presisi menunjukkan seberapa tepat model dalam memprediksi sampel dari suatu kelas tertentu. Dengan kata lain, dari seluruh prediksi positif yang diberikan model, berapa banyak yang benar-benar positif. Presisi tinggi menandakan bahwa model jarang melakukan kesalahan positif. Secara matematis, dihitung sebagai:

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

3. Recall (Sensitivitas)

Recall mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua sampel yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas tertentu. Semakin tinggi recall, semakin sedikit sampel positif yang terlewat atau salah diklasifikasikan sebagai negative. Secara matematis, dihitung sebagai:

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

4. F1-Score

F1-Score merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall. Metrik ini memberikan gambaran seimbang antara ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam menangkap seluruh sampel positif. Nilai F1 yang tinggi menunjukkan bahwa model

memiliki performa baik baik dalam hal presisi maupun recall. Secara matematis, dihitung sebagai:

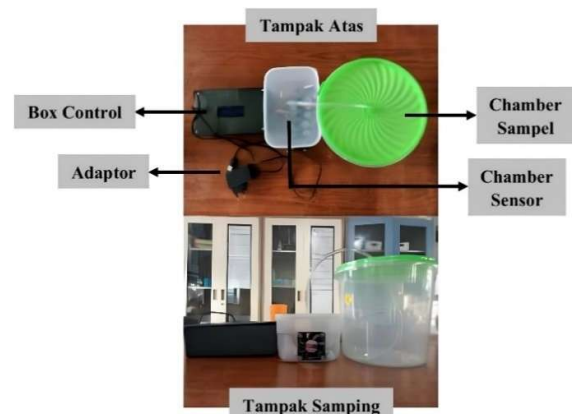
$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (12)$$

Pada confusion matrix terdapat istilah seperti TP merupakan data positif yang terdeteksi benar. Sedangkan TN merupakan data negatif yang terdeteksi benar. Kemudian FP merupakan data negatif yang terdeteksi positif. Terakhir, FN merupakan data positif yang terdeteksi negatif [24].

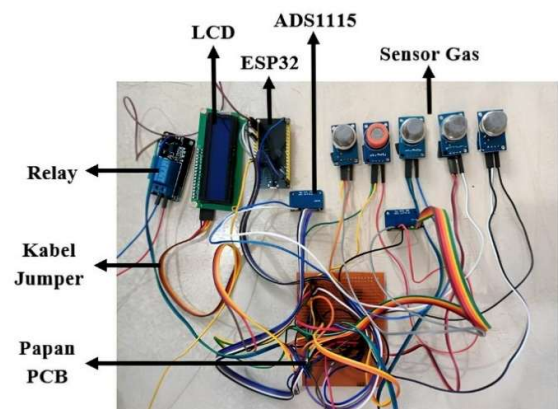
3. HASIL

3.1. Hasil Desain Sistem

Desain sistem yang direalisasikan terdiri dari dua bagian utama, yaitu alat secara keseluruhan dan rangkaian elektroniknya. Pada tampilan keseluruhan, sistem mencakup *box control* sebagai pusat kendali, *chamber sampel* untuk menempatkan buah nanas, serta *chamber sensor* yang digunakan untuk mendeteksi senyawa volatil yang dilepaskan. Alat ini dilengkapi adaptor sebagai sumber daya eksternal sehingga sistem dapat bekerja dengan stabil. Pemisahan ruang sampel dan ruang sensor memungkinkan pengukuran lebih akurat karena sensor hanya menerima senyawa volatil tanpa kontak langsung dengan buah. Alat secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Realisasi Alat Secara Keseluruhan

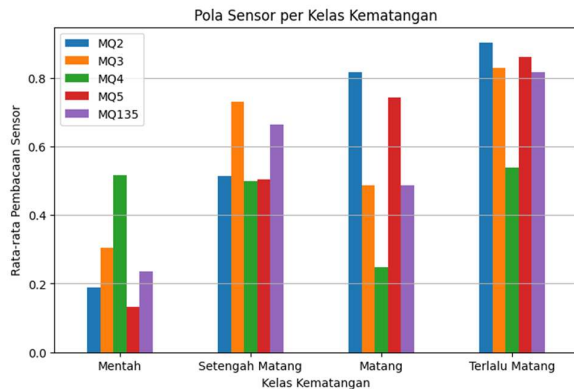


Gambar 6. Realisasi Rangkaian Elektronika

Pada Gambar 6 ditunjukkan rangkaian elektronika yang terdiri dari ESP32 sebagai otak sistem, ADS1115 untuk konversi sinyal analog ke digital, serta lima sensor gas sebagai pendeteksi aroma nanas. Hasil sensor ditampilkan melalui LCD, sementara relay mengendalikan kipas sebagai inlet fan untuk mengalirkan gas dari *chamber* sampel ke *chamber* sensor. Seluruh komponen dihubungkan pada papan PCB, sehingga sistem siap digunakan untuk mendukung pengujian klasifikasi tingkat kematangan buah nanas.

