

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *RANDOM FOREST* PADA *EMBEDDED SYSTEM ELECTRONIC NOSE* BERBASIS RASPBERRY PI UNTUK
KLASIFIKASI KOPI ARABIKA DAN ROBUSTA**

SKRIPSI

Oleh:

MUHAMMAD ALZUHDI SAIFUL ALAM
NIM. 220604110047



**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

**IMPLEMENTASI ALGORITMA *RANDOM FOREST* PADA *EMBEDDED SYSTEM ELECTRONIC NOSE* BERBASIS RASPBERRY PI UNTUK
KLASIFIKASI KOPI ARABIKA DAN ROBUSTA**

SKRIPSI

**Diajukan kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)**

**Oleh:
MUHAMMAD ALZUHDI SAIFUL ALAM
NIM. 220604110047**

**PROGRAM STUDI FISIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2026**

HALAMAN PERSETUJUAN

IMPLEMENTASI ALGORITMA *RANDOM FOREST* PADA *EMBEDDED SYSTEM ELECTRONIC NOSE* BERBASIS RASPBERRY PI UNTUK KLASIFIKASI KOPI ARABIKA DAN ROBUSTA

SKRIPSI

Oleh:

Muhammad Alzuhdi Saiful Alam
NIM. 220604110047

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Pada tanggal, 22 Juni 2026

Pembimbing I



Dr. Imam Tazi, M.Si.
NIP. 19740730 200312 1 002

Pembimbing II
BRIN Serpong



Dr. Eng. Wildan Panji Tresna, M.T.
NIP. 19850831 200812 1 001

Pembimbing III



Arista Romadani, S.Si., M.Sc.
NIP. 19900905 201903 1 018

Mengetahui,
Ketua Program Studi



Farid Samsu Hananto, S.Si., M.T.
NIP. 19740513 200312 1 001

HALAMAN PENGESAHAN

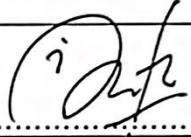
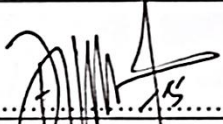
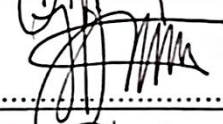
IMPLEMENTASI ALGORITMA *RANDOM FOREST* PADA *EMBEDDED SYSTEM ELECTRONIC NOSE* BERBASIS RASPBERRY PI UNTUK KLASIFIKASI KOPI ARABIKA DAN ROBUSTA

SKRIPSI

Oleh:

Muhammad Alzuhdi Saiful Alam
NIM. 220604110047

Telah Dipertahankan Di Depan Dewan Penguji
Dan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)
Pada Tanggal, 25 Juni 2026

Penguji Utama	:	<u>Muthmainnah, M.Si.</u> NIP. 19860325 201903 2 009	: 
Ketua Penguji	:	<u>Fikriyatul Azizah Su'ud, M.Si.</u> NIP. 19930617 202012 2 003	: 
Sekretaris Penguji 1	:	<u>Dr. Imam Tazi, M.Si.</u> NIP. 19740730 200312 1 002	: 
Sekretaris Penguji 2	:	<u>Dr. Eng. Wildan Panji Tresna, M.T.</u> NIP. 19850831 200812 1 001	: 
Anggota Penguji	:	<u>Arista Romadani, S.Si., M.Sc.</u> NIP. 19900905 201903 1 018	: 

Mengesahkan,
Ketua Program Studi



Farid Samsu Hananto, S.Si., M.T.
NIP. 19740513 200312 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : MUHAMMAD ALZUHDI SAIFUL ALAM
NIM : 220604110047
Program Studi : FISIKA
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Judul Penelitian : Implementasi Algoritma *Random Forest* pada *Embedded System Electronic Nose* Berbasis Raspberry Pi untuk Klasifikasi Kopi Arabika dan Robusta

Menyatakan dengan sebenar-benarnya bahwa hasil penelitian saya ini tidak terdapat unsur-unsur penjiplakan karya penelitian atau karya ilmiah yang pernah dilakukan atau dibuat oleh orang lain, kecuali yang tertulis dikutip dalam naskah ini dan disebutkan dalam sumber kutipan dan daftar pustaka. Apabila ternyata hasil penelitian ini terbukti terdapat unsur-unsur jiplakan maka saya bersedia untuk menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 22 Juni 2026
Yang Membuat Pernyataan



Muhammad Alzuhdi Saiful Alam
NIM. 220604110047

MOTTO

Carpe Diem

HALAMAN PERSEMBAHAN

Karya ini merupakan gema dari semesta doa, peluh, dan harapan yang melebur dalam sebuah harmoni. Eksamplar perjuangan yang penuh gelora ini, saya dedikasikan dengan segenap jiwa, kepada:

—Sang Pengembara yang tak mengangkat kedua tangan pada ruwetnya labirin pikiran, telah mengacungkan jarinya pada ruang-ruang sunyi dan teguh mengawal mimpi. Terima kasih.

—Bapa dan Mama, dalam doa-doanya yang menerjang, menembus cakrawala, menjadi jangkar saat sahaya hampir karam, dan menjadi kompas saat arah terbalut debu. Terima kasih atas restu dan peluh.

—Para Penuntun Ilmu, yang tak jemu memancarkan pengetahuan dan meluangkan sabar. Menjadi pemandu dalam merajut lembar demi lembar. Terima kasih telah memperluas sudut pandang.

—Handai Taulan, yang kehadirannya menyematkan gelak tawa di tengah penat, mengubah dinginnya malam menjadi riuh hangat. Terima kasih atas kenyamanan segalanya.

—Suaka Estetika; aksara, nada, dan rupa yang telah menjadi sahabat jiwa. Tempat teduh di kala jemu pada angka dan logika. Terima kasih atas narasi, alunan, dan goresan.

KATA PENGANTAR

Puji syukur ke hadirat Allah SWT yang menuntun jemari dan pikiran penulis dalam merampungkan skripsi berjudul “Implementasi Algoritma *Random Forest* pada *Embedded System Electronic Nose* Berbasis Raspberry Pi untuk Klasifikasi Kopi Arabika dan Robusta.” Sholawat serta salam semoga tercurah kepada Nabi Muhammad SAW, pembawa lentera *zaman zakiyyah (Addinul Islam Wal Iman)*. Skripsi ini disusun sebagai syarat meraih gelar Sarjana Sains (S.Si) Fisika di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Penulis menyadari bahwa banyak jiwa yang telah meluangkan waktu dan membantu dalam merampungkan skripsi ini. Ilmu tidak pernah hidup dalam keheningan, oleh sebab itu sebagai rasa syukur yang tiada bertepi, untaian terima kasih ini penulis haturkan kepada:

1. Orang tua penulis, yang telah banyak memberi restu, nasihat, doa, dan dukungan baik moril maupun materil yang tak mungkin terbalaskan.
2. Prof. Dr. Hj. Ilfi Nur Diana, M.Si., CAHRM., CRMP., selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. H. Agus Mulyono, S.Pd., M.Kes., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Imam Tazi, M.Si., selaku Wakil Dekan Bidang AUPK Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus selaku Dosen Pembimbing atas segala ilmu, motivasi, dan bimbingannya selama penyusunan skripsi.
5. Farid Samsu Hananto, S.Si., M.T., selaku Ketua Program Studi Fisika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

6. Dr. Eng. Wildan Panji Tresna, M.T., selaku Pembimbing Eksternal (BRIN) atas kesempatan riset di Kelompok Riset MOEMS, Pusat Riset Fotonika, BRIN Serpong.
7. Arista Romadani, S.Si., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing Integrasi atas bimbingan dalam bidang integrasi sains dan Al-Qur'an.
8. Naqibatin Nadliriyah, M.Si., selaku Dosen Wali yang senantiasa memberikan pengarahan dan motivasi.
9. Yuwana Pradana, S.T., M.T., selaku periset KR MOEMS BRIN atas arahan dalam perancangan sistem. Dr. Purwowibowo, M.T., selaku periset KR KPP BRIN atas bimbingannya.
10. Seluruh dosen, laboran, dan administrasi Program Studi Fisika.
11. KR MOEMS BRIN, tim riset sensor, dan rekan-rekan atas bantuan dan kebersamaannya selama pengerjaan skripsi.
12. Semua pihak yang telah memberikan dukungan secara langsung maupun tidak langsung.

Semoga Allah SWT membalas kebaikan semua pihak. Penulis terbuka menerima saran yang membangun demi kesempurnaan skripsi ini. Semoga bermanfaat.

Malang, 22 Juni 2026

Penulis

DAFTAR ISI

COVER	i
HALAMAN JUDUL	ii
HALAMAN PERSETUJUAN	iii
HALAMAN PENGESAHAN	iv
HALAMAN PERNYATAAN.....	v
MOTTO	vi
HALAMAN PERSEMBAHAN	vii
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR LAMPIRAN	xiv
ABSTRAK	xv
ABSTRACT	xvi
مستخلص البحث	xvii
 BAB I PENDAHULUAN.....	 1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian.....	6
1.4 Batasan Masalah.....	6
1.5 Manfaat Penelitian	7
 BAB II KAJIAN PUSTAKA	 8
2.1 <i>Random Forest</i>	8
2.1.1 <i>Bootstrap Aggregating (Bagging)</i>	9
2.1.2 <i>Random Feature Selection</i> dan Transformasi Distribusi.....	10
2.1.3 <i>Node Splitting</i> dan Optimasi <i>Hyperparameter</i>	11
2.1.4 Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi	11
2.2 <i>Embedded System</i>	14
2.3 <i>Electronic Nose</i>	16
2.4 Sensor Gas.....	18
2.4.1 Semikonduktor Oksida Logam (MOS)	19
2.4.2 Sensor MQ-3	21
2.4.3 Sensor MQ-4	22
2.4.4 Sensor MQ-7	23
2.4.5 Sensor MQ-8	24
2.4.6 Sensor MQ-135	25
2.4.7 Sensor MQ-136	26
2.4.8 Sensor TGS-813	27
2.4.9 Sensor TGS-822	28
2.5 <i>Analog to Digital Converter (ADC)</i>	29
2.5.1 Sinyal Analog	30
2.5.2 Sinyal Digital	31
2.5.3 Prinsip Transduksi Sinyal.....	32
2.5.4 ADS1115	34

2.6 Raspberry Pi	35
2.6.1 Raspberry Pi 4 Model B	36
2.7 Kopi.....	38
BAB III METODE PENELITIAN	41
3.1 Jenis Penelitian.....	41
3.2 Waktu dan Tempat Penelitian.....	42
3.3 Alat dan Bahan Penelitian	42
3.4 Rencana Penelitian	43
3.5 Arsitektur Perancangan Sistem	45
3.5.1 Perancangan Perangkat Keras	45
3.5.2 Perancangan Perangkat Lunak	46
3.6 Pengujian Sistem.....	47
3.6.1 Pengujian Perangkat Keras	48
3.6.2 Pengujian Perangkat Lunak	48
3.6.3 Pengujian Integrasi dan Respons Sistem	49
3.7 Pengambilan Data	49
3.8 Pengolahan Data.....	51
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	54
4.1 Sistem Perangkat Keras.....	54
4.2 Sistem Perangkat Lunak.....	58
4.3 Hasil Pengujian Integrasi Sistem	59
4.4 Preparasi Sampel Kopi.....	60
4.5 Sistem Akuisisi Data	62
4.6 Pengolahan Data dan Pemodelan <i>Random Forest</i>	64
4.7 Komparasi Kinerja Raspberry Pi dan Komputer Personal.....	71
4.8 Pengujian Sistem Secara <i>Real-Time</i>	74
4.9 Pembahasan.....	77
4.10 Integrasi Nilai Islam pada Hasil Sistem Cerdas <i>E-Nose</i>	79
BAB V PENUTUP	82
5.1 Kesimpulan	82
5.2 Saran.....	83
DAFTAR PUSTAKA.....	85
LAMPIRAN.....	93

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Mekanisme kerja <i>random forest</i>	8
Gambar 2.2	Diagram skema sistem <i>electronic nose (e-nose)</i>	18
Gambar 2.3	Struktur internal sensor gas	19
Gambar 2.4	Desain sensor gas MOS	19
Gambar 2.5	Sensor gas (MQ-3)	21
Gambar 2.6	Sensor gas (MQ-4)	22
Gambar 2.7	Sensor gas (MQ-7)	23
Gambar 2.8	Sensor gas (MQ-8)	24
Gambar 2.9	Sensor gas (MQ-135)	25
Gambar 2.10	Sensor gas (MQ-136)	26
Gambar 2.11	Sensor gas (TGS-813)	27
Gambar 2.12	Sensor gas (TGS-822)	28
Gambar 2.13	Sinyal dalam bentuk gelombang sinus	30
Gambar 2.14	Rangkaian ekivalen sensor MQ.....	33
Gambar 2.15	Modul ADS1115.....	35
Gambar 2.16	Raspberry Pi 4 Model B GPIO <i>pinout</i> diagram	37
Gambar 2.17	Profil aroma dan rasa utama kopi arabika dan robusta	40
Gambar 3.1	<i>Flowchart</i> rencana penelitian	44
Gambar 3.2	Diagram integrasi perangkat keras	46
Gambar 3.3	<i>Flowchart</i> perancangan perangkat lunak	47
Gambar 4.1	Skematik <i>electronic nose system</i>	55
Gambar 4.2	<i>Design/layout</i> PCB (<i>Printed Circuit Board</i>)	56
Gambar 4.3	Satu bagian gambar teknik <i>chamber</i>	57
Gambar 4.4	<i>Chamber electronic nose system</i>	58
Gambar 4.5	<i>Electronic nose system</i>	58
Gambar 4.6	Preparasi sampel kopi arabika (5 gram)	61
Gambar 4.7	Preparasi sampel kopi robusta (5 gram)	61
Gambar 4.8	Preparasi sampel kopi campuran dengan rasio 50% arabika (2,5 gram) dan 50% robusta (2,5 gram)	62
Gambar 4.9	Proses akuisisi data di laboratorium.....	63
Gambar 4.10	Proses akuisisi data di luar laboratorium.....	63
Gambar 4.11	<i>Confusion matrix</i> model <i>random forest</i> pada data uji	67
Gambar 4.12	Fitur sensor paling berpengaruh	71
Gambar 4.13	<i>Confusion matrix</i> pada OS Windows	72
Gambar 4.14	Salah satu hasil uji <i>real-time</i> kopi robusta di luar laboratorium	75
Gambar 4.15	Salah satu hasil uji <i>real-time</i> kopi robusta di laboratorium.....	75

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	<i>Datasheet</i> sensor gas MQ-3	21
Tabel 2.2	<i>Datasheet</i> sensor gas MQ-4	22
Tabel 2.3	<i>Datasheet</i> sensor gas MQ-7	23
Tabel 2.4	<i>Datasheet</i> sensor gas MQ-8	24
Tabel 2.5	<i>Datasheet</i> sensor gas MQ-135	25
Tabel 2.6	<i>Datasheet</i> sensor gas MQ-136	26
Tabel 2.7	<i>Datasheet</i> sensor gas TGS-813	27
Tabel 2.8	<i>Datasheet</i> sensor gas TGS-822	28
Tabel 2.9	<i>Datasheet</i> modul ADS1115	35
Tabel 2.10	Komposisi kimiawi kopi arabika dan robusta	39
Tabel 3.1	Alat dan bahan penelitian	42
Tabel 3.2	Rencana pengujian sistem	49
Tabel 3.3	Pengambilan data terhadap 3 variasi sampel setiap pengulangan	51
Tabel 3.4	Daftar fitur ekstraksi sinyal sensor gas	51
Tabel 3.5	Data setelah normalisasi dan ekstraksi	52
Tabel 4.1	Pengujian integrasi sistem	60
Tabel 4.2	Ringkasan ekstraksi fitur	64
Tabel 4.3	<i>Stratified 5-fold cross-validation</i> pada parameter terbaik	66
Tabel 4.4	Uraian berdasarkan <i>confusion matrix</i>	68
Tabel 4.5	Metrik kinerja model <i>random forest</i> pada data uji	70
Tabel 4.6	Uraian berdasarkan <i>confusion matrix</i> pada OS Windows	72
Tabel 4.7	Metrik kinerja model <i>random forest</i> pada OS Windows	73
Tabel 4.8	Prediksi <i>real-time</i>	76

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Gambar	94
Lampiran 2 Data Hasil Ekstraksi	99
Data Hasil Ekstraksi Maksimum	99
Data Hasil Ekstraksi <i>Mean</i>	103
Data Hasil Ekstraksi Median	108
Data Hasil Ekstraksi Standar Deviasi	112
Data Hasil Ekstraksi Momentum.....	117
Data Hasil Ekstraksi Bagian Luas Area (AUC)	121
Data Hasil Ekstraksi Rasio	126
Lampiran 3 Hasil Pengolahan Data.....	131
Hasil Pengujian <i>Confusion Matrix</i>	131
Rincian Hasil Uji <i>Real-Time</i> pada Kondisi Di Luar Laboratorium.	131
Rincian Hasil Uji <i>Real-Time</i> pada Kondisi Di Laboratorium	132

ABSTRAK

Alam, Muhammad Alzuhdi Saiful. 2026. **Implementasi Algoritma *Random Forest* pada *Embedded System Electronic Nose* Berbasis Raspberry Pi untuk Klasifikasi Kopi Arabika dan Robusta**. Skripsi. Program Studi Fisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
Pembimbing: (I) Dr. Imam Tazi, M.Si., (II) Dr. Eng. Wildan Panji Tresna, M.T., (III) Arista Romadani, S.Si., M.Sc.

Kata Kunci: *Electronic Nose*, *Random Forest*, Raspberry Pi, Kopi Arabika, Kopi Robusta.

Pesatnya perkembangan kecerdasan buatan menempatkan *machine learning* sebagai instrumen krusial untuk menghasilkan sistem pengenalan pola yang objektif, konsisten, dan akurat guna mengatasi subjektivitas penilaian sensorik konvensional manusia. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan *embedded system electronic nose* (e-nose) *standalone* berbasis *single-board computer* Raspberry Pi 4 Model B dengan algoritma *random forest* untuk klasifikasi aroma kopi arabika, robusta, dan campuran secara *real-time*. Perangkat keras dirancang mengintegrasikan 8 array sensor gas (MQ-3, MQ-4, MQ-7, MQ-8, MQ-135, MQ-136, TGS-813, dan TGS-822) melalui modul ADC ADS1115 untuk akuisisi sinyal beresolusi tinggi. Algoritma *random forest* ditanamkan secara *on-edge* untuk melakukan ekstraksi fitur dinamika sinyal (statistik, momentum, dan *Area Under Curve/AUC*) serta mengeksekusi keputusan klasifikasi guna memisahkan karakteristik uap volatil kopi yang serupa namun tak serupa (*musytabihan wa ghaira mutasyabihin*, QS. Al-An'am: 99). Sebanyak 120 sampel data diakuisisi pada dua sirkulasi lingkungan berbeda (laboratorium dan luar laboratorium). Berdasarkan analisis *feature importance*, sensor TGS-822, MQ-7, dan MQ-3 teridentifikasi sebagai parameter paling dominan dalam menangkap senyawa volatil kopi. Model *random forest* menunjukkan keandalan tinggi dengan capaian akurasi pengujian sebesar 91,67%, serta mampu memisahkan kelas robusta murni secara sempurna (100%). Pada pengujian *real-time*, sistem membuktikan tingkat ketahanan (*robustness*) yang sangat baik dengan keberhasilan prediksi 100% sesuai target, di mana skor keyakinan (*confidence score*) berfluktuasi pada rentang 81,60% hingga 98,60% akibat dinamika suhu sirkulasi udara lingkungan. Integrasi ini sukses menciptakan perangkat portabel yang presisi untuk identifikasi varietas kopi langsung di lapangan.

ABSTRACT

Alam, Muhammad Alzuhdi Saiful. 2026. **Implementation of Random Forest Algorithm on Raspberry Pi-Based Embedded System Electronic Nose for Arabica and Robusta Coffee Classification**. Thesis. Physics Department, Faculty of Science and Technology, The State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Dr. Imam Tazi, M.Si., (II) Dr. Eng. Wildan Panji Tresna, M.T., (III) Arista Romadani, S.Si., M.Sc.

Keywords: Electronic Nose, Random Forest, Raspberry Pi, Arabica Coffee, Robusta Coffee.

The rapid development of artificial intelligence establishes machine learning as a crucial instrument for generating objective, consistent, and accurate pattern recognition systems to overcome the subjectivity of conventional human sensory assessment. This study aims to implement a standalone embedded system electronic nose (e-nose) based on the Raspberry Pi 4 Model B single-board computer integrated with the Random Forest algorithm for real-time classification of Arabica, Robusta, and blend coffee aromas. The hardware system integrates an array of eight gas sensors (MQ-3, MQ-4, MQ-7, MQ-8, MQ-135, MQ-136, TGS-813, and TGS-822) via an ADS1115 ADC module for high-resolution signal acquisition. The Random Forest algorithm is deployed on-edge to extract dynamic signal features (statistical, momentum, and Area Under Curve/AUC) and execute classification decisions to separate the similar yet distinct volatile organic compounds characteristics of coffee (*musytabihan wa ghaira mutasyabihin*, QS. Al-An'am: 99). A total of 120 data samples were acquired across two distinct environmental circulations (laboratory and non-laboratory). Based on feature importance analysis, the TGS-822, MQ-7, and MQ-3 sensors were identified as the most dominant parameters in capturing coffee volatile compounds. The Random Forest model demonstrated high reliability, achieving a testing accuracy of 91.67% and perfectly separating the pure Robusta class with 100% accuracy. During real-time testing, the system exhibited excellent robustness with a 100% successful target prediction, while the prediction confidence score fluctuated between 81.60% and 98.60% due to ambient temperature and air circulation dynamics. This integration successfully provides a precise, portable, and standalone device for on-site coffee variety identification.

مستخلص البحث

علام، محمد الزهدي سيف العالم. ٢٠٢٦. تطبيق خوارزمية الغابة العشوائية في النظام المدمج للأنف الإلكتروني القائم على راسبري باي لتصنيف قهوة أرابيكا وروبوستا. بحث جامعي. قسم الفيزياء، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية بمالانج.

المشرفون: (١) الدكتور إمام تازي الماجستير في العلوم، (٢) الدكتور المهندس ويلدان بانجي تريسنا الماجستير في الهندسة، (٣) أريستا روماداني الماجستير في العلوم.

الكلمات الرئيسية: الأنف الإلكتروني، الغابة العشوائية، راسبري باي، قهوة أرابيكا، قهوة روبوستا.

يضع التطور السريع للذكاء الاصطناعي تقنيات تعلم الآلة كأداة حاسمة لإنتاج أنظمة تميز الأنماط بشكل موضوعي، ومتسق، ودقيق للتغلب على التحيزات الذاتية للتقييمات الحسية البشرية التقليدية. تهدف هذه الدراسة إلى تطبيق نظام مدمج مستقل للأنف الإلكتروني *electronic nose* قائم على حاسوب اللوحة الواحدة Raspberry Pi 4 Model B مدمج مع خوارزمية الغابة العشوائية *random forest* للتصنيف الفوري لأصناف قهوة أرابيكا، وروبوستا، والمزيج بشكل لحظي *real-time*. تم تصميم نظام الأجهزة عبر دمج مصفوفة مكونة من ٨ مستشعرات للغاز MQ-3، و MQ-4، و MQ-7، و MQ-8، و MQ-135، و TGS-813، و TGS-822 من خلال وحدة المحول التناظري الرقمي (ADC) من الطراز ADS1115 للحصول على إشارات عالية الدقة. تم زرع خوارزمية الغابة العشوائية على الحافة الحاسوبية (*on-edge*) لاستخراج ميزات ديناميكية الإشارة الإحصائية، والزخم، والمساحة تحت المنحنى (AUC)، وإجراء قرارات التصنيف لفصل خصائص المركبات المتطايرة للقهوة المشابهة وغير المشابهة (مُشْتَبِهًا وَغَيْرُ مُشْتَبِهٍ، سورة الأنعام: ٩٩). تم جمع ما مجموعه ١٢٠ عينة من البيانات في بيئتين مختلفتين (داخل المختبر وخارجه). وأظهر تحليل أهمية الميزات (*feature importance*) أن المستشعرات TGS-822، و MQ-7، و MQ-3 هي العوامل الأكثر هيمنة في النقاط المركبات العضوية المتطايرة للقهوة. أظهر نموذج الغابة العشوائية موثوقية عالية، حيث حقق دقة اختبار بلغت ٩١,٦٧٪، وقدرة كاملة على فصل فئة الروبوستا النقية بنسبة ١٠٠٪. وأثناء الاختبار الفوري، أظهر النظام متانة ممتازة (*robustness*) حيث بلغت نسبة نجاح التنبؤ النهائي ١٠٠٪ وفقاً للهدف، مع تراوح درجات الثقة في التنبؤ بين ٨١,٦٠٪ و ٩٨,٦٠٪ نتيجة لتقلبات درجات الحرارة وديناميكيات حركة الهواء المحيط. وقد نجح هذا التكامل في ابتكار جهاز محمول، ودقيق، ومستقل لتحديد أصناف القهوة مباشرة في الميدان.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pesatnya perkembangan kecerdasan buatan menempatkan *machine learning* sebagai instrumen krusial yang memungkinkan mesin belajar mandiri dari data tanpa pemrograman eksplisit. Kinerja algoritmanya meningkat seiring bertambahnya data, terutama dalam fungsi klasifikasi, yaitu pengelompokan data untuk mengestimasi label pada objek baru (Alvanof & Dinata, 2024).

Pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat menjadi faktor penentu utama agar sistem mampu menghasilkan keputusan yang objektif, konsisten, dan memiliki tingkat eror yang minimal dalam mengenali pola data yang kompleks. Salah satu algoritma *machine learning* yang paling populer untuk menangani tugas klasifikasi adalah *random forest*. *Random forest* adalah algoritma *supervised learning* yang mengembangkan konsep *decision tree* melalui strategi *bootstrap aggregating*. Algoritma ini membangun sekumpulan pohon keputusan secara independen menggunakan sampel data acak, di mana keputusan akhir ditentukan melalui mekanisme *majority voting* (Nur et al., 2023).

Dengan mengoptimalkan dua parameter utama, yaitu jumlah pohon yang digunakan dan jumlah fitur maksimal pada setiap percabangan *node*, *random forest* diharapkan mampu menghasilkan prediksi yang lebih stabil, akurat, dan handal untuk diimplementasikan pada sistem cerdas. Implementasi algoritma cerdas pada penelitian ini menggunakan *embedded system* sebagai unit pemrosesan terintegrasi untuk mengendalikan dinamika fisik perangkat. Berbeda dengan komputasi umum, sistem ini dirancang untuk fungsi khusus dengan fokus pada ketepatan waktu

(*timing correctness*) dan efisiensi sumber daya (E. A. Lee & Seshia, 2017).

Pada penelitian *electronic nose* sebelumnya, klasifikasi kopi arabika dan robusta dengan metode *Artificial Neural Network* (ANN) umumnya masih menggunakan mikrokontroler standar bersumber daya rendah. Keterbatasan memori dan kecepatan prosesor pada mikrokontroler menghambat penanganan pustaka *machine learning* yang kompleks secara mandiri (Susanti et al., 2023). Penggunaan Raspberry Pi dalam penelitian ini memungkinkan pemrosesan data besar secara stabil dan mandiri tanpa ketergantungan pada perangkat komputer eksternal.

Keunggulan Raspberry Pi dibanding mikrokontroler standar terbukti dari kemampuannya menangani operasi data berat dengan waktu eksekusi singkat. Evaluasi menunjukkan Raspberry Pi mampu memproses algoritma kompleks hingga ratusan kali lebih cepat daripada papan berbasis ARM Cortex-M4 (Rzepka et al., 2024). Kecepatan ini sangat krusial bagi sistem *electronic nose* untuk mengolah data aroma besar dan menjalankan model klasifikasi secara *real-time*. Integrasi Raspberry Pi tidak hanya meningkatkan akurasi identifikasi varietas kopi, tetapi juga menjamin responsivitas dan keandalan perangkat saat digunakan untuk analisis langsung di lapangan.

Meskipun *electronic nose* telah banyak dikembangkan, implementasi *random forest* berbasis Raspberry Pi khusus untuk klasifikasi kopi arabika dan robusta masih jarang dilakukan. Penelitian sebelumnya, seperti oleh (Susanti et al., 2023), masih berfokus pada penggunaan metode *Artificial Neural Network* (ANN) yang memiliki risiko *overfitting* lebih tinggi jika jumlah data terbatas. Selain itu, banyak sistem yang dikembangkan sebelumnya masih bersifat dependen terhadap

perangkat komputer eksternal untuk proses klasifikasi datanya. Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi *random forest* dengan komputasi Raspberry Pi untuk menciptakan sistem *standalone* (mandiri). Tujuannya adalah menghasilkan perangkat portabel yang lebih presisi dalam menangkap perbedaan halus profil aroma kopi serta mampu memberikan hasil klasifikasi secara langsung di lapangan.

Meskipun teknologi komputasi telah berkembang, identifikasi varietas kopi di lapangan masih bergantung pada pengujian sensorik konvensional yang bersifat subjektif. Metode ini rentan terhadap inkonsistensi akibat pengaruh kondisi fisik dan kelelahan panelis (Iswanto et al., 2024). Indra manusia sulit mengenali perbedaan aroma tipis antara arabika yang cenderung asam (*fruity*) dan robusta yang dominan kafein serta rasa yang kuat (Novita et al., 2021). Oleh karena itu, ketergantungan pada penilaian manual menjadi tidak efisien bagi industri yang memerlukan standarisasi mutu secara cepat, akurat, dan objektif.

Secara taksonomi sains perkebunan, pengelompokan varietas tanaman yang berkerabat dekat didasarkan pada tingkat kemiripan organ tumbuhan, namun harus dipisahkan secara tegas akibat adanya perbedaan detail struktur fisik maupun profil aromanya. Keseimbangan komparatif alamiah antara unsur keserupaan fisis dan ketidakserupaan kimiawi pada makhluk hidup ini telah diisyaratkan secara eksplisit oleh Allah SWT dalam Al-Qur'an Surah Al-An'am Ayat 99:

وَهُوَ الَّذِي أَنْزَلَ مِنَ السَّمَاءِ مَاءً فَأَخْرَجْنَا بِهِ نَبَاتَ كُلِّ شَيْءٍ فَأَخْرَجْنَا مِنْهُ خَضِرًا مَخْرُجًا مِنْهُ حَبًّا مَّتْرَاكِبًا
وَمِنَ النَّخْلِ مِنْ طَلْعِهَا قِنْوَانٌ دَانِيَةٌ وَجَنَّاتٍ مِنْ أَعْنَابٍ وَالزَّيْتُونَ وَالرُّمَّانَ مُشْتَبِهًا وَغَيْرَ مُتَشَابِهٍ ۚ انظُرُوا
إِلَى ثَمَرِهِ إِذَا أَثْمَرَ وَيَنْعِهِ ۚ إِنَّ فِي ذَٰلِكُمْ لَآيَاتٍ لِّقَوْمٍ يُؤْمِنُونَ

Artinya: "Dan Dialah yang menurunkan air hujan dari langit, lalu Kami tumbuhkan dengan air itu segala macam tumbuh-tumbuhan maka Kami keluarkan dari tumbuh-tumbuhan itu tanaman yang menghijau. Kami keluarkan dari tanaman yang menghijau itu butir yang banyak; dan dari pohon kurma dari mayangnya

mengurai tangkai-tangkai yang menjulai, dan kebun-kebun anggur, dan (Kami keluarkan pula) zaitun dan delima yang serupa dan yang tidak serupa. Perhatikanlah buahnya di waktu pohonnya berbuah dan (perhatikan pulalah) kematangannya. Sesungguhnya pada yang demikian itu ada tanda-tanda (kekuasaan Allah) bagi orang-orang yang beriman." (QS. Al-An'am: 99).

Dalam sains integratif, penggunaan istilah مُشْتَبِهًا (serupa) dan وَغَيْرَ مُتَشَابِهٍ (tidak serupa) merupakan definisi teologis yang mutlak dalam menggambarkan karakteristik klasifikasi pada jenis kopi (Purwanto, 2015; UIN Antasari & ULM, 2018). Pada dimensi *musytabihan* (serupa), kopi arabika dan robusta menunjukkan homogenitas fisis karena berasal dari famili *Rubiaceae*, memiliki morfologi pohon yang mirip, menghasilkan buah ceri yang beralih merah saat matang, serta bijinya sama-sama dilapisi oleh lapisan kulit tanduk. Namun, pada dimensi *ghaira mutasyabihin* (tidak serupa), keduanya memiliki diskontinuitas profil yang kontras ketika diteliti secara mendalam. Biji arabika berbentuk oval dengan lekukan tengah bergelombang (*S-line*), kaya akan kandungan lipid, serta melepaskan uap volatil aromatik yang cenderung dominan wangi bunga dan buah (*fruity/floral*). Sebaliknya, biji robusta berbentuk cenderung bundar dengan lekukan tengah lurus, didominasi oleh densitas alkaloid kafein yang pekat, serta melepaskan uap organik yang dominan beraroma tanah dan kacang (*earthy/nutty*).

Adanya irisan kemiripan fisik (*musytabihan*) yang berpadu dengan perbedaan senyawa kimia aromatik (*ghaira mutasyabihin*) inilah yang melandasi urgensi perancangan instrumentasi cerdas pada penelitian ini. Sistem *electronic nose* bertindak sebagai transduser fisis untuk merekam dinamika konduktivitas uap volatil yang asimetris tersebut melalui *array* sensor gas. Selanjutnya, algoritma *random forest* yang ditanamkan secara *on-edge* pada mikrokomputer Raspberry Pi

diaplikasikan sebagai unit penentu keputusan untuk menarik garis batas pemisahan multikelas secara akurat dan objektif (Khotimah et al., 2025).

Penerapan teknologi inovatif ini menjadi penting, di mana Indonesia yang menduduki peringkat keempat sebagai produsen kopi terbesar di dunia setelah Brasil, Vietnam, dan Kolombia (Amanda, 2023). Indonesia perlu menjaga keaslian varietas guna memenuhi tren konsumsi global yang tumbuh rata-rata 1,9% per tahun (Aghdamifar et al., 2023). Untuk mengatasi subjektivitas penilaian manual, inovasi *electronic nose* menjadi solusi objektif yang bekerja menyerupai indra penciuman manusia. Sistem ini memanfaatkan *array* sensor gas untuk menangkap "sidik jari aroma" kopi secara digital (Ulfa et al., 2019), sehingga menyediakan basis data yang akurat bagi kendali mutu. Integrasi *electronic nose* dengan algoritma cerdas diharapkan dapat menjadi standar baru dalam identifikasi varietas kopi yang lebih saintifik, terukur, dan sesuai dengan kebutuhan industri modern.

1.2 Rumusan Masalah

1. Bagaimana mengimplementasikan *embedded system electronic nose* berbasis Raspberry Pi dengan algoritma *random forest* untuk klasifikasi jenis kopi arabika dan robusta?
2. Bagaimana efektivitas sistem *electronic nose* yang dikembangkan dalam mengidentifikasi dan membedakan profil aroma antara jenis kopi arabika dan robusta?
3. Bagaimana akurasi hasil dengan algoritma *random forest* dalam mengklasifikasikan kopi arabika dan robusta?

1.3 Tujuan Penelitian

1. Mengimplementasikan *embedded system electronic nose* berbasis Raspberry Pi dengan algoritma *random forest* untuk pengenalan pola aroma kopi.
2. Menerapkan dan menguji efektivitas *electronic nose system* dengan algoritma *random forest* dalam mengklasifikasikan kopi arabika dan robusta secara *real-time*.
3. Menganalisis tingkat akurasi sistem dalam membedakan profil aroma kopi berdasarkan variasi data tegangan yang dihasilkan oleh *array gas sensor*.

1.4 Batasan Masalah

1. Penelitian ini terbatas menggunakan delapan sensor gas untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan tiga varietas sampel kopi, yaitu arabika murni, robusta murni, dan kopi campuran (perpaduan arabika dan robusta).
2. Sampel kopi yang digunakan terbatas pada kopi dalam bentuk bubuk yang paling umum dikonsumsi masyarakat dengan tingkat kehalusan (*grind size*) yang diseragamkan, tanpa mempertimbangkan asal daerah (*origin*) atau kondisi geografis penanaman biji kopi.
3. Pengujian pola aroma dilakukan pada kondisi suhu operasional alat yang telah mencapai titik stabil (*pre-heating*), tanpa melakukan manipulasi suhu lingkungan atau suhu sampel kopi secara eksternal.
4. Fokus penelitian terbatas pada analisis profil aroma dari kopi melalui respons sensor gas, tanpa melakukan uji laboratorium terhadap kandungan kimia spesifik (seperti kadar kafein atau keasaman) di dalamnya.

5. Akuisisi data dilakukan menggunakan sampel kopi yang terbatas sebanyak 100 gram untuk masing-masing varietas, di mana setiap pengujian menggunakan massa konstan sebesar 5 gram. Sehingga dari total 120 data akan mengalami repetisi pengujian sebanyak 3 hingga 4 kali.

1.5 Manfaat Penelitian

1. Mengembangkan dalam *embedded system* yang menggabungkan instrumentasi fisik (sensor gas) dengan teknik cerdas *random forest* untuk klasifikasi data aroma yang kompleks.
2. Menjadi landasan pengembangan riset selanjutnya mengenai sistem sensor *array* cerdas untuk mendeteksi uap volatil yang kompleks.
3. Menghasilkan sistem deteksi yang portabel dan andal, yang dapat digunakan oleh pihak penjamin mutu untuk membedakan profil aroma kopi secara cepat dan akurat.

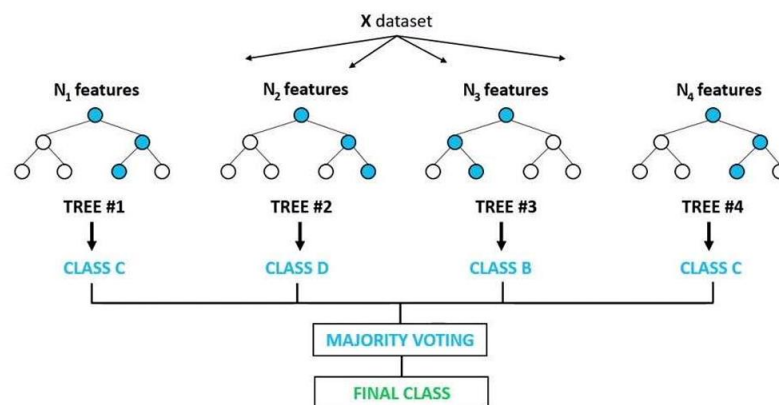
BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 *Random Forest*

Algoritma *random forest* diakui ketangguhannya dalam menangani problem klasifikasi melalui tingkat akurasi serta generalisasi data yang tinggi. Didukung oleh integrasi *library Scikit-Learn* yang praktis tanpa penyetelan parameter rumit, metode ini sangat diandalkan. Keistimewaan lainnya terletak pada kemampuannya menyeleksi fitur esensial guna mereduksi dimensi data, sehingga menghasilkan model komputasi yang efisien dan ringan untuk diimplementasikan pada perangkat bersumber daya terbatas (Tholib, 2023).

Ketangguhan algoritma ini bersumber dari arsitektur *ensemble* yang memadukan sekumpulan pohon keputusan (*decision trees*). Berbekal data latihan yang diekstraksi secara acak, setiap pohon memberikan hasil prediksi independen yang kemudian dikalkulasi melalui mekanisme *majority voting*. Strategi agregasi inilah yang mereduksi kelemahan pohon tunggal, mendongkrak stabilitas generalisasi, dan menjadikannya sangat presisi dalam mengklasifikasikan struktur data yang kompleks (Elislem et al., 2026).



Gambar 2.1 Mekanisme kerja *random forest* (A. P. Siregar et al., 2023)

Setiap pohon dalam arsitektur model memproses subset acak untuk menghasilkan keputusan mandiri, yang kemudian diagregasi menjadi keluaran akhir melalui skema *majority voting*. Strategi ini terbukti tangguh dalam mencegah *overfitting* sembari mempertahankan akurasi. Sebagai tambahan, adopsi metrik *Mean Decrease Accuracy* memungkinkan perhitungan urgensi setiap fitur, sehingga elemen sensor yang paling dominan dalam proses klasifikasi dapat diketahui (Distefano et al., 2024). Secara konseptual, fondasi komputasi *random forest* beroperasi melalui tiga tahapan struktural utama: *bootstrap aggregating*, *random feature selection*, dan *node splitting*.

2.1.1 Bootstrap Aggregating (Bagging)

Untuk membangun sebuah hutan keputusan, algoritma ini mendayagunakan metode *bootstrap aggregating* atau *bagging*. Mekanisme ini bekerja dengan cara menarik sampel acak dari data latih dengan pengembalian (*random sampling with replacement*) untuk melatih setiap pohon secara independen (Breiman, 2001). Variasi subset data yang diberikan ke setiap pohon mencegah model dari kejatuhan menghafal data uji (*overfitting*) sekaligus secara drastis mengurangi nilai varians model.

Dalam domain deteksi sinyal olfaktori atau pola volatil, distribusi dataset sangat rentan mengalami fenomena ketidakseimbangan kelas (*imbalanced data*), di mana sampel aroma utama mungkin lebih mendominasi dibandingkan kelas aroma minoritas. Jika ketidakseimbangan ini diabaikan, proses acak *bagging* akan selalu bias memihak kelas yang mendominasi. Untuk menanggulangi patologi ini secara teoretis, proses pelatihan harus diintervensi menggunakan rekayasa penambahan sintetik sebelum pohon dibangun, seperti metode *Synthetic Minority Over-sampling*

Technique (SMOTE). SMOTE mereduksi kesenjangan ini dengan menginterpolasi ruang fitur dan mereproduksi titik sampel artifisial berdasarkan perhitungan ketetanggaan terdekat (*K-Nearest Neighbors*), yang secara substansial memastikan bahwa proses *bagging* dalam *random forest* menerima representasi ragam gas volatil yang sepenuhnya berimbang (Chawla et al., 2002).

2.1.2 Random Feature Selection dan Transformasi Distribusi

Pilar kedua yang membedakan ansambel ini dari struktur pohon tunggal adalah pemilihan sub-ruang fitur secara acak (*random feature selection*). Respons transien dari interaksi matriks sensor gas terhadap senyawa organik volatil menuntut sistem untuk tidak menggunakan data deret waktu mentah, melainkan membutuhkan reduksi melalui operasi ekstraksi fitur. Parameter deskriptif yang biasanya terekstraksi mencakup fungsi matematis statistik (seperti rata-rata, median, nilai maksimum, dan standar deviasi), dinamika bentuk kurva (momentum amplitudo dan luasan area di bawah kurva/AUC), hingga metrik korelasi antar-sensor (rasio perbandingan gas spesifik).

Guna mengakomodasi tahapan pemodelan tingkat lanjut, rentang fitur ekstraksi yang asimetris mutlak ditransformasikan menjadi berdistribusi normal. Pendekatan non-linier melalui teknik Yeo-Johnson diaplikasikan secara fundamental karena presisinya dalam menangani sebaran data sensor yang tidak beraturan, termasuk dalam mengakomodasi nilai diferensial negatif. Ketika data telah ditransformasi menjadi matriks stabil, algoritma tidak mengevaluasi seluruh fitur ekstraksi secara bersamaan di setiap simpul. Sebaliknya, *random forest* secara acak hanya menyeleksi sebagian kecil. Mekanisme dekorelasi ini menjamin bahwa satu fitur sensor gas yang sangat sensitif tidak akan memonopoli hierarki keputusan,

memungkinkan jaringan atribut pola volatil lain yang lebih kecil turut dianalisis dan dieksplorasi potensinya dalam mendeteksi kompleksitas matriks aroma (Yeo & Johnson, 2000).

2.1.3 Node Splitting dan Optimasi Hyperparameter

Tahapan *node splitting* atau pemisahan simpul mendikte bagaimana sebuah populasi data dalam percabangan pohon dibelah menjadi dua kelompok turunan yang lebih homogen. Kriteria pemisahan untuk tugas klasifikasi gas volatil umumnya dievaluasi melalui optimisasi kemurnian (*impurity*).

Pemberlakuan pembatas arsitektural ini sangat krusial dan dikendalikan oleh *hyperparameter* seperti limit kedalaman maksimum jaringan pohon (*max depth*) serta jumlah margin toleransi serendah apa sebuah cabang boleh pecah membagi kelompok datanya (*min samples split*). Menemukan konfigurasi mekanik yang sempurna untuk klasifikasi ragam polutan aroma menuntut skema evaluasi pencarian parametrik menyeluruh secara teoretis, yakni melalui teknik kombinatorial komputasi kisi iteratif (*grid search cross-validation*). *Grid search* menguji setiap permutasi arsitektur pohon secara bersilang (*cross-validation*) untuk menjamin bahwa model terlatih bebas dari kebocoran bias data *leakage*, memfasilitasi algoritma *random forest* dalam merengkuh kombinasi estimator terbaiknya guna mencetak tebakan konklusif paling mutlak saat mengklasifikasi profil sampel analitik yang tak terlihat (Breiman, 2001).

2.1.4 Evaluasi Kinerja Model Klasifikasi

Untuk mengukur seberapa baik algoritma klasifikasi seperti *random forest* dalam mengenali dan mengelompokkan pola aroma volatil pasca pelatihan, diperlukan prosedur pengujian menggunakan serangkaian metrik evaluasi yang

ketat. Alat evaluasi fundamental yang digunakan sebagai landasan analisis ini adalah *confusion matrix* (matriks kebingungan) (Romadloni et al., 2022). *Confusion matrix* adalah sebuah tabel silang yang menyajikan perbandingan aktual antara hasil tebakan prediksi dari model klasifikasi dengan nilai asli (label referensi sesungguhnya) dari sebuah himpunan data uji. Pada penelitian yang melibatkan tiga variasi kelas (multikelas), matriks ini berkembang menjadi ukuran 3×3 . Pada kasus multikelas, komponen matriks tidak lagi memiliki nilai tunggal untuk seluruh tabel, melainkan diinterpretasikan untuk setiap kelas secara spesifik menggunakan pendekatan *One-vs-Rest* (OvR) (Abdurrazik & Widhi, 2025).

Melalui pendekatan OvR, kelas yang sedang dievaluasi akan diposisikan sebagai kelas positif, sedangkan gabungan dua kelas lainnya akan dianggap sebagai kelas negatif (Abdurrazik & Widhi, 2025). Berdasarkan logika tersebut, empat kemungkinan hasil prediksi utama dapat didefinisikan kembali sebagai berikut: *True Positive* (TP), ketika model dengan benar memprediksi kemunculan kelas target yang sesuai dengan label aktualnya. *True Negative* (TN), ketika model dengan benar mengidentifikasi ketidakhadiran kelas target yang sedang dievaluasi. *False Positive* (FP), ketika model keliru memprediksi kelas target padahal sebenarnya data tersebut milik variasi kelas lain (kesalahan Tipe I). *False Negative*, ketika model gagal mendeteksi kelas target yang sebenarnya ada karena keliru menebaknya sebagai variasi kelas lain (kesalahan Tipe II) (Sukirman et al., 2024).

Dari keempat parameter dasar di dalam *confusion matrix* tersebut, dapat diformulasikan empat jenis metrik persentase kinerja tingkat lanjut, yaitu akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall* (sensitivitas), dan *f1-score* (Romadloni et al., 2022).