3.2. Kurva Respon Sensor

Kurva respon sensor menggambarkan perubahan nilai keluaran dari masing-masing sensor gas saat bereaksi terhadap nanas dengan tingkat kematangan berbeda. Nilai respon sensor kemudian dihitung rata-ratanya sehingga diperoleh kurva yang mewakili setiap kategori.



Gambar 7. Kurva Respon Sensor

Kurva respon sensor gas tipe MQ pada Gambar 8. Memperlihatkan perbedaan pola sinyal terhadap empat kategori kematangan buah nanas.

- Pada kategori mentah, sensor MQ4 memiliki respon paling tinggi dibandingkan sensor lainnya.
- Pada kategori mentah, sensor MQ4 memiliki respon paling tinggi dibandingkan sensor lainnya.
- Pada kategori setengah matang, respon sensor MQ3 dan MQ135 lebih dominan dibandingkan sensor lain.
- Pada kategori matang, respon sensor MQ2 dan MQ5 mengalami peningkatan signifikan.
- Pada kategori terlalu matang, seluruh sensor menunjukkan kenaikan dengan dominasi MQ2, MQ3, dan MQ5.

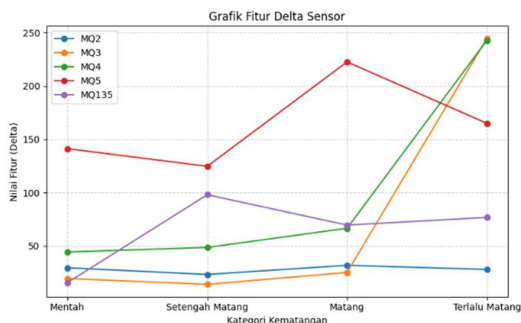
3.3. Tabel dan Grafik Fitur Sinyal

Fitur sinyal diperoleh dari hasil olahan data sensor untuk menggambarkan bagaimana respon sensor terhadap buah nanas pada setiap 40 tingkat kematangan. Pada penelitian ini digunakan tujuh parameter, yaitu max, min, delta, mean, std, auc, dan *slope*. Parameter tersebut dipilih karena bisa menunjukkan perubahan pola sinyal sensor yang muncul akibat perbedaan senyawa aroma selama proses pematangan.

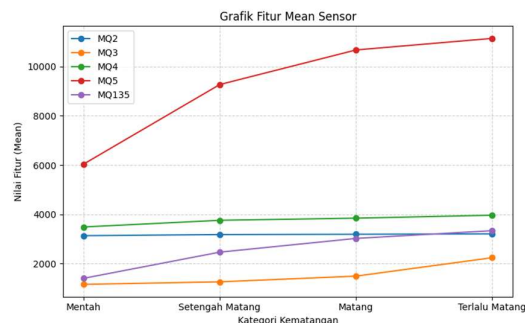
Untuk memudahkan pemahaman, beberapa parameter ditampilkan dalam bentuk grafik. Grafik ini membantu memperlihatkan perbedaan antar kategori kematangan dengan lebih jelas dibandingkan hanya melihat angka pada 40 tingkat. Selain itu, grafik juga berguna untuk mengecek pola umum data dan memastikan bahwa respon sensor yang diperoleh sesuai dengan kondisi kematangan buah. Dengan begitu, fitur sinyal tidak hanya dipakai sebagai angka masukan untuk algoritma klasifikasi, tetapi juga memberi 40 tingkat nyata tentang bagaimana aroma nanas berubah seiring 40 tingkat kematangannya. Dengan kata lain, kualitas fitur yang diekstraksi sangat menentukan kinerja model dalam membedakan setiap kategori kematangan.