Akurasi merupakan metrik paling dasar yang menunjukkan persentase jumlah seluruh prediksi model yang dijawab dengan benar secara keseluruhan dibandingkan dengan total keseluruhan sampel observasi pengujian. (Yacouby & Axman, 2020). Pada matriks multikelas 3×3 , perhitungan akurasi global dilakukan dengan menjumlahkan total prediksi benar pada diagonal utama matriks dibagi dengan total seluruh sampel data uji, yang dirumuskan melalui persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{Total\ Prediksi\ Benar}{Total\ Seluruh\ Data} \times 100\% \quad (2.1)$$

Sedangkan jika performa kedekatan dihitung secara biner per kelas menggunakan parameter OvR, rumus yang digunakan adalah:

$$Accuracy_{class} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2.2)$$

Presisi mengukur tingkat keandalan tebakan positif model; dari seluruh observasi aroma yang ditebak sebagai kelas tertentu oleh sistem, berapa persentase yang benar-benar akurat. Presisi merepresentasikan kemampuan model untuk tidak melakukan salah tebak (Yacouby & Axman, 2020).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.3)$$

Recall (*sensitivity/sensitivitas*), mengukur kemampuan cakupan (*coverage*) dari model dalam menemukan dan mengenali seluruh informasi dari kelas target positif yang sebenarnya ada dalam himpunan data. Fokus utama dari *recall* adalah menekan jumlah kebocoran data (*minimizing false negative*) (Yacouby & Axman, 2020).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.4)$$

Menghindari bias metrik akurasi pada dataset gas yang cenderung tidak seimbang, kinerja model dievaluasi secara objektif menggunakan *F1-score* sebagai representasi rata-rata harmonik antara performa presisi dan *recall* (Romadloni et al., 2022).

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2.5)$$

Penggunaan kombinasi metrik holistik ini, utamanya mengandalkan panduan *f1-score*, sangat vital untuk mendiagnosis *machine learning* pada instrumen gas elektronik karena metrik ini menjamin bahwa model secara murni mampu memisahkan struktur kimia yang rumit, alih-alih hanya beruntung menebak dominasi label mayoritas (Sukirman et al., 2024).

2.2 *Embedded System*

Sistem tertanam (*embedded system*) merupakan sebuah sistem dari penggabungan antara perangkat lunak dan perangkat keras yang dirancang untuk tujuan tertentu. Secara struktural, sistem ini tidak dapat berdiri sendiri dan pada umumnya diimplementasikan dalam bentuk program yang ditanamkan ke dalam sebuah mikrokontroler sebagai pusat pengolahan. Karakteristik utama dari sistem tertanam adalah desainnya yang dikhususkan untuk satu tugas spesifik, memiliki konsumsi daya yang rendah, serta menawarkan stabilitas dan konsistensi yang tinggi dalam pengoperasiannya. Pada tingkat yang lebih lanjut, sistem tertanam dapat dikembangkan menjadi sistem tertanam cerdas (*smart system*) dengan mengintegrasikan algoritma tertentu, seperti klasifikasi, yang memberikan kemampuan bagi perangkat untuk membuat keputusan atau melakukan analisa layaknya kecerdasan manusia (Handoko, 2021).

Secara lebih mendalam, arsitektur sistem tertanam terdiri dari beberapa komponen kunci yang memungkinkan sistem melakukan tugas-tugas kritis secara *real-time*. Unit pemrosesan pusat, yang dapat berupa mikroprosesor atau mikrokontroler, bertindak sebagai otak sistem yang menjalankan instruksi program untuk memproses data masukan secara efisien. Keandalan sistem ini sangat bergantung pada integrasi memori, yang terdiri dari *Read-Only Memory* (ROM) untuk penyimpanan kode instruksi dan *Random Access Memory* (RAM) untuk penyimpanan data sementara selama proses eksekusi berlangsung. Selain itu, fungsionalitas sistem didukung oleh antarmuka *input/output* (I/O) yang memungkinkan komunikasi dengan perangkat eksternal melalui berbagai protokol komunikasi seperti UART, I2C, atau SPI (Saptadi et al., 2025).

Evolusi sistem tertanam modern dalam pengolahan data sensor kini sangat menitikberatkan pada optimasi manajemen daya untuk menjaga efisiensi energi, khususnya pada perangkat portabel yang bekerja secara independen. Kemampuannya dalam menjaga presisi akuisisi data di tengah lingkungan dengan sumber daya perangkat keras yang sangat terbatas menjadikannya pondasi ideal untuk penanaman algoritma cerdas. Menariknya, instrumen tertanam saat ini tidak lagi sebatas mengumpulkan data analog, melainkan mampu merangkap sebagai unit analitik mandiri. Melalui pemanfaatan prosesor yang memiliki kapabilitas komputasi paralel serta set instruksi yang mutakhir, *embedded system* dapat mereduksi hambatan operasional. Kapasitas *hardware* semacam ini menjamin kelancaran eksekusi beban kerja dari model klasifikasi statistik yang rumit, sehingga sistem dapat langsung menerjemahkan pola fluktuasi gas menjadi keputusan akhir di lokasi pengujian secara seketika (Saptadi et al., 2025).

2.3 *Electronic Nose*

Electronic nose (e-nose) merupakan sistem penginderaan canggih yang dirancang secara khusus untuk mendeteksi serta menganalisis berbagai senyawa volatil. Secara struktural, sistem ini mengintegrasikan komponen utama: *array gas sensor* untuk mekanisme pengaturan aliran gas yang terkendali, mikroprosesor untuk pemrosesan data, serta algoritma spesialis untuk pengenalan dan klasifikasi aroma. Mekanisme kerja *e-nose* terinspirasi dari sistem olfaktori manusia. Saat molekul gas atau aroma memasuki ruang sensor, perangkat ini akan menghasilkan pola respons unik yang dikenal sebagai "sidik jari" (*fingerprint*) digital dari campuran gas tersebut. Pola unik inilah yang memungkinkan *e-nose* melakukan deteksi dan klasifikasi secara presisi (Ijaz et al., 2025).

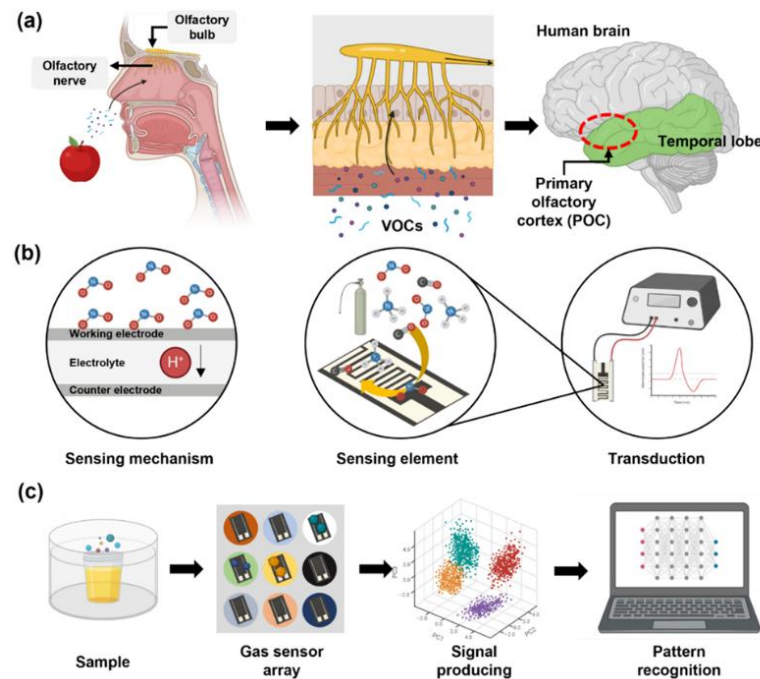
Ketergantungan industri pada perangkat analitik laboratorium yang berdimensi masif, berbiaya tinggi, dan memerlukan preparasi sampel kompleks kini dapat dijumpai oleh kehadiran *electronic nose*. Sistem cerdas ini didesain dengan tingkat kepraktisan tinggi, mengutamakan portabilitas, dan mampu beroperasi secara independen dengan kebutuhan daya yang sangat minim. Dengan mereplikasi mekanisme kerja organ penciuman biologis, instrumen ini sanggup memantau dan mendeteksi dinamika senyawa volatil yang berekspansi di udara secara *real-time*. Keunggulan kompetitif dari perangkat ini terletak pada kemampuannya mengonversi reaksi fisis menjadi sekumpulan data digital, yang selanjutnya dipetakan secara komputasi melalui algoritma pengenalan pola cerdas. Berkat terobosan digitalisasi identitas aroma inilah, pemanfaatan *e-nose* menjadi sangat vital di era modern—mulai dari otomasi pemantauan kebocoran gas beracun,

evaluasi hasil panen di sektor pertanian, hingga standardisasi kualitas pada industri pengolahan produk pangan (Matveenکو et al., 2025).

Sistem *e-nose* dapat dibangun menggunakan bermacam transduser volatil, mulai dari instrumen elektrokimia, polimer konduktif, hingga QCM dan SAW. Di antara opsi tersebut, semikonduktor oksida logam (MOS) paling mendominasi berkat responsnya yang instan, rentang deteksi luas, serta biaya yang ekonomis. Meski demikian, kelemahan utama sensor MOS terletak pada rendahnya selektivitas akibat sifat sensitivitas silangnya yang merespons berbagai senyawa secara simultan (Ijaz et al., 2025).

Penggunaan *e-nose* dalam analisis kualitas komoditas kopi terbukti secara fisis lebih objektif dan terjangkau dibandingkan evaluasi manusia maupun metode analitik GC/MS. Melalui pemrosesan sinyal digital dari *array* sensor, instrumen ini merespons karakteristik senyawa volatil untuk mendeteksi profil aroma secara cepat tanpa merusak sampel. Paduan arsitektur *hardware* yang efisien dan pemodelan cerdas menjadikan teknologi ini sangat reliabel sebagai perangkat kontrol kualitas mandiri (Viejo et al., 2021).

Mekanisme kerja *e-nose* melibatkan tiga tahap sistem olfaktori biologis: penangkapan molekul oleh reseptor (hidung), transmisi sinyal listrik via saraf, dan interpretasi oleh otak. Pada perangkat ini, fungsi reseptor biologis digantikan oleh *array sensor* yang merespons senyawa volatil, sementara unit pengolah sinyal berperan sebagai saraf olfaktori untuk mengonversi data kimia menjadi sinyal digital. Terakhir, algoritma kecerdasan buatan atau pengenalan pola bertindak sebagai korteks serebral untuk mengklasifikasikan profil aroma tersebut secara presisi (Ijaz et al., 2025).



Gambar 2.2 Diagram skema sistem *electronic nose* (*e-nose*)

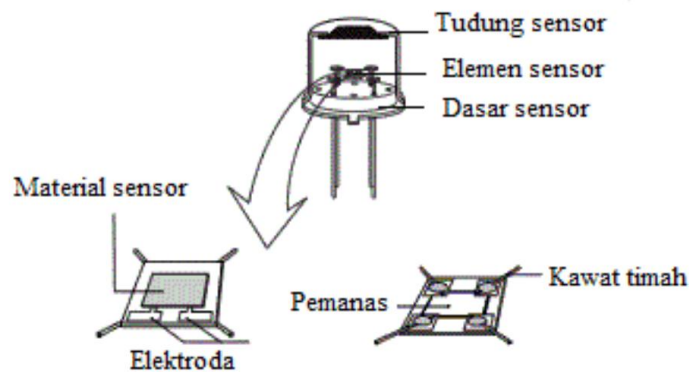
(a) Prinsip kerja hidung biologis dalam mendeteksi VOCs. (b) Skema sensor gas (*sensing element*) yang mengubah aroma menjadi sinyal listrik. (c) Arsitektur *e-nose* yang memproses data larik sensor menggunakan algoritma *machine learning* untuk klasifikasi sampel (T. Lee et al., 2025)

2.4 Sensor Gas

Sensor gas merupakan transduser yang mengubah parameter fisis atau kimiawi suatu zat menjadi luaran sinyal listrik, baik berupa arus maupun tegangan. Pada varian semikonduktor, Timah Oksida (SnO_2) lazim digunakan sebagai material pengindera utama. Instrumen ini diuntungkan oleh dimensinya yang ringkas, ringan, serta memiliki sensitivitas pengukuran yang sangat baik. Kinerja optimal dari sensor ini umumnya baru tercapai ketika elemen pemanasnya mencapai suhu tinggi, yakni 200 hingga 600 °C (Irwan et al., 2025).

Mekanisme operasional instrumen ini bertumpu pada reaksi fisis antara partikel gas sasaran dengan area permukaan semikonduktor. Peningkatan akumulasi gas di sekitar sensor akan berbanding lurus dengan intensitas pergeseran hambatan elektrik pada material pelapisnya. Dinamika resistansi ini tidak hanya

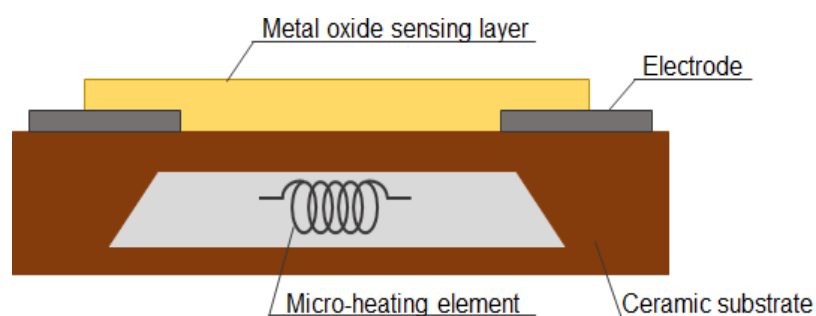
menjadi indikator kuantitatif atas level konsentrasi gas, tetapi secara fungsional juga ditransduksikan menjadi variasi tegangan analog melalui sirkuit elektronik dasar sebagai sinyal mentah yang siap diakuisisi (Irwan et al., 2025).



Gambar 2.3 Struktur internal sensor gas (Irwan et al., 2025)

2.4.1 Semikonduktor Oksida Logam (MOS)

Material pengindera yang mendominasi larik sensor gas adalah Timah Dioksida (SnO_2). Material ini merupakan semikonduktor tipe-n dengan karakteristik celah pita energi yang lebar, yakni sekitar 3.6 eV pada suhu kamar. Mekanisme pendeteksian gas terjadi melalui perubahan sifat konduktivitas elektrik material, yang secara langsung dimodulasi oleh interaksi kimia antara permukaan padatan sensor dengan gas di lingkungan sekitarnya.



Gambar 2.4 Desain sensor gas MOS (Wawrzyniak, 2023)

Pada lingkungan udara bersih dengan suhu operasional 200 hingga 400 °C, molekul oksigen (O_2) dari udara sekitar akan mengalami ionosorpsi di permukaan

kristal. Proses pengikatan kimiawi ini menyebabkan molekul oksigen menangkap elektron-elektron bebas yang terdapat pada pita konduksi material semikonduktor.

Penurunan konsentrasi elektron bebas sebagai pembawa muatan mayoritas terjadi karena elektron pada pita konduksi ditangkap oleh proses ionosorpsi oksigen. Peristiwa fisis di permukaan semikonduktor ini menciptakan wilayah transisi minim muatan yang disebut Lapisan Deplesi Elektron (EDL). Keberadaan EDL ini menjadi alasan utama mengapa nilai hambatan listrik awal sensor menjadi sangat tinggi dalam kondisi udara normal.

Saat uap kopi yang kaya senyawa pereduksi (seperti furan, pyrazine, alkohol, dan metana) memasuki *chamber*, molekul tersebut akan bereaksi dengan ion oksigen di permukaan material. Reaksi redoks ini mengembalikan elektron yang sempat terjebak kembali ke dalam pita konduksi. Akibatnya, ketebalan Lapisan Deplesi Elektron (EDL) menyusut dan densitas pembawa muatan melonjak naik, yang secara makroskopis memicu penurunan drastis pada nilai resistansi elektrik sensor (R_s) (Batzill, 2006).

Pembentukan EDL pada SnO_2 sejatinya merupakan manifestasi dari gaya tarik-menarik Coulomb. Kenaikan resistansi awal terjadi karena molekul oksigen mendirikan *potential barrier* dengan menjebak elektron, sehingga memblokir laju arus listrik. Sebaliknya, saat uap volatil berekspansi, reaksi redoks di permukaan membebaskan kembali muatan elektron tersebut. Runtuhnya penghalang potensial ini mengakibatkan penurunan resistansi yang signifikan, di mana sirkuit elektronik langsung mentransduksikan dinamika fisis ini menjadi luaran sinyal tegangan (Wawrzyniak, 2023).

2.4.2 Sensor MQ-3

Sensor MQ-3 mengukur konsentrasi uap alkohol dengan mengandalkan respons sensitif material semikonduktor terhadap gas sasaran. Dinamika resistansi yang tercipta langsung diubah menjadi variasi tegangan analog, sistem pemroses menghitung persentase alkohol secara akurat (Nauli et al., 2025).



Gambar 2.5 Sensor gas (MQ-3) (Nauli et al., 2025)

Tabel 2.1 Datasheet sensor gas MQ-3 (HANWEI ELECRONICS CO., n.d.)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	$5\text{ V} \pm 0,1$ (AC / DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	$5\text{ V} \pm 0,1$ (AC / DC)	Untuk optimalisasi elemen pemanas
Resistansi beban	R_L	$200\text{ k}\Omega$ (100 s.d. $470\text{ k}\Omega$)	Dapat diatur sesuai kebutuhan
Resistansi pemanas	R_H	$33\ \Omega \pm 5\%$	Diukur pada suhu ruangan
Konsumsi pemanas	P_H	$<750\text{ mW}$	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	$-10\text{ s.d. } 50\text{ }^\circ\text{C}$	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	$<95\%\text{ RH}$	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	0,05 s.d. 10 mg/L	Skala pengukuran gas alkohol
Sensitivitas gas	-	Tinggi: alkohol (etanol) Rendah: benzena, CH_4 , heksana, LPG, CO, dan udara	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.3 Sensor MQ-4

Sensor MQ-4 dirancang spesifik untuk mendeteksi emisi gas metana dan gas alam pada rentang 300–10.000 ppm, seperti yang dihasilkan pada proses dekomposisi organik (Diantoro & Rahmadewi, 2020). Kinerjanya bertumpu pada konversi paparan gas menjadi pergeseran resistansi, yang berujung pada keluaran sinyal analog untuk diproses oleh unit komputasi (Lismana et al., 2025).



Gambar 2.6 Sensor gas (MQ-4) (Diantoro & Rahmadewi, 2020)

Tabel 2.2 Datasheet sensor gas MQ-4 (Electronics, n.d.)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	5 V $\pm$ 0,1 (AC/DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	5 V $\pm$ 0,1 (AC/DC)	Untuk optimalisasi elemen pemanas
Resistansi beban	R_L	20 k Ω (10 s.d. 47 k Ω)	Dapat diatur sesuai kebutuhan
Resistansi pemanas	R_H	33 $\Omega \pm 5\%$	Diukur pada suhu ruangan
Konsumsi pemanas	P_H	<750 mW	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	–10 s.d. 50 °C	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	<95% RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas (min > 2%)
Jangkauan deteksi	-	200 s.d. 10000 ppm	Skala pengukuran gas CH ₄ /gas alam
Sensitivitas gas	-	Tinggi: CH ₄ , natural gas Rendah: alkohol, asap	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.4 Sensor MQ-7

Sensor MQ-7 merupakan detektor karbon monoksida (CO) berselubung jala baja yang mengandalkan stabilitas struktur mikrokeramik semikonduktor (Herlambang et al., 2025). Sensor ini mentransduksikan interaksi gas menjadi reduksi hambatan listrik yang menghasilkan variasi tegangan analog, sterilisasi sisa polutan di ruang sirkuit dijalankan oleh *heater* terintegrasi (Mustafa et al., 2020).



Gambar 2.7 Sensor gas (MQ-7) (Herlambang et al., 2025)

Tabel 2.3 *Datasheet* sensor gas MQ-7 (HANWEI ELECTRONICS CO ., n.d.)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	$5\text{ V} \pm 0,1$ (AC/DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	$5\text{ V} \pm 0,1$ (<i>high</i>) $1,4\text{ V} \pm 0,1$ (<i>low</i>)	Untuk optimalisasi elemen pemanas
Resistansi beban	R_L	10 s.d. 47 k Ω	Dapat diatur sesuai kebutuhan
Resistansi pemanas	R_H	$33\ \Omega \pm 5\%$	Diukur pada suhu ruangan
Konsumsi pemanas	P_H	$\sim 350\text{ mW}$	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	-20 s.d. 50°C	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	$<95\%$ RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	20 s.d. 2000 ppm	Skala pengukuran gas karbon monoksida
Sensitivitas gas	-	Tinggi: CO Rendah: H_2 , LPG, CH_4 , alkohol, udara	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.5 Sensor MQ-8

Sensor MQ-8 merupakan transduser hidrogen bersensitivitas tinggi yang mampu mengukur konsentrasi gas secara cepat dan presisi. Beroperasi dengan suplai daya 5V DC, instrumen ini bertugas mengonversi fluktuasi kadar gas di sekitarnya menjadi luaran sinyal analog (Istiawan et al., 2021).



Gambar 2.8 Sensor gas (MQ-8) (Ulaan et al., 2020)

Tabel 2.4 Datasheet sensor gas MQ-8 (HANWEI ELETRONICS CO., n.d.)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	5 V $\pm$ 0,1 (AC/DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	5 V $\pm$ 0,1 (AC/DC)	Menyuplai suhu kerja elemen pemanas
Resistansi beban	R_L	10 k Ω (5 s.d. 33 k Ω)	Dapat disesuaikan untuk kalibrasi
Resistansi pemanas	R_H	31 Ω $\pm$ 5%	Diukur pada suhu ruangan (<i>room temp</i>)
Konsumsi pemanas	P_H	<800 mW	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	-10 s.d. 50 $^{\circ}$ C	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	<95% RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Oksigen mempengaruhi sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	100 s.d. 10.000 ppm	Skala pengukuran gas target (H_2)
Sensitivitas gas	-	Tinggi: H_2 Rendah: alkohol, LPG, CO, asap	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.6 Sensor MQ-135

Berbasis semikonduktor tipe-n (SnO_2) sensor MQ-135 memanfaatkan modulasi resistansi permukaan untuk mendeteksi kontaminan di atmosfer. Karakteristiknya ditandai oleh hambatan elektrik yang tinggi pada kondisi udara normal, lalu menurun drastis saat terpapar gas sasaran (Bangkit & Umbu, 2023).



Gambar 2.9 Sensor gas (MQ-135) (Pratama & Nurpulaela, 2024)

Tabel 2.5 Datasheet sensor gas MQ-135 (Hanwei Electronics, n.d.)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	$5\text{ V} \pm 0,1$ (AC/DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	$5\text{ V} \pm 0,1$ (AC/DC)	Untuk optimalisasi elemen pemanas
Resistansi beban	R_L	10 s.d. 47 k Ω	Dipasang seri dengan sensor
Resistansi pemanas	R_H	$33\ \Omega \pm 5\%$	Diukur pada suhu ruangan (<i>room temp</i>)
Konsumsi pemanas	P_H	<800 mW	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	-10 s.d. 45 °C	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	<95% RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	10 s.d.1000 ppm	Skala pengukuran gas target
Sensitivitas gas	-	Tinggi: NH_3 , benzena, dan alkohol Rendah: aseton, CO_2 , CO, udara bersih	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.7 Sensor MQ-136

Instrumen MQ-136 dirancang khusus untuk mengkuantifikasi konsentrasi gas hidrogen sulfida H_2S pada rentang 1–200 ppm. Dengan suplai pemanas 5V, sensor ini mengonversi paparan gas korosif beraroma khas tersebut menjadi fluktuasi resistansi fisis (Pradana & Fadlilah, 2025).



Gambar 2.10 Sensor gas (MQ-136) (Nugroho et al., 2023)

Tabel 2.6 *Datasheet* sensor gas MQ-136 (Winsen Electronics, 2021)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	$5,0\text{ V} \pm 0,1\text{ V}$ (AC/DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	$5,0\text{ V} \pm 0,1\text{ V}$ (AC/DC)	Menyuplai suhu kerja standar
Resistansi beban	R_L	10 s.d. 47 k Ω	Dipasang seri dengan sensor
Resistansi pemanas	R_H	$30\ \Omega \pm 3\ \Omega$	Diukur pada suhu ruangan
Konsumsi pemanas	P_H	<950 mW	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	-10 s.d. 50 °C	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	<95% RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	1 s.d. 200 ppm	Skala pengukuran gas target
Sensitivitas gas	-	Tinggi: H_2S Rendah: CO, udara	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.8 Sensor TGS-813

Sensor TGS-813 berbasis Timah Oksida (SnO_2) dirancang untuk mengidentifikasi LNG, metana, dan LPG pada rentang 500–10.000 ppm. Instrumen ini memanfaatkan modulasi konduktivitas listrik permukaan material yang meningkat secara proporsional terhadap durasi paparan partikel kimia gas (Rizki et al., 2021).



Gambar 2.11 Sensor gas (TGS-813) (<https://pousadamariola.com.br>)

Tabel 2.7 Datasheet sensor gas TGS-813 (Figaro, n.d.-a)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	Maks. 24 V (DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	5,0 V $\pm$ 0,2 V (AC/DC)	Menyuplai suhu kerja standar
Resistansi beban	R_L	Variabel (min. 0,45 k Ω)	Dipasang seri dengan sensor
Resistansi pemanas	R_H	30,0 $\Omega \pm$ 3,0 Ω	Diukur pada suhu ruangan
Konsumsi pemanas	P_H	835 mW (tipikal)	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	−10 s.d. 50 °C	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	0 s.d. 100% RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	500 s.d. 10.000 ppm	Skala pengukuran gas target
Sensitivitas gas	-	Tinggi: Metana, Propana, Butana Rendah: CO, udara	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.4.9 Sensor TGS-822

Kepekaan tinggi terhadap gas mudah terbakar dan uap organik menjadi keunggulan utama sensor semikonduktor (SnO_2) seri TGS 822. Secara prinsip, rangkaian elektronik akan menerjemahkan kenaikan konduktivitas material, menjadi variasi tegangan analog (Putra & Hersyah, 2016).



Gambar 2.12 Sensor gas (TGS-822) (<https://rajivelectronics.com/>)

Tabel 2.8 Datasheet sensor gas TGS-822 (Figaro, n.d.-b)

Kategori parameter	Simbol	Spesifikasi/kondisi teknis	Keterangan
Tegangan sirkuit	V_c	Maks. 24 V (DC)	Tegangan operasional utama
Tegangan pemanas	V_H	5,0 V $\pm$ 0,2 V (AC/DC)	Menyuplai suhu kerja standar
Resistansi beban	R_L	Variabel (min. 0,45 k Ω)	Dipasang seri dengan sensor
Resistansi pemanas	R_H	38,0 $\pm$ 3,0 Ω	Diukur pada suhu ruangan
Konsumsi pemanas	P_H	660 mW (tipikal)	Konsumsi daya elemen pemanas
Suhu operasional	T_{ao}	-10 s.d. 50 $^{\circ}\text{C}$	Rentang suhu kerja efektif
Kelembapan relatif	RH	100% RH	Batas kelembapan udara
Konsentrasi oksigen	O_2	21% (Kondisi standar)	Mempengaruhi tingkat sensitivitas
Jangkauan deteksi	-	50 s.d. 5.000 ppm	Skala pengukuran gas target
Sensitivitas gas	-	Tinggi: Etanol, aseton Rendah: Metana, CO	Daftar gas yang memicu respons sensor

2.5 Analog to Digital Converter (ADC)

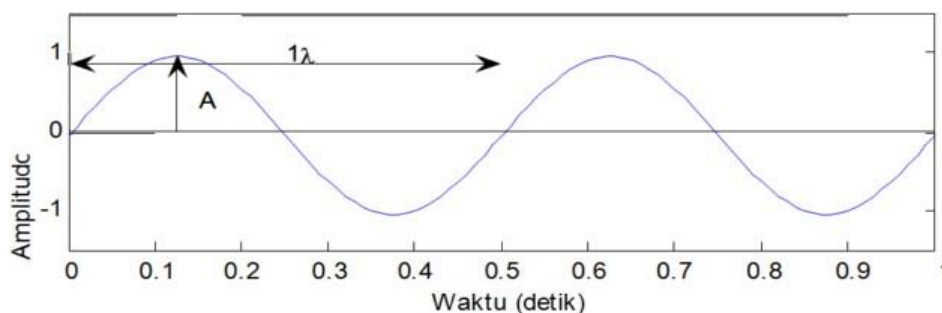
Analog to Digital Converter (ADC) merupakan sebuah rangkaian elektronik yang memegang peranan krusial dalam sistem kontrol dan pengukuran digital. Perangkat ini berfungsi sebagai pengonversi sinyal analog—yakni sinyal kontinu terhadap waktu yang berasal dari besaran fisis seperti suhu, tekanan, maupun intensitas gas—menjadi output sinyal digital dalam bentuk biner yang bersifat diskrit. Digitalisasi ini menjadi syarat mutlak karena unit pemroses seperti mikroprosesor, mikrokontroler, maupun komputer hanya dapat mengenali dan mengolah data dalam format digital. (Rahmat et al., 2017). Tingkat keakuratan sebuah perangkat ADC dalam melakukan proses konversi ini sangat menentukan kualitas dan performa dari sistem digital secara keseluruhan (Cahyadi et al., 2023).

Proses digitalisasi sinyal fisis dari sensor gas agar dapat dipahami oleh perangkat digital sangat bergantung pada mekanisme ADC yang mencakup tiga tahapan operasional. Secara berurutan, sistem mengeksekusi *sampling* untuk merekam besaran analog secara periodik, dilanjutkan dengan tahap *quantizing* guna menyesuaikan rekaman tersebut ke tingkatan tegangan terdekat berdasarkan resolusi instrumen. Konversi ini diakhiri melalui proses *coding*, yang bertugas menerjemahkan level tegangan menjadi representasi bilangan biner untuk tahapan pemrosesan selanjutnya (Ali & Nugraha, 2018).

Keakuratan dalam representasi sinyal ini sangat bergantung pada jumlah bit yang digunakan oleh perangkat ADC tersebut. Semakin besar jumlah bitnya, semakin kecil langkah tegangan yang dapat dideteksi, sehingga data digital yang dihasilkan semakin mendekati bentuk sinyal asli. (Ali & Nugraha, 2018).

2.5.1 Sinyal Analog

Sinyal analog merambatkan informasi besaran fisis secara kontinu via medium elektromagnetik dengan gelombang sinus sebagai pemodelan matematis utamanya. Mengingat sinyal riil umumnya berupa gabungan (komposit) dari proses superposisi, analisis data dipermudah melalui teknik dekomposisi Fourier untuk menguraikan sinyal kompleks tersebut menjadi gelombang-gelombang penyusun fundamentalnya. Sifat utama sinyal ini ditandai oleh fluktuasi nilai yang secara konsisten mencerminkan besaran fisika aslinya seiring berjalannya waktu. Secara keseluruhan, profil gelombang pembawa didefinisikan oleh parameter-parameter esensial berupa amplitudo, frekuensi, periode, panjang gelombang, serta fase.



Gambar 2.13 Sinyal dalam bentuk gelombang sinus (Risal, 2017)

Amplitudo menunjukkan besaran energi yang ditransmisikan dan diukur dalam satuan volt. Tingkat fluktuasi sinyal per detik didefinisikan sebagai frekuensi (f) dengan satuan Hz , yang nilainya berbanding terbalik dengan durasi satu siklus penuh atau periode (T). Pergeseran posisi sudut sinyal dari titik nol disebut fase, sedangkan jarak fisik dari satu siklus gelombang utuh merupakan panjang gelombang. Walaupun jangkauan transmisinya luas, sinyal analog memiliki kelemahan inheren berupa sensitivitas tinggi terhadap derau (*noise*) yang memicu distorsi data. Kelemahan ini, ditambah dengan kecepatan transmisi yang kurang

optimal dan tingginya risiko ralat, mendorong masifnya migrasi menuju perangkat berbasis digital (Risal, 2017).

Pada aplikasi *electronic nose*, respons keluaran sensor memiliki karakteristik sinyal transien yang tidak berulang secara periodik, sehingga peninjauan matematis yang paling sesuai untuk landasan operasionalnya adalah Transformasi Fourier Kontinu. Secara konseptual, landasan analitik merupakan hasil perluasan prinsip limit dari metode komputasi Deret Fourier. Fenomena respons asimetris sensor akibat interaksi dengan senyawa gas dan fluktuasi transien aperiodik lainnya dapat diabstraksikan sebagai sinyal periodik hipotesis (Puthusserypady, 2021).

2.5.2 Sinyal Digital

Sinyal digital merupakan bentuk representasi informasi yang memiliki sifat diskrit, baik dalam ranah waktu maupun ranah amplitudo. Berbeda dengan sinyal analog yang mengalami perubahan nilai secara kontinu dan mulus, kuantitas pada sinyal digital berubah secara bertahap di antara tingkatan-tingkatan tertentu yang jumlahnya terbatas (Oppenheim et al., 1999). Pada arsitektur perangkat keras cerdas dan sistem komputasi modern, variasi tingkatan diskrit ini diabstraksikan melalui sistem bilangan biner yang menyandikan data ke dalam kombinasi logika '0' dan '1' (Tocci et al., 2007). Secara fisis di dalam rangkaian elektronika instrumentasi, representasi biner tersebut direalisasikan lewat perbedaan level tegangan yang tegas, di mana nilai tegangan rendah umumnya mengindikasikan logika '0' dan nilai tegangan tinggi mengindikasikan logika '1' (Floyd, 2015).

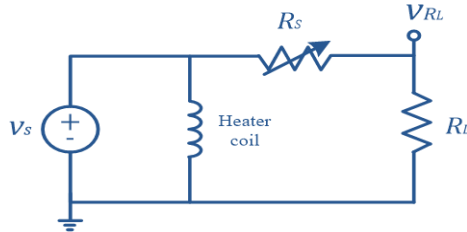
Sifat diskritisasi ini memberikan keunggulan inheren bagi sinyal digital berupa ketahanan yang sangat tinggi terhadap gangguan interferensi derau (*noise*)

dari lingkungan eksternal. Keandalan tersebut muncul karena komponen penerima pada sirkuit digital hanya mengevaluasi sinyal berdasarkan ambang batas (*threshold*) logika yang telah ditentukan, sehingga fluktuasi amplitudo kecil akibat derau tidak akan merusak informasi asli yang dibawa (Kuphaldt, 2021). Integritas data yang tinggi ini mempermudah proses transmisi, penyimpanan memori yang efisien, serta manipulasi matematis yang kompleks pada unit pemroses mikro. Oleh karena itu, representasi dalam bentuk sinyal digital menjadi syarat mutlak agar data fisis hasil pengamatan dapat diolah lebih lanjut oleh algoritma pemrograman tingkat tinggi maupun model kecerdasan buatan pada sistem tertanam modern (Haykin & Van Veen, 1999).

2.5.3 Prinsip Transduksi Sinyal

Pengindraan uap gas oleh material semikonduktor menghasilkan perubahan resistansi internal sensor (R_s) yang dinamis akibat interaksi molekul volatil (Hukum Coulomb). Namun, perubahan fisis ini tidak dapat dibaca secara langsung oleh sistem digital mikrokomputer Raspberry Pi. Oleh karena itu, nilai resistansi tersebut harus ditransduksikan terlebih dahulu menjadi sinyal tegangan listrik analog (V_{out}) yang kontinu. Secara fundamental fisika, dinamika transduksi ini didasarkan pada prinsip Hukum Ohm ($V = I \times R$) (Chatterjee et al., 2025). Proses konversi diimplementasikan menggunakan sirkuit pembagi tegangan (*voltage divider*) dengan menghubungkan resistor sensor (R_s) secara seri dengan resistor beban tetap (R_L). Melalui sirkuit ini, fluktuasi resistansi sensor secara otomatis memodulasi beda potensial rangkaian, sehingga menghasilkan sinyal tegangan keluaran analog yang secara fisik merepresentasikan konsentrasi gas volatil. Sinyal analog

berkelanjutan inilah yang kemudian didiskritisasi oleh modul *Analog to Digital Converter* (ADC) (Lorwongtragool et al., 2014).



Gambar 2.14 Rangkaian ekivalen sensor MQ (Aurasopon et al., 2024)

Berdasarkan Hukum Ohm, total arus (I) yang mengalir pada sirkuit tersebut dirumuskan sebagai:

$$I = \frac{V_s}{R_s + R_L} \quad (2.6)$$

Di mana V_{cc} adalah tegangan suplai sirkuit kontinu sebesar 5.0 V. Tegangan keluaran analog (V_{out}) diukur pada ujung-ujung resistor beban (R_L) dengan formulasi pembagi tegangan sebagai berikut:

$$V_{out} = V_s \left(\frac{R_L}{R_s + R_L} \right) \quad (2.7)$$

Untuk menghitung nilai resistansi sensor (R_s) dari tegangan keluaran (V_{out}) yang terukur secara *real-time*, persamaan di atas ditransformasikan secara aljabar menjadi:

$$R_s = R_L \left(\frac{V_s}{V_{out}} - 1 \right) \quad (2.8)$$

Sinyal analog kontinu (V_{out}) dari sirkuit pembagi tegangan ini kemudian diubah menjadi data digital diskrit oleh unit konverter ADS1115 yang memiliki resolusi tinggi 16-bit. Pada konfigurasi pengukuran satu ujung (*single-ended*), rentang biner bertanda (*signed integer*) efektif yang digunakan adalah 15-bit, sehingga menghasilkan tingkat kuantisasi (n) sebanyak:

$$n = 2^{15} = 32.768 \text{ tingkatan biner } 0 - 32767 \quad (2.9)$$

Nilai digital desimal yang dihasilkan oleh ADS1115 ($Data_{ADC}$) dihitung berdasarkan perbandingan tegangan masukan terhadap nilai referensi tegangan internal (V_{ref}) dari penguat gain terprogram (PGA) sesuai rumus:

$$Data_{ADC} = \frac{V_{out}}{V_{ref}} \times (2^{15} - 1) \quad (2.10)$$

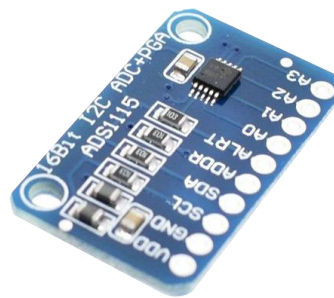
Resolusi kuantisasi terkecil (Q) yang mampu dideteksi oleh ADS1115 dirumuskan sebagai:

$$Q = \frac{V_{ref}}{2^{15}} \quad (2.11)$$

Dengan konfigurasi nilai referensi (V_{ref}) pada skala 4.096 V, sistem ini mampu mengenali perubahan tegangan sekecil $Q \approx 125 \mu V$ per bit. Ketelitian fisis sirkuit kuantisasi ini sangat penting agar profil perbedaan aroma yang sangat tipis antara kopi arabika dan robusta tidak hilang akibat derau kuantisasi (*quantization noise*) (Aurasopon et al., 2024).

2.5.4 ADS1115

ADS1115 merupakan perangkat pengonversi sinyal analog ke digital eksternal yang menawarkan resolusi tinggi sebesar 16-bit, sehingga mampu memberikan hasil pengukuran yang jauh lebih presisi dibandingkan ADC standar. Perangkat ini berfungsi sebagai unit akuisisi data yang mengubah tegangan analog dari sensor menjadi data digital yang dapat diolah oleh mikrokontroler melalui protokol komunikasi I2C. Keunggulan utama ADS1115 terletak pada ketersediaan empat saluran input (*channel*) yang dapat dikonfigurasi, serta fitur penguat sinyal internal (*Programmable Gain Amplifier*) yang memungkinkan pendeteksian sinyal-sinyal kecil dengan tingkat stabilitas yang baik (Wahyudi & Antosia, 2022).



Gambar 2.15 Modul ADS1115 (Siti et al., 2022)

Tabel 2.9 Datasheet modul ADS1115 (Instrumen, 2009)

Fitur/parameter	Spesifikasi	Keterangan
Resolusi	16-Bit	Memberikan tingkat presisi yang tinggi
Rentang suplai daya	2,0 V s.d. 5,5 V	Fleksibel untuk berbagai sistem bertenaga baterai
Konsumsi arus	150 μ A (tipikal)	Mode <i>continuous</i> sangat rendah daya
Laju data (<i>data rate</i>)	8 SPS s.d. 860 SPS	Dapat diprogram sesuai kebutuhan kecepatan
Antarmuka	I ₂ C	Mendukung alamat yang dapat dipilih via pin
Referensi tegangan	Internal	Menggunakan referensi tegangan low-drift internal
Osilator	Internal	Mengurangi kebutuhan komponen eksternal
Suhu operasi	40 s.d. 125 °C	Rentang suhu industri
Ukuran <i>chip</i> (QFN)	2 × 1,5 × 0,4 mm	Sangat kecil, cocok untuk perangkat portabel

2.6 Raspberry Pi

Raspberry Pi adalah komputer papan tunggal (*single board computer*) yang dirancang oleh Raspberry Pi Foundation di Inggris. Walaupun memiliki ukuran fisik yang jauh lebih kecil daripada komputer konvensional, perangkat ini tetap memiliki kapabilitas performa yang mumpuni dalam mengeksekusi berbagai tugas komputasi. Secara fungsional, Raspberry Pi mendukung layanan yang setara dengan sistem tradisional, seperti penjelajahan internet, pengolahan dokumen, hingga pengembangan kode menggunakan bahasa pemrograman populer seperti C/C++, Python, dan Ruby. Dalam konteks operasional, perangkat ini kompatibel

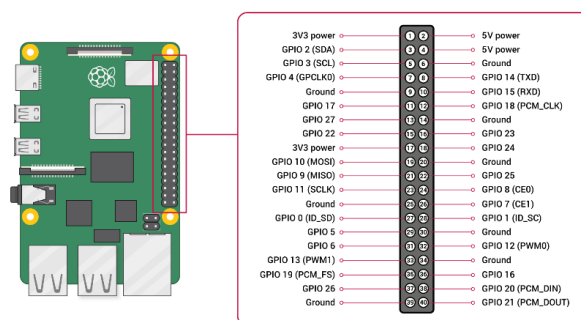
dengan sistem operasi berbasis arsitektur ARM, di mana penggunaan Raspberry Pi OS sangat direkomendasikan karena sifatnya yang ringan dan stabil sehingga mampu mengoptimalkan seluruh komponen perangkat keras yang tersedia (Rzepka et al., 2024).

Di antara berbagai varian yang tersedia, Raspberry Pi 4 menghadirkan platform yang memiliki aksesibilitas tinggi, fleksibilitas fungsional, serta keberlanjutan operasional yang didukung oleh ekosistem komunitas yang luas, kompatibilitas perangkat lunak yang komprehensif, dan efisiensi konsumsi daya. Pemilihan Raspberry Pi 4 dengan kapasitas RAM 4 GB untuk aplikasi pemantauan jaringan secara *real-time* didasarkan pada evaluasi teknis yang komprehensif terhadap kapasitas *throughput* data, reliabilitas sistem, serta performa pemrosesan. Dalam implementasi sistem, kapasitas memori tersebut terbukti memadai untuk menjamin kelancaran dan efisiensi operasional berbagai instrumen analisis jaringan—seperti *tcpdump*, *wireshark*, *nftables*, dan skrip Python kustom—yang dijalankan secara simultan di atas distribusi Linux ringan, khususnya Ubuntu Desktop 24.04.2 LTS (Varol & İskefiyeli, 2025).

2.6.1 Raspberry Pi 4 Model B

Raspberry Pi 4 Model B merepresentasikan pengembangan signifikan dalam seri komputer papan tunggal yang menjadi solusi utama bagi implementasi sistem *electronic nose* (*e-nose*) dengan kebutuhan daya komputasi tinggi di lapangan. Secara teknis, perangkat ini ditenagai oleh prosesor *System-on-Chip* (SoC) Broadcom BCM2711 Quad-core Cortex-A72 (ARM v8) 64-bit dengan frekuensi 1,5 GHz hingga 1,8 GHz, serta didukung oleh memori LPDDR4-3200 SDRAM. Selain peningkatan pada sektor pemrosesan, model ini juga

mengintegrasikan konektivitas mutakhir melalui Gigabit Ethernet, Bluetooth 5.0, dan ketersediaan *port* USB 3.0. Dalam konteks *embedded system* pada *e-nose*, spesifikasi tersebut memberikan kapabilitas krusial untuk mengelola sinyal data dari larik sensor secara *real-time*, sekaligus memungkinkan eksekusi algoritma *machine learning* seperti *random forest* yang memiliki tuntutan sumber daya komputasi cukup intensif. Hal ini menegaskan bahwa Raspberry Pi 4 Model B merupakan *platform* yang reliabel dan fleksibel untuk pengembangan sistem cerdas berbasis IoT dan sensorik (Prasetyo Adi et al., 2023).



Gambar 2.16 Raspberry Pi 4 Model B GPIO *pinout* diagram (<https://www.raspberrypi.com>)

Fleksibilitas Raspberry Pi 4 Model B juga terletak pada integrasi antarmuka perangkat keras dan perangkat lunak yang mendukung efisiensi pengembangan prototipe secara cepat. Pada aspek perangkat keras, perangkat ini dilengkapi dengan 40 pin *General Purpose Input/Output* (GPIO) yang berfungsi sebagai jalur komunikasi utama untuk akuisisi sinyal. Dalam aplikasi spesifik seperti *electronic nose*, jalur ini memungkinkan penangkapan sinyal analog dari sensor gas *Metal Oxide Semiconductor* (MOS), seperti seri MQ, melalui penggunaan modul *Analog-to-Digital Converter* (ADC) eksternal. Secara perangkat lunak, Raspberry Pi 4 Model B mengadopsi sistem operasi berbasis Linux, khususnya Raspberry Pi OS, yang memberikan stabilitas tinggi dalam mengoptimalkan komponen perangkat

keras. Sistem ini mendukung penuh bahasa pemrograman Python, yang merupakan standar utama dalam disiplin ilmu data dan *machine learning*. Dukungan tersebut memfasilitasi integrasi yang mulus dengan berbagai pustaka (*library*) tingkat tinggi, seperti *Sci-Kit Learn* untuk implementasi algoritma *random forest* dan *NumPy* untuk pra-pemrosesan data sensorik yang kompleks. Kombinasi antara arsitektur perangkat keras yang tangguh, sistem operasi yang bersifat terbuka, serta kompatibilitas perangkat lunak yang luas menempatkan Raspberry Pi 4 Model B sebagai platform ideal untuk pengembangan sistem *embedded e-nose* portabel yang mampu melakukan inferensi klasifikasi secara *real-time* (Prasetyo Adi et al., 2023).

2.7 Kopi

Kopi jenis arabika (*coffea arabica*) memiliki akar sejarah yang merujuk pada kawasan dataran tinggi Afrika Timur, tepatnya wilayah Ethiopia. Penyebarannya mulai terekam secara komersial saat melintasi Laut Merah menuju Yaman di abad ke-15, didorong oleh kebiasaan masyarakat setempat yang memanfaatkannya sebagai minuman penambah energi. Setelah sekian lama dimonopoli oleh saudagar Timur Tengah di pelabuhan Mocha, peta perdagangan kopi dunia akhirnya bergeser. Intervensi VOC yang membawa bibit dari kawasan Malabar ke daratan Batavia pada kurun 1696–1699 sukses meletakkan fondasi penting bagi pembukaan perkebunan komersial berskala internasional (Siswanto, 2024).