Tabel 2. Nilai Ekstraksi Fitur Sinyal Sensor Gas pada Setiap Tingkat Kematangan

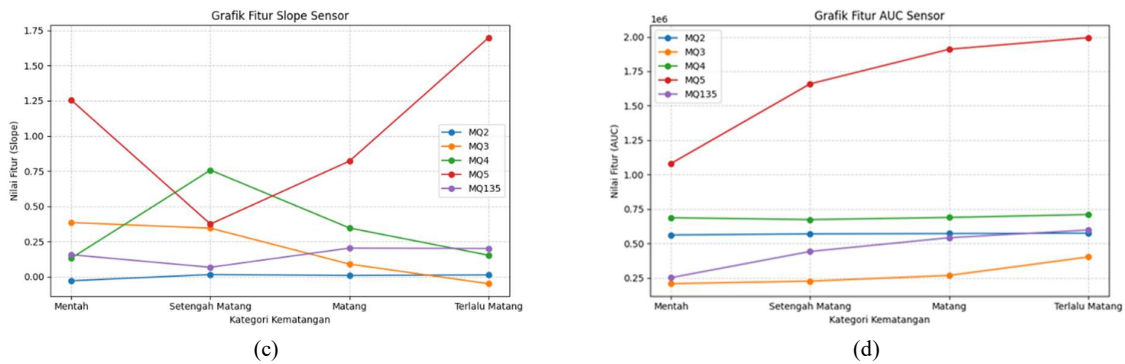
Data Ke -	Kematangan	MQ2_MAX	MQ2_MIN	MQ2_DELTA	MQ2_Mean	...	MQ135_SLOPE
1	Mentah	3142	3122	20	3132.55	...	0.063573215
2	Mentah	3149	3125	24	3135.766667	...	0.106390664
3	Mentah	3143	3116	27	3130.672222	...	0.190580717
4	Mentah	3142	3116	26	3129.672222	...	0.136510142
5	Mentah	3142	3118	24	3130.561111	...	0.209058072
...
40	Terlalu Matang	3215	3190	25	3207.227778	...	0.222200611



(a)



(b)



Gambar 8. Grafik Parameter Fitur Sinyal: (a) Mean, (b) Mean, (c) Slope, dan (d) AUC

Berdasarkan grafik yang ditampilkan, terlihat bahwa setiap parameter memberikan kontribusi yang berbeda dalam membedakan tingkat kematangan nanas. Delta menunjukkan perbedaan yang cukup tegas antar kategori, sehingga parameter ini efektif dalam menangkap variasi respon sensor. Mean cenderung lebih stabil, namun tetap memperlihatkan pola kenaikan atau penurunan seiring bertambahnya tingkat kematangan. Sementara itu, *slope* menampilkan kecenderungan laju perubahan sinyal yang lebih dinamis, dan AUC memberikan gambaran akumulasi respon sensor secara menyeluruh. Secara umum, grafik memperlihatkan bahwa kombinasi dari beberapa parameter mampu memperkuat identifikasi tingkat kematangan. Hal ini menegaskan bahwa pemilihan fitur sinyal yang tepat sangat menentukan peningkatan akurasi sistem klasifikasi.

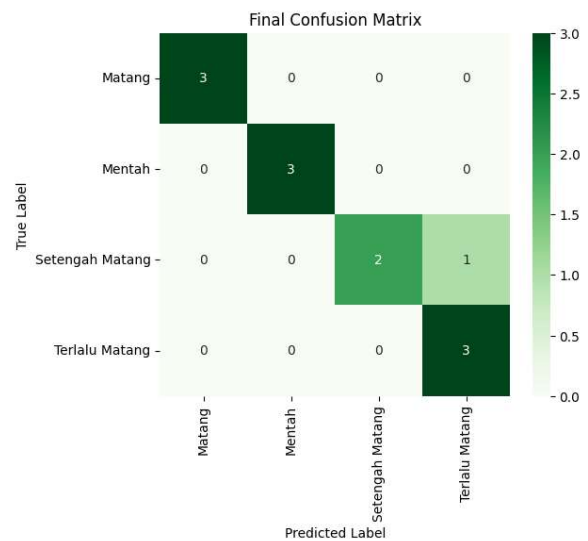
3.4. Evaluasi Model Klasifikasi

Model klasifikasi Random Forest dilatih menggunakan 7 fitur sinyal (*max*, *min*, *delta*, *mean*, *std*, *auc*, dan *slope*) dari sensor MQ2, MQ3, MQ4, MQ5, dan MQ135. Dataset dibagi menjadi data latih dan uji dengan rasio 70:30. Dengan demikian, digunakan 28 data latih dan 12 data uji yang mewakili empat kategori kematangan.

Tabel 3. Metrik Evaluasi Model

Kategori	Precision	Recall	F1-Score	Support
Matang	1.00	1.00	1.00	3
Mentah	1.00	1.00	1.00	3
Setengah Matang	1.00	0.67	0.80	3
Terlalu Matang	0.75	1.00	0.86	3

Berdasarkan Tabel 3 kategori matang dan mentah menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sempurna (1.00). Namun, pada kategori setengah matang, *recall* menurun menjadi 0.67, menandakan ada satu sampel yang salah klasifikasi. Sementara kategori terlalu matang memperoleh *precision* 0.75 dengan *recall* 1.00, artinya semua sampel kategori ini berhasil terdeteksi, meskipun terdapat prediksi salah pada kategori lain. Secara keseluruhan, model mencapai akurasi 0.92 (92%), menunjukkan bahwa sistem klasifikasi berbasis sensor gas dan algoritma *machine learning* cukup andal dalam mengidentifikasi tingkat kematangan nanas.