Berbeda dengan kerabatnya, *coffea canephora* atau kopi robusta memiliki rekam jejak domestikasi yang relatif baru, berakar dari dataran rendah hutan tropis Kongo di sub-Sahara Afrika. Pasca diidentifikasi oleh Louis Pierre pada 1895, komoditas ini mulai dibudidayakan secara masif pada awal abad ke-20. Pemicu

utamanya adalah kehancuran perkebunan arabika di Asia Tenggara akibat wabah karat daun (*Hemileia vastatrix*) di penghujung abad ke-19. Sebagai solusi atas anjloknya produksi, kolonial Belanda mengintroduksi bibit dari Belgia ke Jawa Timur pada rentang 1900–1907. Karakteristik fisisnya yang kebal penyakit dan berproduktivitas tinggi menjadikan robusta primadona baru yang menguasai ekosistem pertanian dataran rendah di Nusantara (Siswanto, 2024).

Kopi merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki nilai ekonomis tinggi dan menjadi produk yang sangat diminati di pasar global. Kualitas kopi sangat ditentukan oleh komposisi kimiawi di dalamnya, terutama kandungan karbohidrat dan monosakarida (seperti glukosa, galaktosa, dan manosa) yang terbentuk secara alami selama masa pertumbuhan hingga proses pascapanen. Kandungan ini tidak hanya memengaruhi profil rasa dan aroma, tetapi juga menjadi parameter penting dalam menentukan kemurnian dan kualitas kopi dari adanya campuran bahan lain atau pemalsuan (Dias et al., 2026).

Tabel 2.10 Komposisi kimiawi kopi arabika dan robusta (<https://www.cctcid.com>)

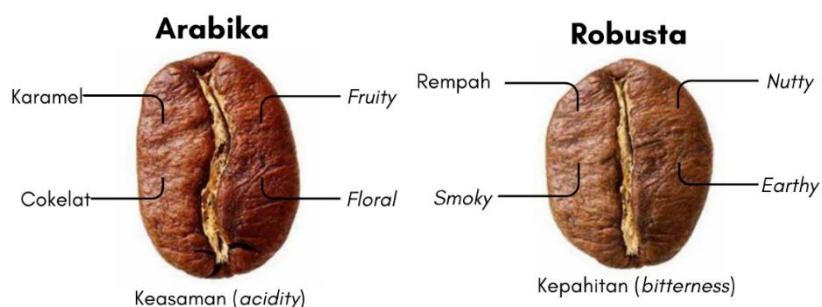
Senyawa	Arabika (%)	Robusta (%)
Karbohidrat	55,00	59,00
Lipida	16,00	10,00
Protein	11,00	11,00
Senyawa asam	8,00	10,00
Mineral	4,50	4,40
Kafein	1,40	2,20
Trigonelin	1,10	0,70
Lain-lain	3,00	2,70

Presisi dalam penanganan pascapanen hingga penyangraian merupakan faktor penentu dalam melestarikan cita rasa dan manfaat kesehatan komoditas kopi. Perhatian khusus pada proses produksi ini sangat penting karena biji kopi tidak sekadar menyimpan karbohidrat, melainkan juga menampung senyawa fitokimia vital seperti asam klorogenat, kafein, trigonelin, dan diterpen. Kumpulan zat inilah

yang secara aktif bekerja meregulasi metabolisme glukosa-lipid, serta memberikan efek pelindung berupa antioksidan, antitumor, dan anti-inflamasi guna membentengi sel dari stres oksidatif (Dai et al., 2025).

Komposisi senyawa bioaktif membedakan secara fundamental antara kopi arabika (*coffea arabica*) dan robusta (*coffea canephora*). Kopi arabika dicirikan oleh tingginya kandungan lipid, khususnya trigliserida, yang berfungsi memerangkap senyawa volatil untuk menghasilkan aroma yang kaya. arabika juga kaya akan trigonelin, yang terdegradasi menjadi piridin dan asam nikotinat saat penyangraian, sehingga membentuk karakteristik rasa halus dan asam yang khas. (He et al., 2026).

Sebaliknya, kopi robusta (*coffea canephora*) memiliki karakteristik molekuler yang didominasi oleh alkaloid, terutama kafein dengan kadar dua kali lipat dari arabika. Konsentrasi kafein dan asam klorogenat yang pekat, serta rendahnya kandungan gula, berkontribusi langsung pada rasa pahit yang tajam. Namun, kepadatan zat fitokimia ini memberikan keunggulan berupa resistensi alami terhadap patogen dan menghasilkan karakteristik body seduhan yang lebih tebal. (He et al., 2026).



Gambar 2.17 Profil aroma dan rasa utama kopi arabika dan robusta (Sari et al., 2023)

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Jenis Penelitian

Jenis penelitian ini merupakan penelitian eksperimental dan terapan yang bertujuan untuk mengembangkan *electronic nose system* sebagai klasifikasi kopi arabika dan robusta. Penelitian ini menggunakan beberapa komponen utama, yaitu *array gas sensor*, Raspberry Pi, ADC (*Analog-to-Digital Converter*), dan sistem pengolahan data. *Array gas sensor* dirancang sebagai komponen utama yang tujuannya untuk melakukan proses *sensing* atau mendeteksi terhadap aroma dari sampel kopi yang digunakan. Larik sensor ini bertugas menangkap senyawa volatil yang dilepaskan oleh kopi, kemudian mentransformasikannya menjadi sinyal analog berupa perubahan tegangan listrik. Data analog tersebut kemudian diproses oleh ADC untuk dikonversi menjadi data digital agar dapat diolah oleh Raspberry Pi sebagai unit pemrosesan pusat (*embedded system*). Selanjutnya, Raspberry Pi yang berperan sebagai unit pemrosesan pusat menjalankan pengolahan data.

Analisis data dilakukan dengan menerapkan teknik *machine learning*, yaitu algoritma *random forest* yang diintegrasikan melalui Python. Algoritma ini akan digunakan untuk melakukan klasifikasi pola aroma, di mana metode tersebut bekerja dengan membangun sekumpulan pohon keputusan (*decision trees*) untuk mengidentifikasi fitur-fitur spesifik yang membedakan antara kopi arabika dan robusta. Proses ini mencakup ekstraksi fitur dari data sensor untuk menonjolkan karakteristik unik dari masing-masing sampel, sehingga sistem dapat memberikan keputusan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Implementasi *random forest* pada Raspberry Pi diharapkan mampu menghasilkan sistem klasifikasi yang

cerdas, responsif, dan objektif dalam membedakan varietas kopi secara *real-time*.

3.2 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan dalam kurun waktu Februari sampai dengan Mei 2026. Tempat penelitian berada di Laboratorium Sensor Jurusan Fisika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Laboratorium ini dipilih karena kelengkapannya yang mendukung, mulai fasilitas yang tersedia meliputi perangkat keras mikrokomputer Raspberry Pi, berbagai jenis sensor gas (seri MQ dan TGS), serta perangkat lunak pendukung pengolahan data. Dan juga penelitian dilakukan di tempat tinggal penulis, bila dalam akuisisi data tidak memenuhi dalam targetnya.

3.3 Alat dan Bahan Penelitian

Penelitian ini menggunakan alat dan bahan untuk mengembangkan *electronic nose system*. Adapun alat dan bahan yang digunakan dalam penelitian ini pada Tabel 3.1 berikut:

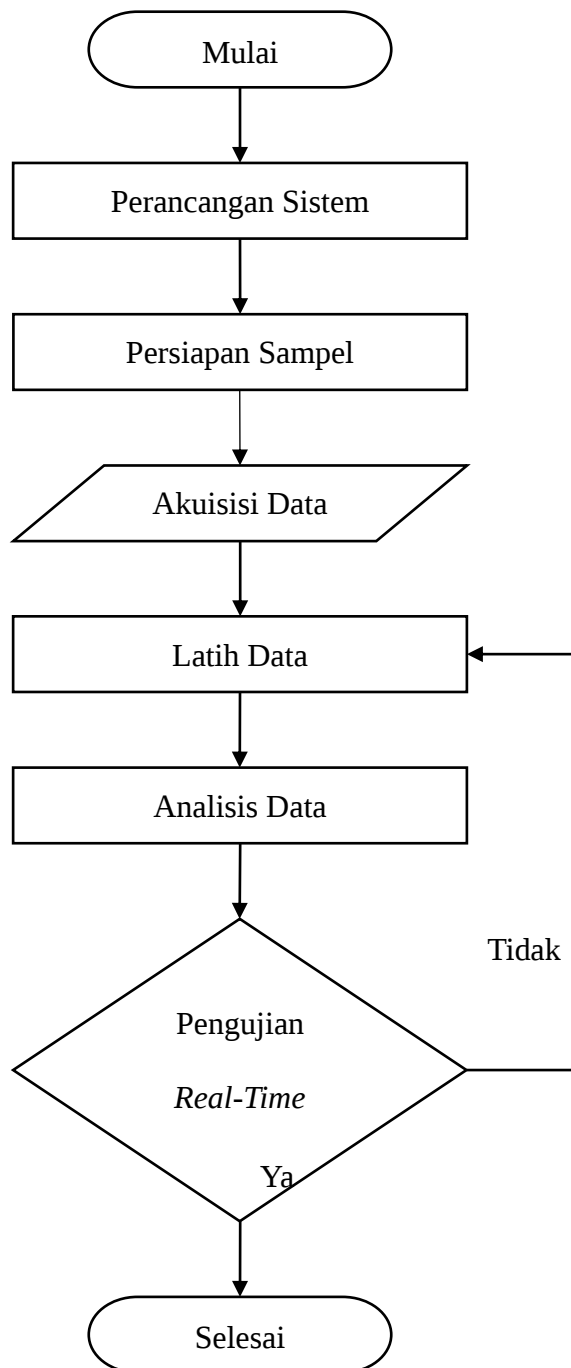
Tabel 3.1 Alat dan bahan penelitian

No.	Nama Alat	Jumlah	Spesifikasi / Model
1	Laptop	1	Lenovo Thinkpad X280
2	Monitor (Opsional)	1	Samsung S24R350FHE
3	Raspberry Pi	1	4 Model B
4	Keyboard (Opsional)	1	Logitech
5	Mouse (Opsional)	1	RXM-G23
6	Sensor Gas	8	MQ-3, MQ-4, MQ-7, MQ-8, MQ-135, MQ-136, TGS813, TGS822
7	ADC	2	ADS1115
8	Resistor	8	10 k Ω
		8	18 k Ω
9	Kapasitor	2	0,1 μ F
10	Terminal Block	1	5.00 mm 2 pin
11	Step Down Voltage Regulator	1	5 V
12	Socket Jack	1	DC-022
13	Memori	1	SanDisk 256 GB
14	Kabel Jumper	24	Female to Female 10 cm

15	Kabel GPIO	1	40 pin
16	PCB	1	11.02 cm x 9.02 cm
17	Akrilik	1	Marga Cipta
18	Multimeter	1	Digital
19	Adapter	1	5 V 3 A
20	Adapter	1	12 V 2 A
21	Kabel HDMI (Opsional)	1	TECSON
22	Ayakan	1	Mesh 20
23	Neraca Digital	1	Resolusi 0,01 g
24	Plastik Ziplock	Secukupnya	7 x 10 cm
25	Alumunium Foil	Secukupnya	Standar Komersial
26	Kopi	1	Arabika 100 gram
27	Kopi	1	Robusta 100 gram

3.4 Rencana Penelitian

Rencana penelitian ini dimulai dari perancangan sistem, di mana dibagi menjadi dua, yaitu perancangan perangkat keras dan perancangan perangkat lunak. Perancangan perangkat keras yang difokuskan kepada komponen-komponen elektronika dihubungkan dengan fungsi pin masing-masing komponen tersebut. Sedangkan perancangan perangkat lunak difokuskan pada alur dalam pengolahan data untuk proses klasifikasi. Tahap berikutnya, disiapkan sampel yang sudah ditentukan secara ilmiah sebagai objek akuisisi data atau pengumpulan data sesuai dengan waktu yang telah ditentukan. Data terkumpul, lanjut tahap data latih dengan algoritma *random forest*. Hasil pelatihan dianalisis untuk melihat seberapa besar akurasi yang didapatkan. Proses selanjutnya adalah pengujian secara *real time* dengan prosedur yang sama saat pengambilan data awal, di mana diartikan menggunakan data yang baru. Jika tidak tepat memprediksi, akan kembali ke proses pelatihan ulang. Jika tepat memprediksi, maka proses penelitian dinyatakan selesai.



Gambar 3.1 Flowchart rencana penelitian

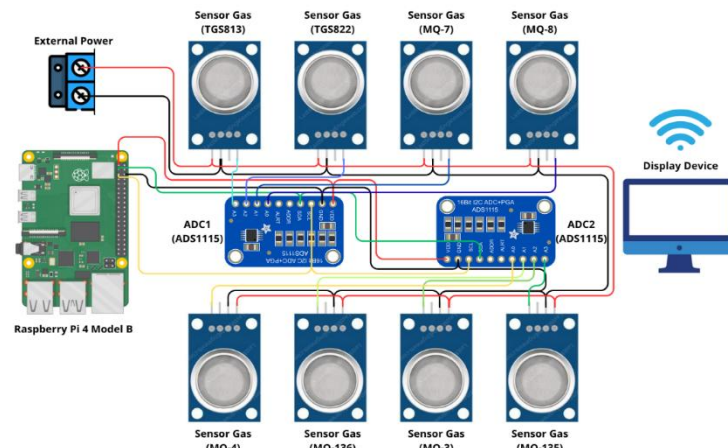
3.5 Arsitektur Perancangan Sistem

Arsitektur perancangan sistem pada penelitian ini mencakup integrasi antara komponen fisik (*hardware*) dan alur logika pemrograman (*software*). Secara umum, arsitektur ini dibagi menjadi dua fokus utama, yaitu konfigurasi perangkat keras sebagai unit akuisisi data dan pengembangan perangkat lunak sebagai unit pemroses.

3.5.1 Perancangan Perangkat Keras

Perancangan perangkat keras dalam sistem ini berfokus pada integrasi delapan sensor gas (MQ-8, MQ-7, TGS822, TGS813, MQ-135, MQ-3, MQ-136, dan MQ-4) dengan Raspberry Pi 4 Model B sebagai unit pemroses. Sensor-sensor tersebut menghasilkan sinyal analog sedangkan Raspberry Pi hanya memproses sinyal digital, maka digunakan dua unit modul ADC ADS1115 16-bit yang terhubung melalui protokol komunikasi I2C. Pada Gambar 3.2 integrasi kabel pada rangkaian ini dibedakan berdasarkan fungsinya untuk menjaga kestabilan transmisi data. Jalur daya utama disuplai melalui *external power*, di mana kabel merah merepresentasikan jalur tegangan (VCC) dan kabel hitam sebagai jalur *ground* (GND) yang terhubung secara paralel ke seluruh sensor dan modul ADC. Untuk jalur komunikasi data I2C, kabel hijau digunakan sebagai jalur *Serial Data* (SDA) dan kabel biru sebagai jalur *Serial Clock* (SCL), yang menghubungkan pin-pin pada ADC ke pin GPIO Raspberry Pi. Sinyal analog dari masing-masing sensor ditransmisikan menuju pin input ADC (A0-A3) menggunakan kabel berwarna-warni (seperti kuning, biru tua, dan hijau muda). Seluruh data digital yang telah dikonversi kemudian diolah oleh Raspberry Pi untuk ditampilkan secara *real-time*

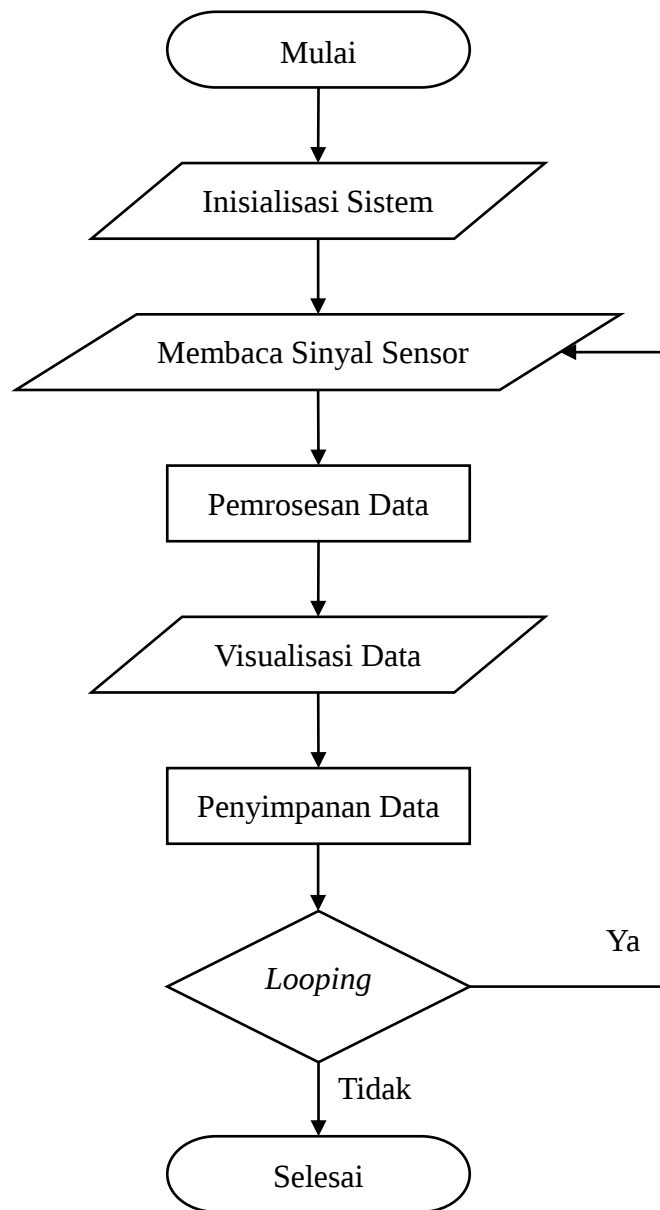
pada *display device* melalui koneksi IP internet pada WiFi, sehingga memudahkan pemantauan klasifikasi kopi secara akurat.



Gambar 3.2 Diagram integrasi perangkat keras

3.5.2 Perancangan Perangkat Lunak

Perangkat lunak sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python pada Raspberry Pi sebagai pusat kendali. Program ini dirancang dengan struktur yang sistematis, dimulai dari tahap inisialisasi sistem untuk menyiapkan pustaka (*library*) dan koneksi protokol I2C pada modul ADC. Alur utama program berfokus pada tiga fungsi. Pertama, program melakukan instruksi membaca sinyal analog dari delapan sensor gas melalui dua unit ADC. Kedua, dilakukan pemrosesan data di mana sinyal digital dikonversi menjadi nilai kadar gas yang representatif. Ketiga, program melakukan visualisasi data dalam bentuk grafik dan diakhiri dengan penyimpanan data ke dalam format berkas (.csv) untuk kebutuhan analisis. Seluruh proses ini berjalan di dalam sebuah *looping* (siklus berulang) untuk pengambilan banyaknya data yang telah ditentukan secara ilmiah. Jika pengguna menghentikan program (kondisi 'Tidak'), maka sistem akan menutup koneksi dan proses dinyatakan selesai.



Gambar 3.3 *Flowchart* perancangan perangkat lunak

3.6 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk memverifikasi fungsionalitas dan keandalan sistem yang telah dibangun. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa integrasi antara komponen perangkat keras dan alur logika perangkat lunak

berjalan sesuai dengan tujuan penelitian. Tahapan pengujian dibagi menjadi tiga bagian utama sebagai berikut:

3.6.1 Pengujian Perangkat Keras

Pengujian ini fokus pada konektivitas fisik dan komunikasi antar komponen melalui protokol I2C.

1. Pemeriksaan suplai daya: Memastikan setiap modul mendapatkan tegangan yang stabil (5 V atau 3,3 V) dari Raspberry Pi dan tegangan eksternal.
2. Verifikasi alamat I2C: Menjalankan perintah `i2cdetect -y 1` pada terminal Raspberry Pi untuk memastikan modul ADC 16-bit terdeteksi pada alamat yang benar.
3. Koneksi pinout: Memvalidasi sambungan fisik antara pin SDA, SCL, VCC, dan GND pada ADC dengan header GPIO Raspberry Pi sesuai dengan rancangan pada sub-bab 3.5.1.

3.6.2 Pengujian Perangkat Lunak

Pengujian ini dilakukan untuk memvalidasi skrip Python dalam mengolah data dari sensor hingga siap ditampilkan.

1. Uji inisialisasi library: Memastikan seluruh library pendukung (seperti Adafruit ADS1x15 atau Matplotlib) ter-*install* dan dapat dipanggil oleh sistem tanpa error.
2. Uji konversi data: Memverifikasi logika perhitungan di dalam kode untuk mengubah data mentah dari ADC menjadi nilai tegangan.
3. Uji penyimpanan data: Memastikan data yang dibaca secara otomatis tersimpan ke dalam file log (format .csv) untuk keperluan analisis data lebih lanjut.

3.6.3 Pengujian Integrasi dan Respons Sistem

Tahap akhir adalah menguji performa sistem secara menyeluruh saat menghadapi kondisi nyata.

1. Uji visualisasi grafik: Memantau apakah grafik pada monitor berubah secara real-time saat sensor mendeteksi perubahan kondisi udara di sekitarnya.
2. Uji responsitas: Memberikan paparan gas target secara mendadak untuk melihat seberapa cepat sistem menangkap lonjakan data dan menampilkannya pada antarmuka.

Tabel 3.2 Rencana pengujian sistem

No.	Komponen/Fitur	Hasil yang Diharapkan	Status
1	Jalur PCB	Tidak ada <i>short circuit</i> antar jalur	
2	Suplai daya	Pengukuran pin VCC/GND dengan Multimeter	
3	Pembacaan sensor	Memberikan paparan gas pada sensor	
4	Visualisasi	Memantau layar monitor	
5	Rekam data	Mengecek direktori penyimpanan setelah <i>running</i>	

3.7 Pengambilan Data

Proses pengambilan data untuk mendeteksi dan mengklasifikasi kopi arabika dan robusta menggunakan *electronic nose system*. Adapun langkah-langkah pengambilan data dilakukan secara sistematis sebagai berikut:

1. Preparasi Sampel Kopi

Tahap awal adalah persiapan sampel kopi (arabika, robusta, dan campuran) menggunakan gilingan medium. Setelah itu, sampel diayak dengan ukuran mesh 20, lalu ditimbang seberat 5 gram. Kopi disimpan pada plastik *ziplock*, ketika akan dideteksi dimasukkan ke dalam *chamber* yang ditutup dengan

aluminium foil agar kedap udara untuk menjaga stabilitas konsentrasi senyawa volatil yang akan dideteksi sensor.

2. Inisialisasi Sistem dan *Purging* Awal

Sebelum pengujian dimulai, sistem hidung elektronik dinyalakan dan dilakukan proses *pre-heat* sesuai dengan *datasheet* sensor gas, yaitu lebih dari 24 jam. Setelah proses *pre-heat* dan tiap akan mulai pengambilan data, dilakukan *purging* dengan mengalirkan udara bersih ke ruang sensor selama 30 menit. Tahap ini untuk memastikan sensor berada pada kondisi *baseline* sebelum terpapar aroma sampel.

3. Paparan Aroma

Sampel kopi dimasukkan ke dalam sistem pengambilan data. Sensor akan menangkap molekul gas volatil yang menguap dari bubuk kopi secara *real-time*. Proses ini diawasi melalui perangkat lunak hingga respon sensor menunjukkan kondisi yang stabil (*steady state*).

4. Akuisisi Data Respon Sensor

Respon dari *array sensor* direkam selama 10 menit untuk setiap sampel yang menghasilkan 600 baris data. Pada menit 0-1 sensor dalam keadaan *baseline*, menit 1-5 sampel dimasukkan ke dalam *chamber* yang akan dideteksi sensor, menit 5-10 proses *purging* atau pembersihan setelah pendeteksian sampel. Pengambilan data dilakukan sebanyak 40 kali pengulangan untuk setiap variasi guna mendapatkan dataset yang konsisten dan akurat.

5. Penyimpanan Data Otomatis

Setelah durasi 10 menit berakhir, perangkat lunak secara otomatis menyimpan hasil pengukuran ke dalam format file *.csv*. Data ini berisi nilai tegangan sensor

terhadap waktu, yang nantinya akan digunakan sebagai basis data untuk proses klasifikasi kopi.

Tabel 3.3 Pengambilan data terhadap 3 variasi sampel setiap pengulangan

No.	(Nama Sampel) Pengulangan (ke-n)							
	MQ-8	MQ-135	MQ-7	MQ-3	TGS822	MQ-136	TGS813	MQ-4
1								
2								
3								
4								
5								
....								
600								

3.8 Pengolahan Data

Data hasil pengujian yang telah tersimpan dalam format .csv diproses melalui tahap pra-pemrosesan (*preprocessing*) untuk memastikan kualitas data sebelum dianalisis. Proses ini diawali dengan koreksi *baseline* dan transformasi data menggunakan *power transformer* untuk menyamakan skala respons sensor agar terdistribusi normal. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur untuk menarik karakteristik unik dari sinyal dinamik sensor. Fitur yang diekstrak mencakup nilai puncak (*peak value*), nilai rata-rata pada kondisi stabil (*steady state*), median, standar deviasi, momentum, area di bawah kurva (AUC), serta rasio respons antar sensor spesifik. Tahap ini sangat krusial agar data yang awalnya berjumlah ribuan titik waktu dapat disederhanakan menjadi variabel kunci yang mewakili "sidik jari" aroma dari masing-masing jenis kopi. Rincian fitur yang digunakan dalam pemodelan ditunjukkan pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Daftar fitur ekstraksi sinyal sensor gas

Fitur	Nama Parameter	Deskripsi Matematis & Fisis	Referensi
Statistik Dasar	<i>Max</i>	Nilai puncak tegangan tertinggi	(Scott et al., 2007)

		(ΔV_{max}) selama respons gas	
	Mean	Nilai rata-rata pergeseran tegangan selama fase respons gas	(Yan et al., 2015)
	Median	Nilai tengah dari seluruh distribusi tegangan pada rentang respons	
	Std (Standar Deviasi)	Tingkat fluktuasi atau sebaran data dari tegangan sensor	(Scott et al., 2007)
Dinamika Sinyal	Momentum	Nilai gradien atau laju kenaikan tegangan tercepat antar detik	(Distant et al., 2003)
	AUC (<i>Area Under Curve</i>)	Luas area di bawah kurva respons, merepresentasikan akumulasi gas	(Gutierrez-osuna, 2002)
Rasio (Keseimbangan)	Ratio MQ7 dan TGS822	Perbandingan proporsional nilai puncak MQ-7 terhadap TGS-822	(Pearce et al., 2003)
	Ratio MQ3 dan MQ7	Perbandingan proporsional nilai puncak MQ-3 terhadap MQ-7	

Tabel 3.5 Data setelah ekstraksi

Sampel	P	MQ -8	MQ -135	MQ -7	MQ- 3	TGS 822	MQ -136	TGS 813	MQ -4
	1								
	2								
	3								
	4								
	5								
									
	120								

*P = Pengulangan

Data fitur yang telah diekstraksi kemudian diolah menggunakan algoritma *machine learning random forest* untuk melakukan klasifikasi otomatis terhadap varietas kopi arabika, robusta, dan campuran. Dalam proses ini, dataset dibagi

menjadi data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%. Untuk mencegah ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*), diterapkan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) pada data latih. Hasil akhir dari analisis ini disajikan dalam bentuk *confusion matrix* guna mengevaluasi efektivitas sistem secara presisi, serta grafik *feature importance* untuk mengidentifikasi sensor gas yang paling berpengaruh dalam pemisahan pola aroma.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

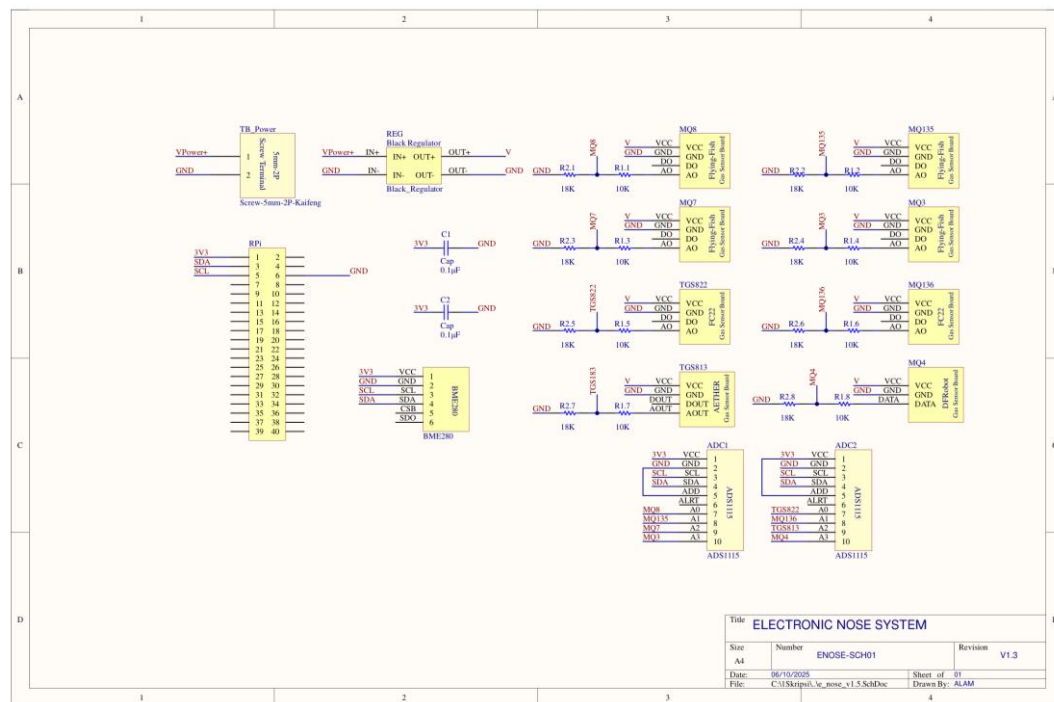
4.1 Sistem Perangkat Keras

Sistem perangkat keras *electronic nose system* ini dimulai dengan desain ke dalam diagram skematik sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.1 yang dirangkai menggunakan *software* Altium Designer. Rangkaian ini mengintegrasikan delapan buah sensor gas tipe MQ dan TGS yang berfungsi sebagai unit pengindraan utama untuk mendeteksi senyawa volatil yang dikeluarkan sampel. Guna memastikan akurasi pembacaan, digunakan dua buah ADC 16-bit (ADS1115) yang berkomunikasi melalui protokol I2C, sehingga resolusi sinyal yang diperoleh jauh lebih tinggi dibandingkan ADC standar.

Komponen pendukung seperti resistor 10 k Ω dan 18 k Ω dipasang sebagai pembagi tegangan (*voltage divider*) untuk menyesuaikan rentang output sensor dengan input ADC, sementara kapasitor 0,1 μ F berfungsi sebagai filter untuk mereduksi *noise* frekuensi tinggi pada jalur catu daya. Seluruh distribusi daya diatur oleh *step down regulator* guna menjamin tegangan operasional yang stabil untuk seluruh sensor melalui terminal blok dan Raspberry Pi melalui 40-pin GPIO untuk seluruh komponen selain sensor.

Sensor gas yang diimplementasikan pada sistem ini terdiri dari delapan varian sensor, yaitu MQ-3, MQ-4, MQ-7, MQ-8, MQ-135, MQ-136, TGS813, dan TGS822. Setiap sensor memiliki konfigurasi empat pin standar, di mana pin VCC dan GND dihubungkan ke sistem catu daya pusat untuk mendapatkan tegangan operasional 5V yang stabil. Pada pin analog output yang digunakan agar sinyal keluaran berupa sinyal kontinu dapat terbaca secara presisi. Sinyal analog tersebut

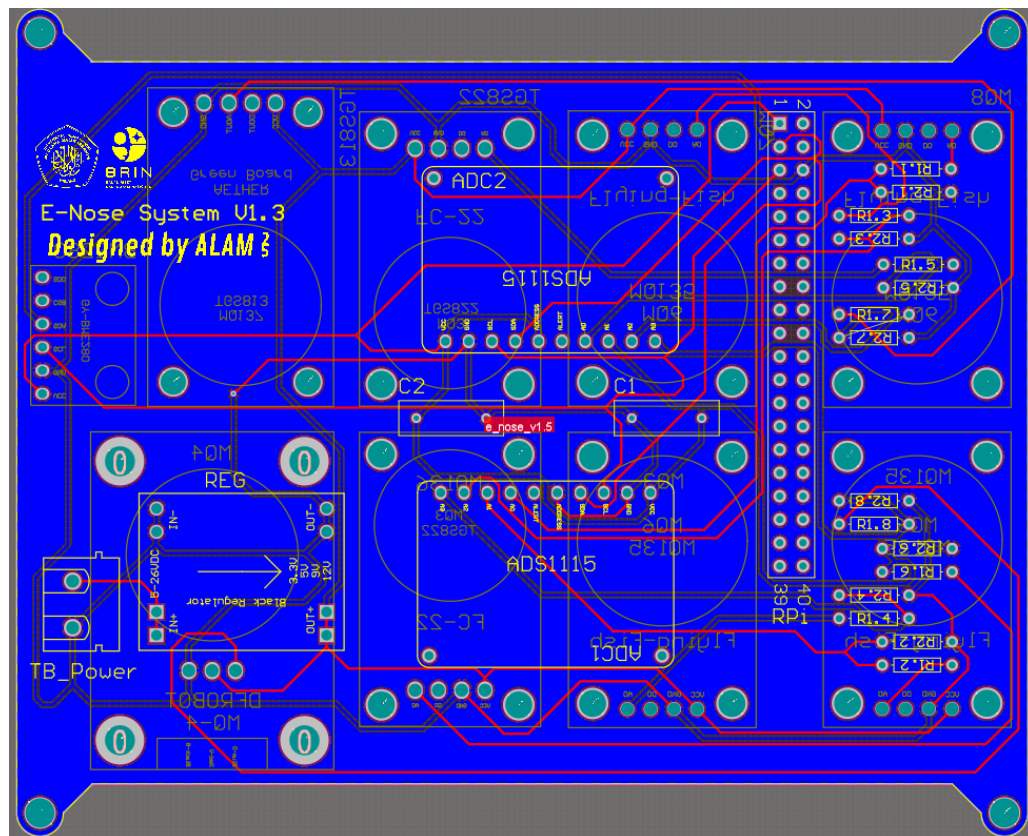
dialirkan menuju dua buah ADS1115 melalui konfigurasi pembagi tegangan menggunakan resistor 10 k Ω dan 18 k Ω untuk menjaga integritas sinyal agar tetap berada dalam rentang kerja ADC. Pengolahan data dilakukan oleh Raspberry Pi 4 Model B yang menerima data digital.



Gambar 4.1 Skematik *electronic nose system*

Untuk mengimplementasikan seluruh interkoneksi kompleks antara delapan sensor dan modul pendukung tersebut, dirancang sebuah PCB *layout* yang masih menggunakan perangkat lunak Altium Designer sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.2. Desain PCB dirancang dengan konsep *double side* PCB, bertujuan untuk mengoptimalkan *routing* jalur yang padat, mengurangi penggunaan kabel *jumper*, serta memungkinkan pemisahan lapisan yang lebih efektif, di mana lapisan atas (*top layer*) dan bawah (*bottom layer*) dapat digunakan untuk membagi distribusi daya dan jalur sinyal analog secara sistematis. Penempatan dua unit ADS1115 diletakkan secara strategis di bagian tengah *array* sensor untuk

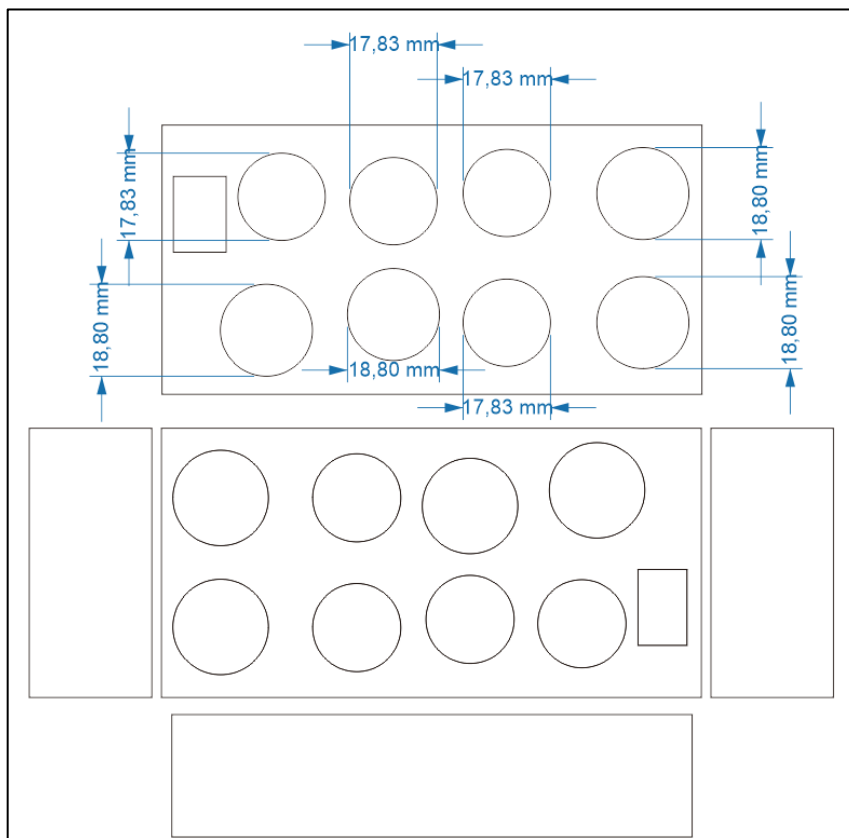
memendekkan lintasan jalur analog, sehingga integritas sinyal tetap terjaga. Secara khusus, pada jalur catu daya di antara kedua ADC tersebut, ditambahkan kapasitor 0,1 μF yang berfungsi sebagai *decoupling capacitor*. Kapasitor ini bertugas menyerap fluktuasi tegangan atau *noise* frekuensi, sehingga proses konversi analog-ke-digital pada ADS1115 dapat berlangsung secara stabil dan menghasilkan data yang presisi. Selain itu, penggunaan *copper pour* sebagai *ground plane* juga diterapkan dalam layout ini guna mereduksi *noise* elektromagnetik, sehingga data 16-bit yang dihasilkan oleh ADS1115 tetap terjaga akurasi sebelum diproses oleh algoritma *machine learning*.



Gambar 4.2 Design/layout PCB (Printed Circuit Board)

Setelah perancangan PCB selesai, dilakukan tahap berikutnya adalah perancangan struktur mekanis berupa *chamber* menggunakan perangkat lunak CorelDRAW sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4.3. Jika PCB berfungsi

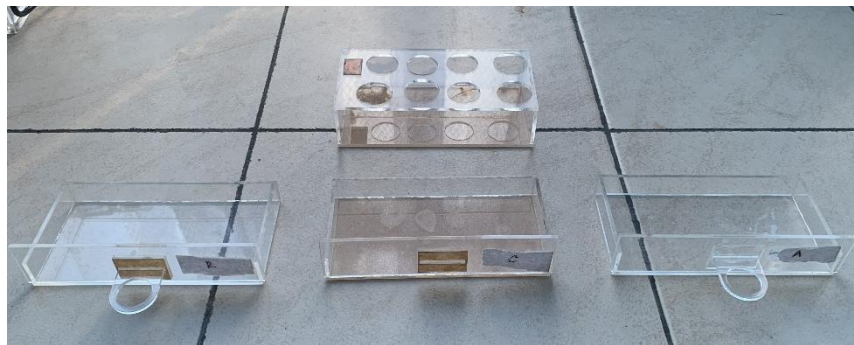
sebagai otak elektronik, maka *chamber* ini dirancang sebagai ruang isolasi gas yang krusial untuk menjaga interaksi molekul volatil sampel dengan permukaan aktif *array* sensor MQ dan TGS secara optimal. Perancangan gambar teknik ini mengutamakan aspek kedap udara (*airtight*) dan volume ruang yang minimalis guna mempercepat waktu respons (*response time*) serta memastikan distribusi gas merata ke seluruh sensor. Desain *chamber* ini juga mengintegrasikanudukan khusus untuk PCB yang telah dibuat, sehingga posisi delapan sensor gas dapat terpasang tepat pada *inlet* uap aroma sampel.



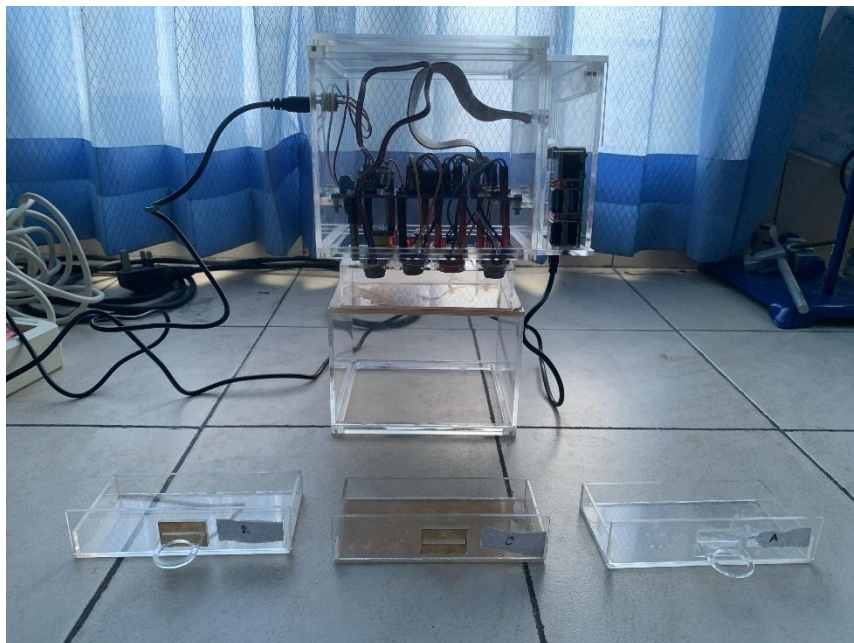
Gambar 4.3 Satu bagian gambar teknik *chamber*

Gambar teknik *chamber* ini kemudian diekspor ke dalam format vektor untuk diproses melalui jasa *laser cutting* menggunakan material akrilik transparan setebal 3 mm dan 2 mm. Pemilihan material akrilik dan metode *laser cutting* bertujuan untuk mendapatkan tingkat presisi yang tinggi pada setiap lubang baut

dan jalur *inlet-outlet*, sehingga *chamber* bersifat kedap udara (*airtight*) guna mencegah kebocoran uap aroma sampel selama pengujian. Integrasi akhir dilakukan dengan menyatukan PCB yang telah terpasang delapan sensor MQ dan TGS ke dalam dudukan *chamber* akrilik tersebut. Gambar 4.4 dan 4.5 menunjukkan hasil akhir realisasi perangkat keras *electronic nose* yang telah siap digunakan.



Gambar 4.4 *Chamber electronic nose system*



Gambar 4.5 *Electronic nose system*

4.2 Sistem Perangkat Lunak

Sistem perangkat lunak *electronic nose* dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python yang berjalan di atas sistem operasi Raspberry Pi

(Linux). Perancangan *software* ini dibagi menjadi tiga modul utama: akuisisi data, latih data, dan prediksi *real-time* menggunakan algoritma *random forest*.

Pengujian pada sistem perangkat lunak dilakukan untuk memvalidasi performa skrip akuisisi data yang telah diintegrasikan dengan sistem perangkat keras. Berdasarkan prosedur yang telah ditetapkan pada sub-bab 3.5.2, hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh *library* pendukung telah terpasang dengan sempurna tanpa indikasi *ModuleNotFoundError*. Hal ini memastikan bahwa Raspberry Pi dapat memanggil fungsi-fungsi krusial untuk melakukan pembacaan sensor secara terus-menerus.

Hasil pengamatan selama pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu menampilkan data tegangan dari delapan sensor gas secara *real-time* melalui terminal. Parameter keberhasilan utama terlihat pada konsistensi penulisan data ke dalam file penyimpanan, di mana sistem secara otomatis membuat file berformat *.csv* yang berisi rekaman fluktuasi voltase sensor terhadap waktu secara presisi. Dengan tervalidasinya integritas *data logging* ini, maka dataset mentah tersebut dinyatakan siap dan layak untuk diproses lebih lanjut menggunakan algoritma *random forest* pada tahap pengolahan data.

4.3 Hasil Pengujian Integrasi Sistem

Sebelum dilakukan pengujian pada sampel, dilakukan pengujian integrasi sistem untuk memastikan seluruh perangkat keras dan perangkat lunak bekerja secara sinkron sesuai dengan rancangan yang telah ditetapkan. Tahap ini bertujuan untuk memvalidasi fungsionalitas dari setiap komponen kunci, mulai dari integritas jalur kelistrikan, kestabilan suplai daya, hingga keandalan alur akuisisi data oleh

sensor. Hasil pengujian integrasi sistem yang mencakup aspek perangkat keras maupun perangkat lunak pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Pengujian integrasi sistem

No.	Komponen/fitur	Hasil yang diharapkan	Status
1	Jalur PCB	Tidak ada <i>short circuit</i> antar jalur	Berhasil, tidak ada <i>short circuit</i> antar jalur daya
2	Suplai daya	Pengukuran pin VCC/GND dengan multimeter	Berhasil, terukur 5,236 V untuk disuplai ke delapan sensor gas
3	Pembacaan sensor	Memberikan paparan gas pada sensor	Berhasil, ketika tidak ada paparan gas, nilai voltase stabil (rendah) dan ketika ada paparan gas nilai voltase naik
4	Visualisasi	Memantau layar monitor	Berhasil, grafik terlihat jelas dari masing-masing sensor
5	Perekaman data	Mengecek direktori penyimpanan setelah <i>running</i>	Berhasil, data tersimpan ke dalam direktori yang sudah diarahkan alamatnya

4.4 Preparasi Sampel Kopi

Kopi yang digunakan dibeli dari toko *online*. Jenis kopi berdasarkan penelitian ini adalah kopi bubuk arabika dan robusta, dengan ukuran masing-masing 100 gram pada pilihan gilingan medium. Guna lebih ilmiah dilakukan pengayakan dengan ukuran mesh 20. Tahap selanjutnya adalah proses penimbangan sesuai dengan penelitian ini, yaitu 5 gram dari 3 variasi sampel yang digunakan: arabika murni, robusta murni, dan campuran (50:50) dari arabika dan robusta. Untuk variasi sampel campuran cara menghomogenkan, yaitu memasukkan sedikit demi sedikit dari 50:50 kedua jenis kopi, lalu di-*shake* hingga sudah tercampur

semua. Setelah itu, ditempatkan pada plastik *ziplock* berukuran 7 x 10 cm dan diberi label sesuai dengan jenis kopi.