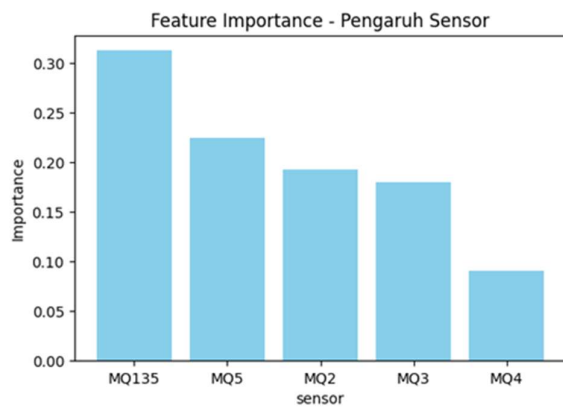


Gambar 9. Confusion Matrix

Confusion matrix pada Gambar 10 memperlihatkan distribusi prediksi model terhadap data uji. Kategori matang dan mentah seluruhnya berhasil diprediksi dengan benar tanpa kesalahan klasifikasi. Pada kategori setengah matang, terdapat sebagian sampel yang salah diklasifikasikan ke kelas lain, sehingga *recall* kategori ini tidak mencapai nilai maksimum. Sementara itu, pada kategori terlalu matang, seluruh sampel dapat dikenali dengan benar, meskipun nilai *precision* lebih rendah akibat adanya prediksi tambahan yang keliru dari kelas lain.

3.5. Tingkat Kepentingan Parameter

Nilai kepentingan parameter (*feature importance*) digunakan untuk mengetahui parameter mana yang memberikan kontribusi paling besar dalam proses klasifikasi tingkat kematangan buah nanas [25]. Algoritma *Random Forest* secara otomatis menghitung bobot kepentingan setiap fitur berdasarkan perannya dalam menurunkan tingkat *impurity* pada proses pembentukan pohon keputusan. Hasil analisis ini memberikan gambaran urutan prioritas antar parameter, sehingga dapat diketahui fitur mana yang dominan dan mana yang hanya bersifat pelengkap. Dengan begitu, penelitian selanjutnya dapat lebih fokus pada parameter yang paling informatif untuk meningkatkan efisiensi sistem dan menyederhanakan proses klasifikasi.



Gambar 10. Sensor Feature Importance

Gambar 10. menunjukkan bahwa sensor MQ135 memiliki tingkat kepentingan tertinggi (0,31), diikuti oleh MQ5 dan MQ2, sementara sensor MQ4 merupakan parameter dengan kontribusi paling rendah (0,09). Hal ini menunjukkan bahwa tidak semua sensor memberikan pengaruh yang sama dalam proses klasifikasi, di mana MQ135 berperan paling dominan dalam membedakan tingkat kematangan buah nanas.

4. PEMBAHASAN

4.1. Analisis Kurva Respon Sensor

Respon sensor gas pada buah nanas menunjukkan pola yang berbeda sesuai dengan senyawa volatil yang dominan pada tiap tahap pematangan. MQ2 memperlihatkan peningkatan konsisten karena sensitif terhadap gas respirasi ringan seperti CO dan H₂, yang tetap terbentuk meskipun nanas tergolong buah non-klimakterik. Demikian pula, MQ5 menunjukkan tren peningkatan stabil karena peka terhadap ester volatil, seperti *ethyl acetate*, *ethyl butanoate*, dan *ethyl hexanoate*, yang diketahui sebagai senyawa dominan pembentuk aroma manis nanas matang[26].

Sebaliknya, sensor lain menunjukkan pola yang lebih fluktuatif. MQ3 yang peka terhadap etanol cenderung meningkat pada fase setengah matang, menurun saat matang optimum ketika ester mendominasi, dan naik kembali pada fase terlalu matang akibat fermentasi. MQ4 mendeteksi aldehid seperti *hexanal* dan *octanal*, yang dominan pada buah mentah tetapi menurun tajam saat buah matang karena mengalami degradasi menjadi senyawa lain. Pola menunjukkan bahwa aldehid lebih berperan pada aroma “hijau” buah mentah dibanding pada buah [27]. MQ135 menghasilkan respon kompleks karena sensitif terhadap campuran gas (CO₂, alkohol, amonia, dan asam volatil) dengan dinamika pelepasan berbeda [28]. CO₂ meningkat stabil, sedangkan alkohol dan asam volatil cenderung meningkat pada fase tertentu, seperti asam asetat dan butanoat yang lebih dominan di fase terlalu matang [29]. Kombinasi inilah yang menyebabkan pola MQ135 tidak linear.