Gambar 4.6 Preparasi sampel kopi arabika (5 gram)



Gambar 4.7 Preparasi sampel kopi robusta (5 gram)



Gambar 4.8 Preparasi sampel kopi campuran dengan rasio 50% arabika (2,5 gram) dan 50% robusta (2,5 gram)

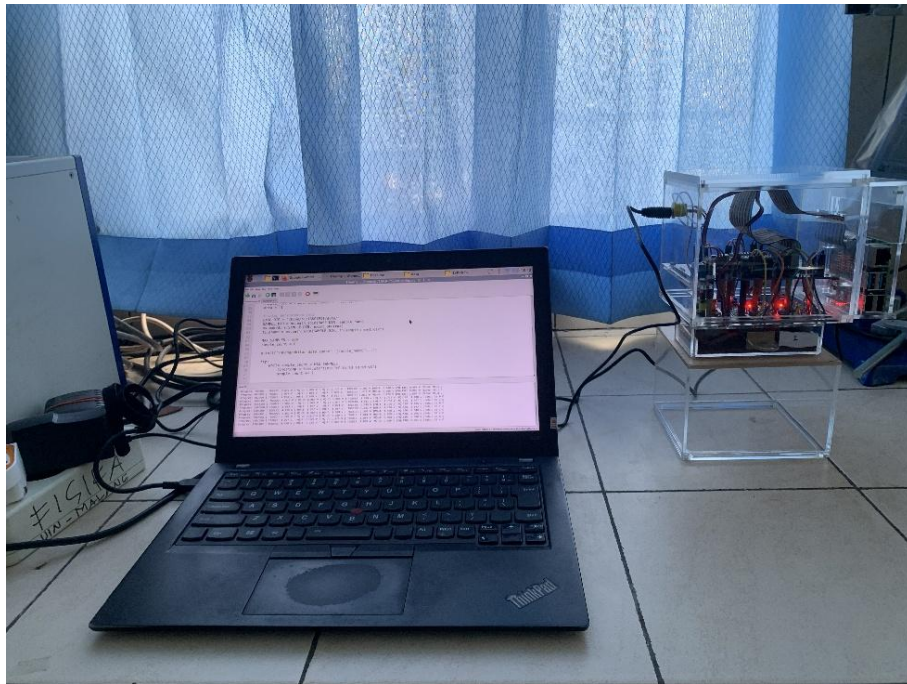
Dari ukuran 100 gram kedua jenis kopi, menghasilkan 12 sampel masing-masing variasi. Berdasarkan penelitian ini, target total data yang dihasilkan dari 3 variasi adalah 120 data, sehingga dari 12 sampel 3 variasi akan mengalami repetisi 3 sampai 4 kali.

4.5 Sistem Akuisisi Data

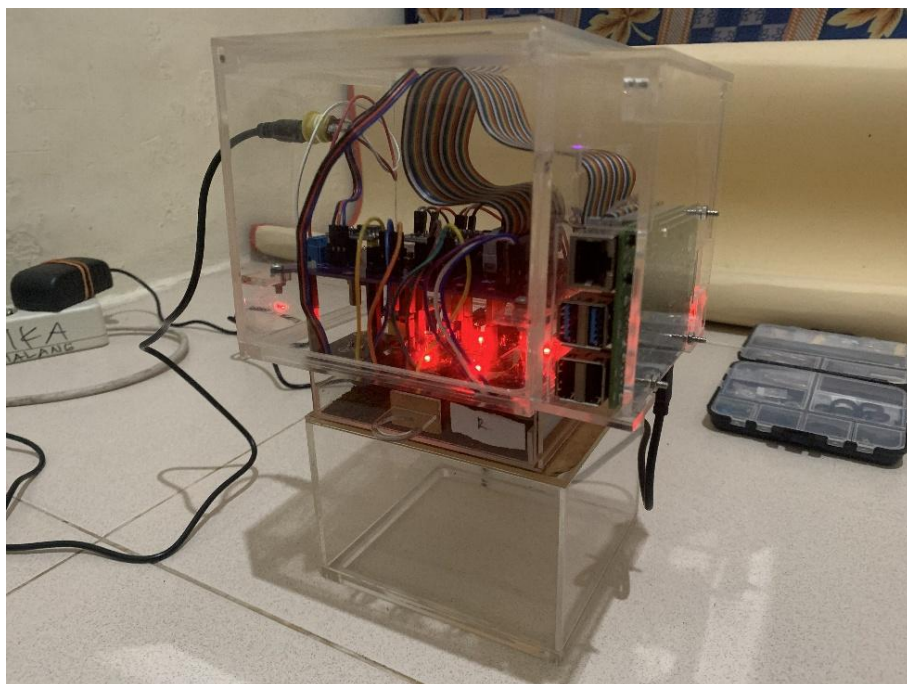
Tahap pengujian dari terbatasnya sampel, sehingga akan mengalami repetisi 3 sampai 4 kali, dilakukan teknik *sample rotation*. Pada pengambilan data pertama: robusta murni, arabika murni, dan campuran. Pengambilan data kedua: arabika murni, campuran, dan robusta murni. Pengambilan data ketiga: campuran, robusta murni, dan arabika murni. Pengambilan data selanjutnya kembali ke tahap pengambilan data pertama, begitu seterusnya hingga pengambilan data ke-120.

Waktu yang dibutuhkan 10 menit setiap variasi sampel: 0-1 menit dalam keadaan *baseline*, 1-5 menit proses pengambilan data dari setiap variasi sampel, 5-

10 proses *purging* atau pembersihan. Pengambilan data dilakukan total 3 hari, yaitu 1 hari berada di Laboratorium Sensor Fakultas Sains dan Teknologi yang menghasilkan 42 data dan 2 hari berada di luar laboratorium yang menghasilkan 78 data.



Gambar 4.9 Proses akuisisi data di laboratorium



Gambar 4.10 Proses akuisisi data di luar laboratorium

4.6 Pengolahan Data dan Pemodelan *Random Forest*

Proses pengolahan data mentah dari deret sensor gas dilakukan dengan membagi sinyal respons ke dalam dua jendela waktu pengamatan. Enam puluh detik pertama (detik ke-1 hingga 60) digunakan sebagai nilai referensi udara dasar (*baseline*). Fase selanjutnya (detik ke-61 hingga 300) merupakan fase respons transien di mana gas VOCs (*Volatile Organic Compounds*) dari sampel kopi mulai berdifusi dan bereaksi dengan lapisan SnO_2 pada permukaan sensor.

Untuk menonjolkan karakteristik spesifik dari masing-masing sampel kopi, dilakukan proses ekstraksi fitur (*feature extraction*) pada nilai selisih tegangan (ΔV) di fase respons. Fitur yang diekstraksi mencakup parameter statistik, bentuk sinyal dinamis, serta rasio puncak antar sensor spesifik. Secara keseluruhan, terdapat 50 fitur yang diekstraksi dari 8 sensor gas penyusun *electronic nose*.

Tabel 4.2 Ringkasan ekstraksi fitur

Sensor	Fitur Parameter	Rata-rata Arabika (V)	Rata-rata Campuran (V)	Rata-rata Robusta (V)
MQ-8	Max	0,0565	0,0500	0,0219
	Mean	0,0329	0,0268	0,0099
	Median	0,0387	0,0297	0,0102
	Std	0,0198	0,0175	0,0080
	Momentum	0,0026	0,0030	0,0011
	AUC	0,0789	0,0643	0,0237
MQ-135	Max	0,1625	0,1436	0,0328
	Mean	0,0914	0,0805	0,0093
	Median	0,1045	0,0912	0,0109
	Std	0,0553	0,0480	0,0146
	Momentum	0,0037	0,0032	0,0021
	AUC	0,2193	0,1931	0,0224
MQ-7	Max	3,6681	3,0922	2,0852
	Mean	3,0796	2,5121	1,6566
	Median	3,5250	2,9150	1,9383
	Std	0,9115	0,8173	0,5667
	Momentum	0,1015	0,0692	0,0398
	AUC	7,3912	6,0291	3,9757

MQ-3	Max	3,4878	2,9027	2,1170
	Mean	2,9318	2,3579	1,6915
	Median	3,3127	2,7027	1,9327
	Std	0,8340	0,7353	0,5376
	Momentum	0,1072	0,0745	0,0516
	AUC	7,0363	5,6590	4,0597
TGS-822	Max	4,6677	4,4428	3,7978
	Mean	4,2812	3,8895	3,1616
	Median	4,6600	4,3484	3,6015
	Std	0,9574	1,0106	0,9283
	Momentum	0,2633	0,1779	0,1157
	AUC	10,2748	9,3347	7,5877
MQ-136	Max	0,9620	0,8075	0,4861
	Mean	0,7761	0,6358	0,3757
	Median	0,8732	0,7225	0,4306
	Std	0,2268	0,2003	0,1239
	Momentum	0,0281	0,0210	0,0115
	AUC	1,8625	1,5259	0,9016
TGS-813	Max	0,2976	0,2670	0,2029
	Mean	0,2146	0,1913	0,1435
	Median	0,2479	0,2197	0,1687
	Std	0,0827	0,0750	0,0615
	Momentum	0,0057	0,0054	0,0042
	AUC	0,5150	0,4590	0,3445
MQ-4	Max	0,3575	0,3278	0,2413
	Mean	0,2548	0,2314	0,1690
	Median	0,2886	0,2610	0,1948
	Std	0,0917	0,0870	0,0691
	Momentum	0,0224	0,0159	0,0118
	AUC	0,6114	0,5554	0,4057
Rasio Kombinasi (Max)	Rasio MQ7 TGS822	0,7859	0,6945	0,5465
	Rasio MQ3 MQ7	0,9533	0,9406	1,0265

Data hasil ekstraksi fitur kemudian diproses melalui sebuah *pipeline* terintegrasi sebelum dimasukkan ke dalam model klasifikasi. Untuk mengatasi potensi ketidakseimbangan jumlah data antar kelas kopi, diterapkan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Selanjutnya, data ditransformasi menggunakan *power transformer* agar distribusi nilai fitur

mendekati distribusi normal (Gaussian), yang secara empiris mampu meningkatkan stabilitas model berbasis *decision tree*.

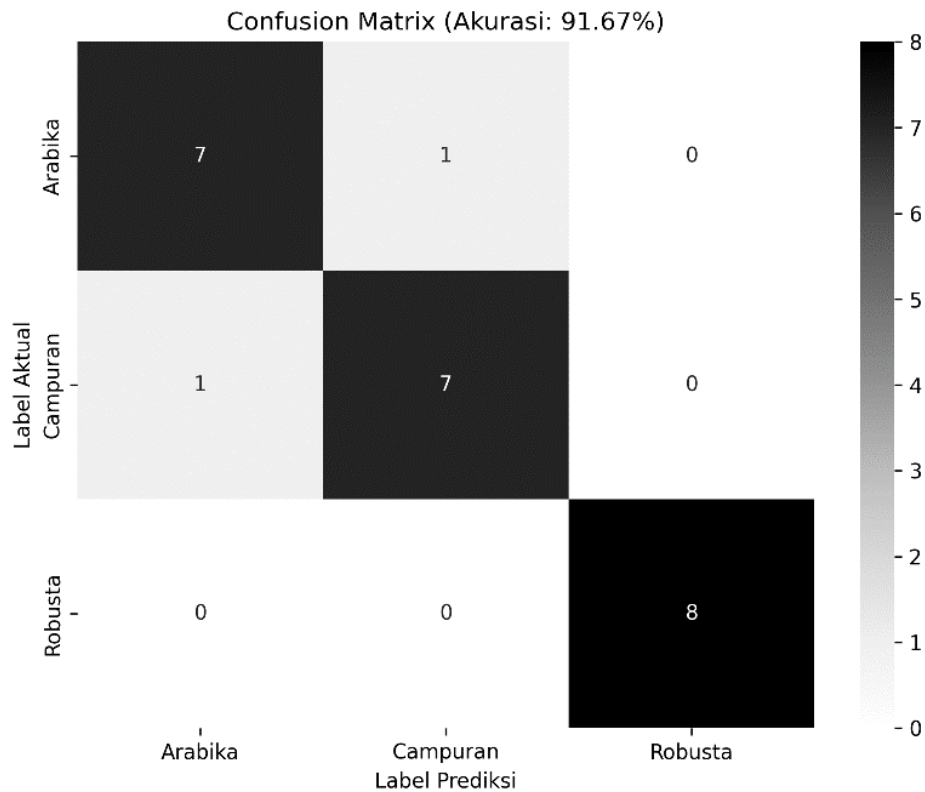
Optimasi parameter (*hyperparameter tuning*) dilakukan menggunakan metode GridSearchCV dengan validasi silang (*Stratified 5-Fold Cross-Validation*) untuk mencegah terjadinya *overfitting*. Hasil dari proses GridSearchCV menunjukkan bahwa parameter optimal untuk model *random forest* pada penelitian ini tercapai pada kombinasi *n_estimators* sebanyak 500 pohon keputusan, *max_features* menggunakan metode akar kuadrat (*sqrt*), *min_samples_split* bernilai 2, dan batas kedalaman pohon (*max_depth*) yang tidak dibatasi (*none*). Kombinasi parameter ini menghasilkan akurasi validasi silang rata-rata (*mean test score*) yang sangat tinggi yaitu 93,79%, mengonfirmasi bahwa model memiliki kemampuan generalisasi pola yang sangat baik sebelum dihadapkan pada data pengujian.

Tabel 4.3 *Stratified 5-fold cross-validation* pada parameter terbaik

Iterasi	Data latih	Data validasi	Benar/data validasi	Akurasi
Fold 1	76 Sampel	20 Sampel	18/20	90,00%
Fold 2	77 Sampel	19 Sampel	18/19	94,74%
Fold 3	77 Sampel	19 Sampel	17/19	89,47%
Fold 4	77 Sampel	19 Sampel	19/19	100,00%
Fold 5	77 Sampel	19 Sampel	18/19	94,74%
Rata-rata	-	-	-	93,79%

Kinerja model *random forest* yang telah melalui tahap optimasi kemudian diuji menggunakan himpunan data uji. Penggunaan data yang belum pernah diekspos selama fase pelatihan ini bertujuan untuk mengukur kemampuan generalisasi algoritma terhadap sampel baru, sekaligus memastikan tidak terjadinya *overfitting*. Hasil evaluasi akhir dari proses klasifikasi terhadap tiga kelas sampel kopi direpresentasikan secara komprehensif melalui (*confusion matrix*) yang tersaji pada Gambar 4.11. Matriks tersebut tidak hanya memetakan tingkat akurasi

prediksi, tetapi juga memperlihatkan secara detail sebaran kesalahan klasifikasi (*misclassification*) di antara kelas target yang diuji.



Gambar 4.11 *Confusion matrix* model *random forest* pada data uji

Untuk menghitung nilai akurasi total dari sistem keseluruhan *confusion matrix*, digunakan perbandingan antara total prediksi yang bernilai benar dengan total keseluruhan sampel data prediksi yang diuji. digunakan rumus 2.1, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{Total\ Prediksi\ Benar}{Total\ Seluruh\ Data} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{7 + 7 + 8}{24} = \frac{22}{24} = 0,9167 \times 100\% = 91,67\%$$

Berdasarkan matriks konfusi tersebut, model berhasil mencapai tingkat akurasi pengujian absolut sebesar 91,67% dari total 24 sampel uji. Model

menunjukkan performa identifikasi yang sempurna pada 8 sampel uji robusta berhasil diklasifikasikan dengan tepat.

Tingkat misklasifikasi yang terjadi pada pengujian ini teramati sangat spesifik dan masuk akal secara tinjauan fisis, di mana kesalahan prediksi hanya terjadi secara silang antara kelas arabika dan campuran. Secara rinci, terdapat 1 sampel kopi arabika yang keliru diprediksi sebagai campuran, dan 1 sampel kopi campuran yang keliru diprediksi sebagai arabika.

Sebelum melakukan perhitungan metrik, diuraikan nilai *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN). Mekanisme penentuan nilai TP, TN, FP, dan FN pada *confusion matrix* multi-kelas (3×3) ini dilakukan dengan menerapkan metode *One-vs-Rest*. Melalui pendekatan ini, setiap kelas variasi kopi akan diposisikan secara bergantian sebagai kelas positif (fokus utama), sementara dua kelas variasi lainnya digabungkan untuk bertindak sebagai kelas negatif. Secara rinci, mekanisme dari Gambar 4.11 dijabarkan sebagai berikut:

TP: Diperoleh dari titik potong diagonal antara label aktual dan label prediksi dari kelas yang dievaluasi.

FN: Dihitung dengan menjumlahkan sampel aktual yang keliru diprediksi sebagai kelas lain.

FP: Dihitung dengan menjumlahkan sampel dari kelas lain yang keliru diprediksi sebagai kelas lain.

TN: Diperoleh dengan menjumlahkan seluruh elemen matriks yang sama sekali tidak bersinggungan dengan baris maupun kolom pada kelas yang dievaluasi.

Tabel 4.4 Uraian berdasarkan *confusion matrix*

Kelas variasi	TP	TN	FP	FN
Arabika	7	15	1	1
Campuran	7	15	1	1
Robusta	8	16	0	0

Selanjutnya, untuk melihat performa detail dari tiap-tiap variasi jenis kopi secara spesifik (*precision*, *recall*, *f1-score*, dan akurasi setiap kelas), digunakan rumus 2.2, 2.3, 2.4, dan 2.5. Berikut perhitungan matrik untuk kelas variasi arabika:

$$Precision_{Arabika} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$Recall_{Arabika} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$F1 - score_{Arabika} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0,875 \times 0,875}{0,875 + 0,875} = 0,875$$

$$Accuracy_{Arabika} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{7 + 15}{7 + 15 + 1 + 1} = \frac{22}{24} = 0,9167 \times 100\% = 91,67\%$$

Berikut perhitungan matrik untuk kelas variasi campuran:

$$Precision_{Campuran} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$Recall_{Campuran} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$F1 - score_{Campuran} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0,875 \times 0,875}{0,875 + 0,875} = 0,875$$

$$Accuracy_{Campuran} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{7 + 15}{7 + 15 + 1 + 1} = \frac{22}{24} = 0,9167 \times 100\% = 91,67\%$$

Berikut perhitungan matrik untuk kelas variasi robusta:

$$Precision_{Robusta} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{8}{8 + 0} = \frac{8}{8} = 1$$

$$Recall_{Robusta} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{8}{8 + 0} = \frac{8}{8} = 1$$

$$F1 - score_{Robusta} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{1 \times 1}{1 + 1} = 1$$

$$Accuracy_{Robusta} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{8 + 18}{8 + 16 + 0 + 0} = \frac{24}{24}$$

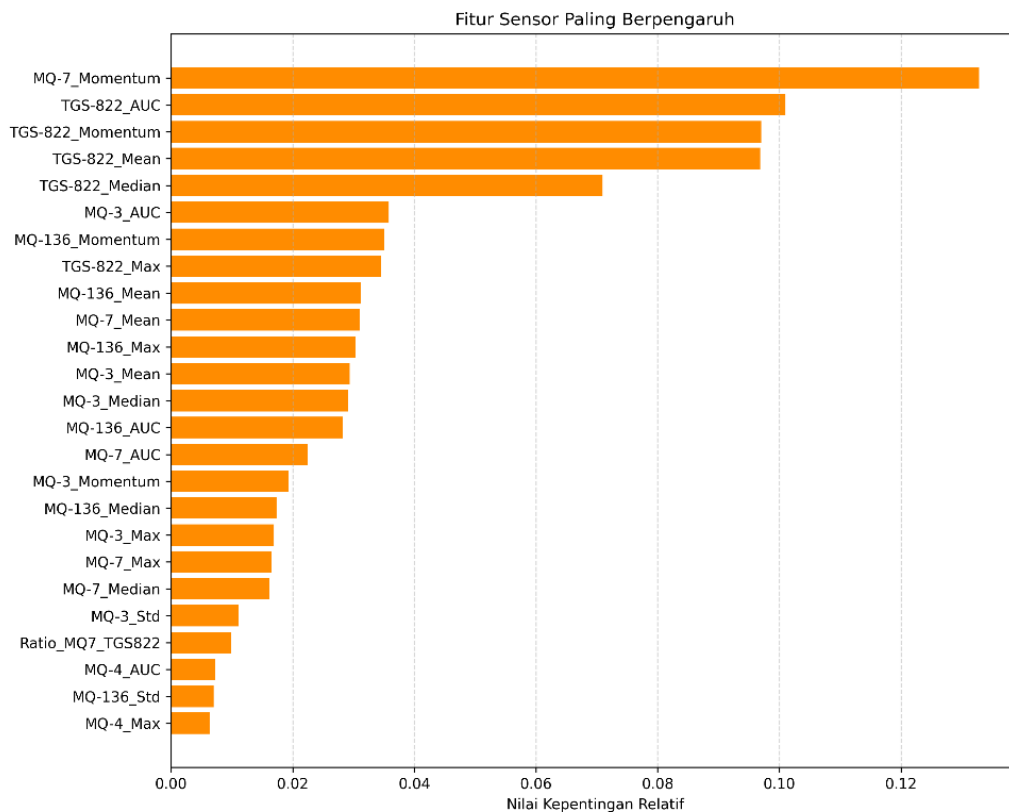
$$= 1 \times 100\% = 100\%$$

Tabel 4.5 Metrik kinerja model *random forest* pada data uji

<i>class</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>accuracy</i>
Arabika	0,875	0,875	0,875	91,67%
Campuran	0,875	0,875	0,875	91,67%
Robusta	1	1	1	100%

Untuk mengidentifikasi parameter fisis dan spesifikasi sensor gas mana yang memberikan kontribusi paling signifikan dalam proses pemisahan kelas kopi, dilakukan ekstraksi nilai bobot kepentingan fitur (*feature importance*) dari arsitektur model *random forest*. Dalam eksekusi algoritma *random forest* (melalui modul *Scikit-Learn*), penentuan bobot ini tidak dilakukan secara acak, melainkan dihitung berdasarkan metrik *Mean Decrease in Impurity* (MDI) atau penurunan *Gini Impurity*.

Secara konseptual, setiap kali sebuah pohon keputusan (*decision tree*) di dalam model menggunakan suatu fitur sensor (misalnya nilai *momentum* dari sensor tertentu) untuk membelah (*split*) data sampel kopi menjadi node yang lebih murni/homogen, fitur tersebut akan mendapatkan skor. Semakin besar fitur tersebut berkontribusi dalam mengurangi ketidakpastian (impuritas) klasifikasi antar kelas, dan semakin sering fitur tersebut digunakan oleh 500 pohon keputusan secara kolektif, maka akumulasi skor kepentingannya akan semakin tinggi. Hasil ekstraksi pembobotan *Gini Importance* ini diurutkan dan direpresentasikan pada Gambar 4.12.

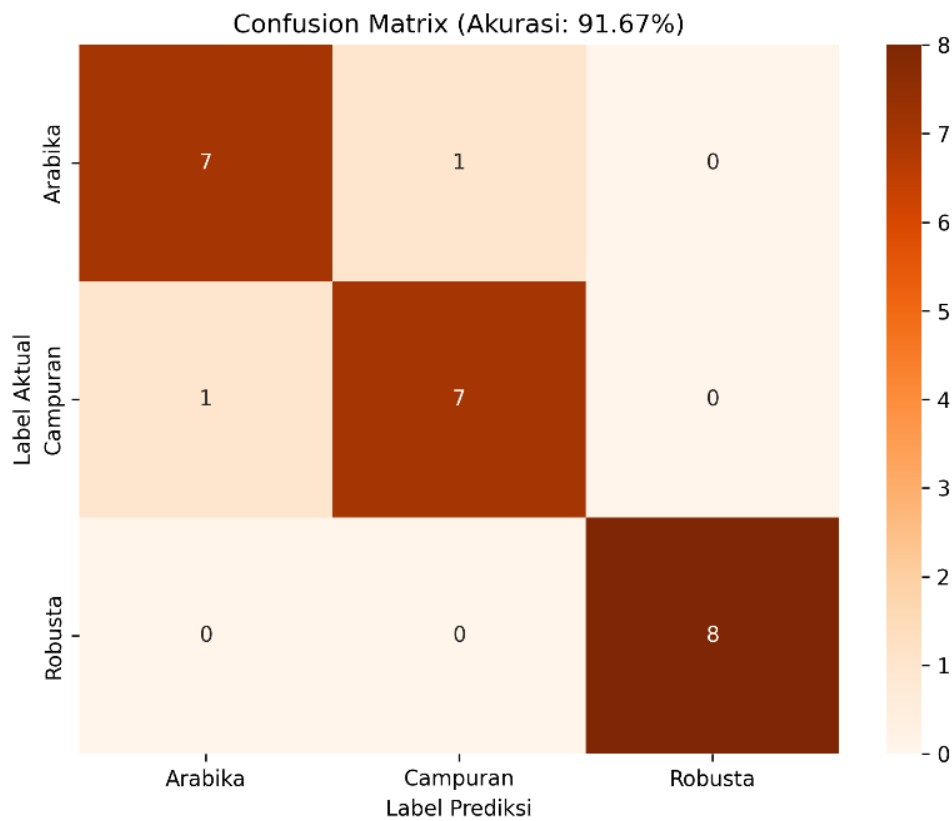


Gambar 4.12 Fitur sensor paling berpengaruh

Grafik pada Gambar 4.12 secara empiris membuktikan bahwa proses identifikasi varietas kopi sangat didominasi oleh dinamika sinyal dari sensor MQ-7, MQ-3 dan TGS-822. Fitur MQ-7_Momentum menempati urutan pertama dengan nilai kepentingan relatif tertinggi, disusul secara berurutan oleh sekumpulan fitur turunan dari sensor TGS-822 dan MQ-3 seperti AUC, Mean, Momentum, dan Median.