4.2. Analisis Fitur Sinyal

Hasil ekstraksi fitur sinyal menunjukkan bahwa setiap parameter memberikan kontribusi berbeda dalam membedakan tingkat kematangan [30]. Nilai delta, yang merepresentasikan selisih antara nilai maksimum dan minimum sinyal sensor, memperlihatkan perbedaan yang cukup jelas antar kategori

kematangan. Hal ini menunjukkan bahwa variasi konsentrasi senyawa volatil, terutama alkohol dan asam volatil, lebih terasa pada fase transisi dari mentah ke matang, sehingga delta efektif dalam menangkap dinamika respon sensor. Sementara itu, mean cenderung stabil, namun tetap menunjukkan pola kenaikan atau penurunan seiring bertambahnya tingkat kematangan. Kestabilan mean menunjukkan bahwa meskipun terjadi fluktuasi sementara, tingkat konsentrasi gas rata-rata meningkat seiring pematangan, sesuai dengan proses fisiologis buah yang menghasilkan senyawa volatil lebih banyak pada tahap matang.

Parameter *slope* menyoroti laju perubahan sinyal sensor dalam interval pengukuran, sehingga menampilkan karakter dinamis yang dapat mengindikasikan percepatan pelepasan senyawa volatil. Sedangkan AUC memberikan gambaran akumulatif dari respon sensor, memperlihatkan total paparan sensor terhadap gas yang dilepaskan, sehingga berguna untuk memahami intensitas keseluruhan respon sensor terhadap setiap tingkat kematangan. Secara keseluruhan, kombinasi beberapa fitur sinyal mampu memperkuat identifikasi tingkat kematangan nanas. Hasil ini menegaskan bahwa pemilihan fitur yang tepat, baik dari segi karakteristik statis (mean, min, max) maupun dinamis (delta, slope, AUC), sangat menentukan akurasi sistem klasifikasi. Dengan demikian, analisis fitur sinyal tidak hanya memberikan informasi kuantitatif, tetapi juga memperkuat interpretasi terhadap mekanisme pelepasan senyawa volatil selama proses pematangan buah.

4.3. Interpretasi Hasil Klasifikasi

Keberhasilan klasifikasi pada kategori matang dan mentah disebabkan perbedaan yang jelas pada senyawa volatil yang dilepaskan buah. Pada fase mentah, kadar ester dan alkohol masih rendah sehingga sinyal sensor stabil. Sensor MQ2 dan MQ4 yang peka terhadap alkohol dan senyawa ringan, dapat mengenali perbedaan ini dengan baik [31]. Sedangkan pada fase matang, produksi ester meningkat tajam, menciptakan pola sinyal yang khas dan mudah dibedakan.

Fase setengah matang lebih sulit diklasifikasi karena senyawa volatilnya campur antara fase mentah dan matang, sehingga sinyal sensor tumpang tindih dan model kadang keliru. Pada fase terlalu matang, kandungan asam dan alkohol meningkat, menghasilkan sinyal yang kuat sehingga recall tinggi, meski precision sedikit menurun karena sebagian pola mirip fase matang. Hal ini menunjukkan bahwa pola pelepasan senyawa volatil berubah secara bertahap selama pematangan, yang mempengaruhi kemampuan sensor dalam membedakan tiap kategori [10].

4.4. Interpretasi Tingkat Kepentingan Parameter

Analisis Feature Importance menunjukkan bahwa kontribusi tiap sensor terhadap klasifikasi kematangan nanas berbeda. Sensor MQ135 memiliki kontribusi tertinggi, menandakan perannya paling dominan dalam membedakan fase matang dan terlalu matang, karena mampu menangkap perubahan senyawa volatil kompleks seperti asam volatil dan amonia. Sensor MQ5 dan MQ2 berada pada urutan berikutnya, memberikan kontribusi penting meski lebih rendah dibanding MQ135. MQ3 memiliki kontribusi sedikit lebih rendah, sementara MQ4 paling rendah secara keseluruhan. Perbedaan tingkat kepentingan ini mencerminkan

seberapa besar setiap sensor membantu model dalam menurunkan *impurity* dan membuat klasifikasi lebih akurat.

Dengan demikian, Feature Importance menegaskan bahwa tidak semua sensor memiliki peran yang sama. Sensor yang memberikan informasi paling signifikan terhadap perbedaan fase kematangan berkontribusi terbesar terhadap klasifikasi, sementara sensor dengan informasi yang lebih terbatas berperan sebagai pendukung.

4.5. Hubungan Klasifikasi dengan Distribusi Panen

Hasil klasifikasi tingkat kematangan buah nanas menggunakan hidung elektronik multisensor memberikan informasi yang relevan untuk mendukung kegiatan distribusi pascapanen. Buah dengan kategori mentah dapat diarahkan untuk distribusi jarak jauh karena masih memiliki umur simpan yang panjang. Kategori setengah matang cocok untuk pasar regional dengan waktu tempuh distribusi menengah, sedangkan buah matang lebih sesuai dipasarkan secara lokal untuk memastikan kualitas rasa tetap terjaga saat sampai ke konsumen. Sementara itu, buah yang teridentifikasi sebagai terlalu matang dapat diarahkan untuk industri pengolahan (misalnya selai, minuman, atau fermentasi) sehingga tetap memiliki nilai ekonomi dan tidak menjadi limbah.

Dengan menggunakan sistem klasifikasi berbasis sensor gas, distribusi panen dapat lebih efisien dan akurat, mengurangi risiko kerusakan atau penurunan mutu buah selama transportasi dan penyimpanan. Pendekatan ini memungkinkan pemanen dan distributor untuk merencanakan alokasi buah berdasarkan tingkat kematangan yang terukur, sehingga memperpanjang umur simpan dan memaksimalkan nilai ekonomi panen.

4.6. Keterbatasan dan Pengembangan Sistem

Meskipun sistem klasifikasi tingkat kematangan nanas berbasis lima sensor MQ menunjukkan hasil yang baik, terdapat beberapa keterbatasan. Jumlah sensor yang banyak menambah kompleksitas sistem, termasuk pengkabelan, konsumsi daya, dan ukuran perangkat, sehingga mempengaruhi portabilitas dan efisiensi operasional. Selain itu, sensor MQ bersifat multi-gas, sehingga kemungkinan interferensi dari senyawa volatil lain tetap ada, terutama pada buah di fase transisi.

Untuk pengembangan lebih lanjut, sistem dapat diintegrasikan dengan IoT (*Internet of Things*), sehingga data sensor dapat dikirim secara real-time ke platform monitoring. Pendekatan ini memungkinkan pemantauan kematangan buah dari jarak jauh, pengelolaan panen yang lebih efisien, dan pengambilan keputusan distribusi yang lebih cepat. Selain itu, pemilihan sensor paling informatif berdasarkan *Feature Importance* dapat menyederhanakan perangkat, mengurangi konsumsi daya, dan mempermudah penerapan di lapangan.

Integrasi IoT juga membuka peluang pengembangan algoritma cerdas berbasis cloud untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dan adaptasi terhadap variasi buah atau lingkungan. Dengan demikian, sistem tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional, tetapi juga mendukung pengelolaan panen dan distribusi nanas secara lebih modern dan terukur.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem hidung elektronik multisensor berbasis lima sensor gas MQ (MQ-2, MQ-3, MQ-4, MQ-5, dan MQ-135) yang terintegrasi dengan ESP32 dan modul ADS1115 untuk mendeteksi senyawa volatil yang dilepaskan buah nanas secara non-destruktif. Sistem ini mampu mengklasifikasikan nanas ke dalam empat kategori tingkat kematangan mentah, setengah matang, matang, dan terlalu matang dengan akurasi sebesar 92% menggunakan algoritma *Random Forest*.

Hasil analisis *feature importance* menunjukkan bahwa sensor MQ-135 merupakan kontributor terbesar dalam klasifikasi, diikuti oleh MQ-5 dan MQ-2. Dominasi MQ-135 menegaskan peran deteksi senyawa volatil kompleks, seperti alkohol dan amonia, yang sangat berpengaruh dalam proses pematangan nanas. Sementara itu, sensor lainnya berfungsi sebagai pendukung untuk memperkaya profil aroma. Temuan ini membuktikan bahwa kombinasi hidung elektronik multisensor dan *Random Forest* merupakan metode yang efektif, objektif, dan konsisten dalam menentukan tingkat kematangan nanas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Noviandini, H. Hasnah, and R. Hariance, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Volume Ekspor Nanas Kaleng Indonesia Ke Amerika," *JOSETA J. Socio-economics Trop. Agric.*, vol. 5, no. 1, pp. 27–35, 2023, doi: [10.25077/joseta.v5i1.455](https://doi.org/10.25077/joseta.v5i1.455).
- [2] BPS, "Statistik hortikultura 2024," Badan Pusat Statistik. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id>
- [3] Pusat Data dan Informasi Pertanian, *Outlook Komoditas Pertanian Subsektor Hortikultura Nanas Indonesia*. Jakarta: Pusat Data dan Informasi Pertanian, 2023.
- [4] R. April, R. Prastiwi, H. Halin, and S. K. Hildayanti, "Pelatihan Pengolahan Pangan Lokal Berbahan Baku Nanas Program MBKM KKN Tematik Indo Global Mandiri," *J. Pengabd. Mandiri*, vol. 1, no. 2, pp. 291–300, 2023.
- [5] I. W. Puguh *et al.*, "Industri Kreatif Pengolahan Buah Nanas Menjadi Varian Keripik Dan Kerupuk Untuk Meningkatkan Perekonomian Masyarakat Di Desa Laeya Kecamatan Laeya Kabupaten Konawe Selatan," *J. Sultra Sains*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: [10.54297/sultrasains.v5i1.430](https://doi.org/10.54297/sultrasains.v5i1.430).
- [6] M. Mohd Ali, N. Hashim, S. K. Bejo, M. Jahari, and N. A. Shahabudin, "Innovative non-destructive technologies for quality monitoring of pineapples: Recent advances and applications," *Trends Food Sci. Technol.*, vol. 133, pp. 176–188, Mar. 2023, doi: [10.1016/j.tifs.2023.02.005](https://doi.org/10.1016/j.tifs.2023.02.005).
- [7] M. R. Arifandi, N. Zahra, and E. Juliastuti, "Rancang Bangun Sistem Penentuan Mutu Buah Lemon Berbasis Pengolahan Citra," *J. Otomasi Kontrol dan Instrumentasi*, vol. 13, no. 2, pp. 117–123, 2021, doi: [10.5614/joki.2021.13.2.7](https://doi.org/10.5614/joki.2021.13.2.7).
- [8] A. T. Lodong, A. W. Widodo, and M. A. Rahman, "Penentuan Mutu pada Citra Buah Jeruk Keprok menggunakan Metode Local Binary Pattern (LBP)," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 4,

- pp. 1616–1622, 2023.
- [9] L. H. Zain, E. Setiawan, and H. Fitriyah, “Sistem Deteksi Kematangan Buah Mangga berdasarkan kandungan Gas NH₃, C₂H₅OH dan VOCs menggunakan metode K-Nearest Neighbor (K-NN),” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5(9), no. 9, pp. 3792–3798, 2021, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] M. Al-Khalili, P. B. Pathare, S. Rahman, and N. Al-Habsi, “Aroma compounds in food: Analysis, characterization and flavor perception,” *Meas. Food*, vol. 18, no. March, p. 100220, 2025, doi: [10.1016/j.meaf.2025.100220](https://doi.org/10.1016/j.meaf.2025.100220).
- [11] D. Liandaputra and A. Zahra, “Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Metode Deep Learning,” *G-Tech J. Teknol. Terap.*, vol. 8, no. 2, pp. 1091–1103, 2024, doi: [10.33379/gtech.v8i2.4122](https://doi.org/10.33379/gtech.v8i2.4122).
- [12] D. Puspitasari, A. Surtoto, S. W. Suciyati, and G. A. Pauzi, “Aplikasi Sensor TGS2620 dan MQ138 untuk Mendeteksi Kematangan Buah Durian Berbasis Raspberry Pi 3B,” *J. Teor. dan Apl. Fis.*, vol. 9, no. 2, p. 167, 2021, doi: [10.23960/jtaf.v9i2.2760](https://doi.org/10.23960/jtaf.v9i2.2760).
- [13] I. D. A. Adwitya Prawangsa and D. A. A. I. N. Eka Karyawati, “Perbandingan Metode Ensemble Learning Random Forest Dan Adaboost Pada Pengenalan Chord Instrumen Piano Dan Gitar,” *JELIKU (Jurnal Elektron. Ilmu Komput. Udayana)*, vol. 12, no. 4, p. 809, 2024, doi: [10.24843/jlk.2024.v12.i04.p07](https://doi.org/10.24843/jlk.2024.v12.i04.p07).
- [14] S. Ibrahim and M. Iqbal, “Analisis Metode Support Vector Machine (SVM) Dan,” *J. Ris. Sist. Inf. Dan Tek. Inform.*, vol. 10, pp. 453–467, 2022, [Online]. Available: <https://tunasbangsa.ac.id/ejurnal/index.php/jurasik>
- [15] S. Ramadhani and I. Maratul Khamidah, “Random Forest Analysis In Classifying Orange Quality Data-Suci Ramadhani et.al Random Forest Analysis In Classifying Orange Quality Data,” *Inform. dan Sains*, vol. 14, no. 02, pp. 178–186, 2024, doi: [10.58471/infosains.v14i02](https://doi.org/10.58471/infosains.v14i02).
- [16] Murad, J. Sumarsono, Sukmawaty, A. Aulia, and S. Hidayat, “Detection of Sugar Apple (*Annona squamosa* L.) Ripeness Based on Physical and Chemical Properties Using the K-Nearest Neighbor (k-NN) and Random Forest Algorithm,” 2023, pp. 4–19. doi: [10.2991/978-94-6463-274-3_2](https://doi.org/10.2991/978-94-6463-274-3_2).
- [17] T. Sanislav, G. D. Mois, S. Zeadally, S. Folea, T. C. Radoni, and E. A. Al-Suhaimi, “A Comprehensive Review on Sensor-Based Electronic Nose for Food Quality and Safety,” *Sensors*, vol. 25, no. 14, p. 4437, Jul. 2025, doi: [10.3390/s25144437](https://doi.org/10.3390/s25144437).
- [18] Radi, Barokah, L. F. Zamzami, and A. Setiawan, “Performance Analysis of MOS Sensors on Electronic Nose for Synthetic Flavor Classification,” *Proc. Int. Conf. Sustain. Environ. Agric. Tour. (ICOSEAT 2022)*, vol. 26, pp. 552–558, 2023, doi: [10.2991/978-94-6463-086-2_75](https://doi.org/10.2991/978-94-6463-086-2_75).
- [19] B. Yanto, J. Jufri, A. Lubis, B. H. Hayadi, and E. Armita, NST, “Klarifikasi Kematangan Buah Nanas Dengan Ruang Warna Hue Saturation Intensity (Hsi),” *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 6, no. 1, p. 135, 2021, doi: [10.35314/isi.v6i1.1882](https://doi.org/10.35314/isi.v6i1.1882).
- [20] R. Destriana, D. Nurnaningsih, D. Alamsyah, and A. A. J. Sinlae, “Implementasi Metode Linear Discriminant Analysis (LDA) Pada Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 3, no. 1, pp. 56–63, 2021, doi: [10.47065/bits.v3i1.1007](https://doi.org/10.47065/bits.v3i1.1007).
- [21] A. Agung, A. Daniswara, I. Kadek, and D. Nuryana, “Data Preprocessing Patterns in the Assessment of Teacher Education Program Students,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 05, pp. 97–100, 2023.
- [22] M. A. Hasan, R. Sarno, and M. S. H. Ardani, “Improvement of E-Nose Sensor Signal Using MVA, FFT, DWT Methods on Pineapple Fruit Maturity,” in *2022 6th International Conference on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE)*, IEEE, Dec. 2022, pp. 766–771. doi: [10.1109/ICITISEE57756.2022.10057787](https://doi.org/10.1109/ICITISEE57756.2022.10057787).
- [23] Suci Amaliah, M. Nusrang, and A. Aswi, “Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Varian Minuman Kopi di Kedai Kopi Konijiwa Bantaeng,” *VARIANSI J. Stat. Its Appl. Teach. Res.*, vol. 4, no. 3, pp. 121–127, 2022, doi: [10.35580/variansiunm31](https://doi.org/10.35580/variansiunm31).
- [24] H. Afnan Wijaya and N. Cahyono, “Penggunaan Algoritma Cnn Dengan Adam Optimizer Dalam Aplikasi Web Untuk Prediksi Jenis Kelamin Bunga,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 3, pp. 3825–3832, 2025, doi: [10.36040/jati.v9i3.13376](https://doi.org/10.36040/jati.v9i3.13376).
- [25] J. H. Gea, A. R. Himamunanto, and H. Budiati, “Analisis Kinerja Random Forest Dalam Deteksi Gejala Alergi Rongga Mulut Berbasis Warna Gusi,” vol. 5, no. 4, pp. 734–744, 2025, doi: [10.47065/bulletincsr.v5i4.657](https://doi.org/10.47065/bulletincsr.v5i4.657).
- [26] N. Afiyat and M. L. Afif, “Perbandingan Kinerja Sensor MQ-2 dan MQ-6 pada Sistem Deteksi Kebocoran LPG dengan Notifikasi melalui Telegram,” *J. Resist. (Rekayasa Sist. Komputer)*, vol. 7, no. 2, pp. 100–108, 2024, doi: [10.31598/jurnalresistor.v7i2.1591](https://doi.org/10.31598/jurnalresistor.v7i2.1591).
- [27] J. George, T. T. L. Nguyen, G. Sanewski, C. Hardner, and H. E. Smyth, “Stable isotope dilution assay and HS-SPME-GCMS quantification of key aroma volatiles of Australian pineapple (*Ananas comosus*) cultivars,” *Food Chem.*, vol. 455, p. 139956, Oct. 2024, doi: [10.1016/j.foodchem.2024.139956](https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2024.139956).
- [28] A. B. S. Umbu, “Analisis Grafik Karakteristik Sensitivitas Sensor MQ-135 untuk Menentukan Persamaan Hubungan antara ppm dan Rs/Ro,” *J. Teor. dan Apl. Fis.*, vol. 11, no. 02, pp. 49–60, 2023.
- [29] J. Ma et al., “Characterization of Changes in Ripening Process of Volatile Apple Compounds Based on HS-SPME-GC-MS Analysis,” *Agriculture*, vol. 14, no. 10, p. 1787, Oct. 2024, doi: [10.3390/agriculture14101787](https://doi.org/10.3390/agriculture14101787).
- [30] D. Vernanda, N. Purnawan, T. Apandi, and Haryati, “Analisis Data Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Nanas Menggunakan Svm,” *J. Ilm. Ilmu dan Teknol. Rekayasa*, vol. 4, no. September, pp. 8–17, 2022, doi: [10.31962/jiitr.vvii.67](https://doi.org/10.31962/jiitr.vvii.67).
- [31] A. Bakhshipour, “A data fusion approach for nondestructive tracking of the ripening process and quality attributes of green Hayward kiwifruit using artificial olfaction and proximal hyperspectral imaging techniques,” *Food Sci. Nutr.*, vol. 11, no. 10, pp. 6116–6132, Oct. 2023, doi: [10.1002/fsn3.3548](https://doi.org/10.1002/fsn3.3548).