4.7 Komparasi Kinerja Raspberry Pi dan Komputer Personal

Guna memvalidasi keandalan Raspberry Pi 4 Model B sebagai unit pemrosesan mandiri (*standalone*), dilakukan pengujian komparatif pelatihan model *random forest* antara Raspberry Pi (OS Linux) dengan komputer personal (OS Windows). Pengujian ini menggunakan skrip algoritma dan dataset yang identik.



Gambar 4.13 *Confusion matrix* pada OS Windows

Berikut perhitungan untuk akurasi total dari *confusion matrix* yang dihasilkan dari proses pelatihan pada Operasi Sistem Windows:

$$Accuracy = \frac{Total\ Prediksi\ Benar}{Total\ Seluruh\ Data} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{7 + 7 + 8}{24} = \frac{22}{24} = 0,9167 \times 100\% = 91,67\%$$

Tabel 4.6 Uraian berdasarkan *confusion matrix* pada OS Windows

Kelas variasi	TP	TN	FP	FN
Arabika	7	15	1	1
Campuran	7	15	1	1
Robusta	8	16	0	0

Berikut perhitungan matrik untuk kelas variasi arabika:

$$Precision_{Arabika} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$Recall_{Arabika} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$F1 - score_{Arabika} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0,875 \times 0,875}{0,875 + 0,875} = 0,875$$

$$Accuracy_{Arabika} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{7 + 15}{7 + 15 + 1 + 1} = \frac{22}{24} = 0,9167 \times 100\% = 91,67\%$$

Berikut perhitungan matrik untuk kelas variasi campuran:

$$Precision_{Campuran} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$Recall_{Campuran} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{7}{7 + 1} = \frac{7}{8} = 0,875$$

$$F1 - score_{Campuran} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{0,875 \times 0,875}{0,875 + 0,875} = 0,875$$

$$Accuracy_{Campuran} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{7 + 15}{7 + 15 + 1 + 1} = \frac{22}{24} = 0,9167 \times 100\% = 91,67\%$$

Berikut perhitungan matrik untuk kelas variasi robusta:

$$Precision_{Robusta} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{8}{8 + 0} = \frac{8}{8} = 1$$

$$Recall_{Robusta} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{8}{8 + 0} = \frac{8}{8} = 1$$

$$F1 - score_{Robusta} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{1 \times 1}{1 + 1} = 1$$

$$Accuracy_{Robusta} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{8 + 16}{8 + 16 + 0 + 0} = \frac{24}{24} = 1 \times 100\% = 100\%$$

Tabel 4.7 Metrik kinerja model *random forest* pada OS Windows

	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>accuracy</i>
Arabika	0,875	0,875	0,875	91,67%
Campuran	0,875	0,875	0,875	91,67%
Robusta	1	1	1	100%

Hasil pengujian menunjukkan bahwa metrik evaluasi akhir (akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*) pada OS Windows menghasilkan angka yang sama persis secara mutlak, yakni akurasi sebesar 91,67%. Hal ini membuktikan bahwa keterbatasan arsitektur perangkat keras pada Raspberry Pi tidak mendegradasi tingkat presisi perhitungan matematis algoritma kecerdasan buatan. Perbedaan yang teramati murni bersifat kualitatif pada durasi komputasi, di mana komputer personal menyelesaikan iterasi pelatihan sedikit lebih cepat akibat tingginya *speed* prosesor, meskipun durasinya seringkali fluktuatif akibat intervensi proses latar belakang dari sistem operasi. Sebaliknya, Raspberry Pi mampu memberikan komputasi yang stabil, terisolasi, dan sangat responsif saat melakukan klasifikasi *real-time* secara mandiri, sehingga menutupi kelemahan sistem konvensional yang selalu bergantung pada perangkat eksternal.

4.8 Pengujian Sistem Secara *Real-Time*

Setelah model *random forest* dievaluasi menggunakan data uji secara dari akuisisi data, tahapan selanjutnya adalah melakukan pengujian klasifikasi aroma kopi secara langsung (*real-time*). Pengujian ini bertujuan untuk memvalidasi keandalan dan ketahanan (*robustness*) sistem *electronic nose* yang telah ditanamkan model latih dengan algoritma *random forest*. Untuk menguji konsistensi model terhadap variasi kondisi lingkungan, akuisisi data *real-time* dilaksanakan di dua lokasi yang berbeda, yaitu lingkungan laboratorium dan lingkungan luar laboratorium, menyesuaikan dengan perlakuan pada saat pengambilan data latih.

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import joblib
4 import time
5 import os
6 import board
7 import busio
8 import adafruit_ads1x15.ads1115 as ADS
9
10 from adafruit_ads1x15.analog_in import AnalogIn
11
12 # PATH
13 FOLDER_MODEL = '/home/pi/ISKRIPSI/output/1TrainingRF'
14 MODEL_PATH = os.path.join(FOLDER_MODEL, 'model_pipeline.pkl')
15 ENCODER_PATH = os.path.join(FOLDER_MODEL, 'label_encoder.pkl')
16
17 # INISIALISASI ADC
18 i2c = busio.I2C(board.SCL, board.SDA)
19
20 ads1 = ADS.ADS1115(i2c, address=0x48)
21 ads2 = ADS.ADS1115(i2c, address=0x49)
22
23 ads1.gain = 2
24 ads2.gain = 2
25
26 SENSOR_MAPPING = {
27     "MQ-8": (ads1, 0), "MQ-135": (ads1, 1), "MQ-7": (ads1, 2),
28     "TGS-822": (ads2, 0), "MQ-136": (ads2, 1), "TGS-813": (ads2, 2)
29 }

```

PROBLEMAS OUTPUT TERMINAL

(enose_venv_final) pi@raspberrypi:~/ISKRIPSI \$ python3 1.3pd.py

MEMUAT MODEL TRAINING

[FASE 1] PENGAMBILAN DATA BASELINE (60 DETIK)

Pastikan chamber kosong dan bersih

Detik ke-	TGS-822: 1.07 V	HQ-7: 0.91 V	HQ-3: 0.64 V
Detik ke- 10/60			
Detik ke- 20/60			
Detik ke- 30/60			
Detik ke- 40/60			
Detik ke- 50/60			
Detik ke- 60/60			

[FASE 2] MASUKKAN SAMPEL KOPI

Merekam reaksi sensor terhadap aroma kopi (61 - 300 detik)

Detik ke-	TGS-822: 2.80 V	HQ-7: 1.60 V	HQ-3: 1.49 V
Detik ke- 90/300			
Detik ke- 120/300			
Detik ke- 150/300			
Detik ke- 180/300			
Detik ke- 210/300			
Detik ke- 240/300			
Detik ke- 270/300			
Detik ke- 300/300			

Pembacaan selesai
Proses memprediksi

RESPON SENSOR

MQ-8	TGS-822	MQ-135	MQ-136	MQ-7	TGS-813	MQ-3
0.123 V	3.918 V	0.077 V	0.446 V	2.417 V	0.222 V	2.085 V

PREDIKSI : KOPI ROBUSTA
PROBABILITAS : 96.88 %

Gambar 4.14 Salah satu hasil uji *real-time* kopi robusta di luar laboratorium

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import joblib
4 import time
5 import os
6 import board
7 import busio
8 import adafruit_ads1x15.ads1115 as ADS
9
10 from adafruit_ads1x15.analog_in import AnalogIn
11
12 # PATH
13 FOLDER_MODEL = '/home/pi/ISKRIPSI/output/Tn_Eksperimen_3'
14 MODEL_PATH = os.path.join(FOLDER_MODEL, 'model_pipeline.pkl')
15 ENCODER_PATH = os.path.join(FOLDER_MODEL, 'label_encoder.pkl')
16
17 # INISIALISASI ADC
18 i2c = busio.I2C(board.SCL, board.SDA)
19
20 ads1 = ADS.ADS1115(i2c, address=0x48)
21 ads2 = ADS.ADS1115(i2c, address=0x49)
22
23 ads1.gain = 2
24 ads2.gain = 2
25
26 SENSOR_MAPPING = {
27     "MQ-8": (ads1, 0), "MQ-135": (ads1, 1), "MQ-7": (ads1, 2),
28     "TGS-822": (ads2, 0), "MQ-136": (ads2, 1), "TGS-813": (ads2, 2)
29 }

```

PROBLEMAS OUTPUT TERMINAL

(enose_venv_final) pi@raspberrypi:~/ISKRIPSI \$ python3 1.3pd.py

Jenis kopi yang diuji (Robusta/Arabika/Campuran): Robusta

[FASE 1] PENGAMBILAN DATA BASELINE (60 DETIK)

Pastikan chamber kosong dan bersih

Detik ke-	TGS-822: 0.83 V	HQ-7: 1.12 V	HQ-3: 0.65 V
Detik ke- 10/60			
Detik ke- 20/60			
Detik ke- 30/60			
Detik ke- 40/60			
Detik ke- 50/60			
Detik ke- 60/60			

[FASE 2] MASUKKAN SAMPEL KOPI

Merekam respons sensor terhadap aroma kopi (61-300 detik)

Detik ke-	TGS-822: 1.59 V	HQ-7: 1.78 V	HQ-3: 1.35 V
Detik ke- 90/300			
Detik ke- 120/300			
Detik ke- 150/300			
Detik ke- 180/300			
Detik ke- 210/300			
Detik ke- 240/300			
Detik ke- 270/300			
Detik ke- 300/300			

Pembacaan selesai
Proses Memprediksi

RESPON SENSOR (ΔV Maksimal)

MQ-8	TGS-822	MQ-135	MQ-136	MQ-7	TGS-813	MQ-3
0.045 V	2.782 V	0.090 V	0.260 V	2.185 V	0.155 V	1.647 V

AKTUAL : KOPI ROBUSTA
PREDIKSI : KOPI ROBUSTA
PROBABILITAS : 98.88 %

Gambar 4.15 Salah satu hasil uji *real-time* kopi robusta di laboratorium

Sampel yang digunakan pada pengujian *real-time* merupakan sisa sampel dari fase akuisisi data yang pernah dianalisis oleh sistem (sampel dengan repetisi ke-3) dan 1 sampel khusus disisakan untuk uji *real-time*. Pengujian dilakukan sebanyak 3 *batch* untuk masing-masing lokasi. Guna mencegah terjadinya bias pembacaan akibat efek sisa gas (*carry-over effect*) atau saturasi pada permukaan sensor SnO_2 , urutan pemasukan sampel divariasikan pada setiap *batch* pengujian. Urutan pengujian yang diterapkan adalah pola R-A-C (Robusta-Arabika-

Campuran) pada *batch* pertama, A-C-R pada *batch* kedua, dan C-R-A pada *batch* ketiga. Pengujian dilakukan diprogram selama 5 menit: 0-1 menit kondisi *chamber* kosong dan bersih guna mendapat nilai *baseline*, 1-5 menit *chamber* terisi sampel kopi.

Tabel 4.8 Prediksi *real-time*

Batch	Sampel	Prediksi	Probabilitas (di luar laboratorium)	Probabilitas (di laboratorium)
1	Robusta	Robusta	96,80%	98,00%
	Arabika	Arabika	98,60%	83,60%
	Campuran	Campuran	91,60%	81,60%
2	Arabika	Arabika	98,20%	95,80%
	Campuran	Campuran	89,40%	96,20%
	Robusta	Robusta	96,00%	94,00%
3	Campuran	Campuran	96,80%	87,60%
	Robusta	Robusta	95,60%	95,60%
	Arabika	Arabika	98,60%	84,40%

Keberhasilan prediksi *real-time* tidak hanya dievaluasi berdasarkan kesesuaian label akhir, melainkan juga diukur dari tingkat keyakinan atau probabilitas (*confidence score*) model dalam mengambil keputusan. Pada algoritma *random forest*, nilai probabilitas ini tidak didapatkan secara acak, melainkan merupakan representasi dari rasio pemungutan suara mayoritas (*majority voting*) dari keseluruhan pohon keputusan (*decision trees*). Berdasarkan optimasi parameter sebelumnya, model ini menggunakan 500 pohon keputusan independen. Sebagai contoh, probabilitas sebesar 98,60% menunjukkan bahwa terdapat 493 dari 500 pohon keputusan yang bersepakat secara identik dalam mengklasifikasikan sampel tersebut.

Fenomena fluktuasi probabilitas pada pengujian *real-time* di laboratorium serta terjadinya *cross-misclassification* terbatas pada matriks konfusi—di mana masing-masing 1 dari 8 sampel uji kelas arabika dan campuran saling tertukar—merupakan implikasi logis dari ketidakseimbangan proporsi lingkungan akuisisi

data latih dan tingginya irisan komposisi kimiawi uap. Dari total 120 data sampel yang diakuisisi, sistem lebih banyak dilatih menggunakan data dari lingkungan luar laboratorium yakni sebanyak 78 data, dibandingkan dengan data lingkungan laboratorium yang hanya berjumlah 42 data. Ketimpangan proporsi ini secara algoritma menyebabkan model *random forest* memiliki bobot kecenderungan (*bias*) untuk lebih mengenali pola *background noise* gas dan dinamika volatilitas VOCs pada kondisi suhu luar laboratorium. Konsekuensinya, ketika sistem dihadapkan pada sirkulasi udara terkondisi di laboratorium, tingkat keyakinan model mengalami penurunan (81,60% - 87,60%), khususnya pada kelas arabika dan campuran yang batas keputusannya (*decision boundary*) memang sudah sangat tipis akibat kemiripan profil uap organiknya. Meskipun terdapat bias adaptasi lingkungan tersebut, ketahanan model untuk tetap mengklasifikasikan mayoritas sampel secara tepat (7 dari 8 sampel pada uji dan akurasi mutlak pada uji *real-time*) membuktikan bahwa ekstraksi parameter dinamis sensor berhasil dalam menunjukkan tingginya tingkat ketahanan (*robustness*) dari sistem yang dibangun. Hal ini memberikan kesimpulan akhir bahwa pemilihan model algoritma *random forest* sangat sukses dalam mempertahankan ketajaman identifikasi aroma kopi.

4.9 Pembahasan

Penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi sistem *electronic nose* berbasis *embedded system* Raspberry Pi menggunakan algoritma *random forest* berhasil memetakan dan mengklasifikasikan varietas kopi secara mandiri (*standalone*). Evaluasi model menunjukkan tingkat akurasi pengujian sebesar 91,67% dan keberhasilan prediksi absolut pada pengujian *real-time* di lapangan. Hal ini membuktikan bahwa penangkapan "sidik jari aroma" secara digital menggunakan

deret sensor gas mampu mengatasi kelemahan pengujian sensorik konvensional yang selama ini rentan terhadap bias subjektivitas dan kelelahan fisik panelis manusia (Iswanto et al., 2024). Tingginya akurasi ini juga mengonfirmasi bahwa instrumen *e-nose* jauh lebih sensitif dalam mengenali perbedaan pola aroma volatil yang tipis (seperti karakter *fruity* pada arabika dan aroma pekat pada robusta) yang seringkali sulit dibedakan oleh indra penciuman manusia biasa (Novita et al., 2021; Ulfa et al., 2019).

Dalam aspek komputasi algoritma, penggunaan *random forest* pada penelitian ini terbukti memberikan stabilitas dan performa klasifikasi yang superior dibandingkan pendekatan penelitian terdahulu. Hasil ini menjawab tantangan dari penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa penggunaan *Artificial Neural Network* (ANN) pada data yang terbatas memiliki kerentanan tinggi terhadap *overfitting* (Susanti et al., 2023). Kinerja *random forest* yang tangguh dalam pengujian *real-time* sejalan dengan teori bahwa pendekatan *ensemble bagging* dan *majority voting* dari ratusan pohon keputusan mampu meminimalisir tingkat error dan menghasilkan keputusan yang objektif serta konsisten, bahkan ketika menghadapi data aroma yang kompleks (Alvanof & Dinata, 2024; Nur et al., 2023)

Dari sisi arsitektur perangkat keras, penelitian ini sukses menciptakan sistem klasifikasi *on-edge* tanpa ketergantungan pada perangkat komputer eksternal. Kinerja Raspberry Pi 4 Model B sebagai unit pemrosesan utama menunjukkan kapabilitas eksekusi data yang sangat efisien dan responsif. Keberhasilan sistem dalam memproses prediksi *real-time* secara instan di luar laboratorium maupun laboratorium mendukung temuan sebelumnya yang menyatakan bahwa Raspberry Pi memiliki kecepatan komputasi algoritma

kompleks yang jauh lebih unggul dibandingkan mikrokontroler standar berbasis ARM Cortex-M4 (Rzepka et al., 2024). Implementasi ini memenuhi kriteria utama sebuah *embedded system* yang ideal, yakni memiliki ketepatan waktu eksekusi (*timing correctness*) serta efisiensi sumber daya untuk fungsi analitik spesifik di lapangan (E. A. Lee & Seshia, 2017).

Meskipun sistem mencapai performa yang sangat tinggi, analisis terhadap matriks konfusi dan probabilitas *real-time* mengungkap adanya irisan profil gas (*overlapping*) antara kopi arabika dan campuran. Penurunan tingkat keyakinan (probabilitas) saat alat diuji di lingkungan laboratorium mengindikasikan bahwa pembacaan sensor *e-nose* tetap responsif terhadap dinamika lingkungan ambien, seperti perubahan suhu dan kelembapan. Akan tetapi, algoritma *random forest* mampu mentoleransi pergeseran sinyal (*noise*) tersebut sehingga output klasifikasi akhir tetap akurat. Secara keseluruhan, pengembangan inovasi sistem identifikasi berbasis kecerdasan buatan dan *e-nose* portabel ini menghadirkan metode klasifikasi yang saintifik dan terukur.

4.10 Integrasi Nilai Islam pada Hasil Sistem Cerdas E-Nose

Pencapaian akurasi pengujian sebesar 91,67% serta kesuksesan prediksi pada pengujian *real-time* menggunakan perangkat hidung elektronik berbasis Raspberry Pi membuktikan bahwa keteraturan hukum fisis yang diukur dengan instrumen ilmiah berjalan beriringan dengan nilai-nilai spiritualitas keagamaan (I. Y. Siregar et al., 2021). Sistem ini secara fisis berhasil menghubungkan material organik tanaman kopi dengan konversi sinyal analog-ke-digital yang berakar pada keteraturan hukum alam (*sunnatullah*) di alam semesta (Karlík, 2018).

Secara rekayasa instrumentasi, proses akuisisi data pada alat cerdas ini membaca fluktuasi sinyal tegangan analog akibat interaksi gas organik dengan deret sensor. Dalam disiplin ilmu fisika modern, sinyal kelistrikan yang mengalir merupakan representasi fundamental dari gelombang elektromagnetik, yang mana memiliki identitas wujud dasar yang sama dengan cahaya (Purwanto, 2015). Fenomena transisi wujud gas yang tidak kasat mata menjadi sinyal gelombang yang dapat dibaca ini sangat selaras dengan konsep *nur* (cahaya) dalam firman Allah SWT:

اللَّهُ نُورُ السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ ۚ مَثَلُ نُورِهِ ۖ كَمِشْكَاةٍ فِيهَا مِصْبَاحٌ ۚ الْمِصْبَاحُ فِي زُجَاجَةٍ ۚ الزُّجَاجَةُ كَأَنَّهَا كَوْكَبٌ دُرِّيٌّ

Artinya: “Allah (pemberi) cahaya (kepada) langit dan bumi. Perumpamaan cahaya-Nya, seperti sebuah lubang yang tidak tembus, yang di dalamnya ada pelita besar. Pelita itu di dalam tabung kaca (dan) tabung kaca itu bagaikan bintang yang berkilauan...” (QS. An-Nur: 35).

Berdasarkan perspektif sains dan tafsir tematik, cahaya dalam ayat tersebut tidak sekadar bermakna spektrum optik secara material, melainkan merujuk pada energi fisik maupun hukum alam yang membimbing penyingkapan suatu informasi. Sebelum bersentuhan dengan sensor, informasi spesifik dari uap kopi bersifat "gelap" atau tersembunyi dari batasan indra manusia. Melalui instrumen ADC, sistem mengonversi interaksi kimia tersebut menjadi sinyal kelistrikan. Sinyal gelombang elektromagnetik inilah yang bertindak layaknya *nur* (cahaya) yang menerangi, menyingkap, dan mentransmisikan data yang tersembunyi tersebut melalui hukum-hukum alam yang ditetapkan-Nya, sehingga menjadi benderang dan dapat diproses oleh sistem (Indonesia, Kementerian Agama RI, 2016).

Pada bagian penentuan keputusan akhir, mekanisme *majority voting* pada algoritma *random forest* yang menghasilkan tingkat keyakinan tinggi (90%–98%) pada lingkungan luar laboratorium maupun laboratorium merepresentasikan korelasi filosofis yang mendalam dengan prinsip musyawarah bersama (*Syura*) dalam QS. Asy-Syura: 38. Keputusan kolektif lewat pemungutan suara terbanyak ini sejalan dengan tuntunan hadis riwayat Sayyidina Ali r.a. yang melarang pengambilan perkara hanya berdasarkan satu pendapat saja. Secara komputasi, sebuah pohon keputusan tunggal terbukti memiliki varians yang tinggi dan sangat rentan terhadap kesalahan prediksi (*overfitting*) akibat bias data lokal. Melalui permufakatan ratusan pohon keputusan independen yang bekerja secara paralel, sistem cerdas ini berhasil mereduksi bias individual sehingga mampu menghasilkan kesimpulan klasifikasi yang konsisten, stabil, dan akurat (Khotimah et al., 2025). Munculnya fluktuasi minor berupa tumpang tindih (*overlapping*) antara kelas arabika dan campuran pada hasil pengujian justru mencerminkan kejujuran data ilmiah yang tetap berpijak pada nilai-nilai etika Islam (Zuhriyandi & Alfannaja, 2023). Harmonisasi antara ketepatan deteksi fisis sensor dan permufakatan algoritma ansambel ini menegaskan bahwa kebenaran ilmiah dan tuntunan spiritual saling melengkapi dalam menjelaskan keteraturan semesta (Khotimah et al., 2025).

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan mengenai pengembangan sistem *electronic nose* terintegrasi kecerdasan buatan untuk klasifikasi kopi arabika, robusta, dan campuran, dapat kesimpulan sebagai berikut:

1. Implementasi *electronic nose* berbasis *embedded system* telah berhasil dirancang dan diimplementasikan secara *standalone* (mandiri) menggunakan *single-board computer* Raspberry Pi 4 Model B. Rangkaian perangkat keras mengintegrasikan 8 *array* sensor gas (MQ-3, MQ-4, MQ-7, MQ-8, MQ-135, MQ-136, TGS-813, dan TGS-822) melalui modul ADC ADS1115 untuk akuisisi sinyal analog beresolusi tinggi. Algoritma *random forest* berhasil ditanamkan secara *on-edge*, memungkinkan sistem melakukan ekstraksi fitur dinamika sinyal (seperti lonjakan voltase maksimum, momentum, dan AUC) serta memberikan prediksi kelas aroma secara *real-time* tanpa perlu terhubung dengan perangkat komputer eksternal.
2. Sistem *e-nose* terbukti sangat efektif dalam mengidentifikasi dan membedakan profil aroma ("sidik jari" *Volatile Organic Compounds*) antara kopi arabika, robusta, dan campuran. Berdasarkan analisis *feature importance*, sensor TGS-822, MQ-7, dan MQ-3 teridentifikasi sebagai parameter yang paling dominan dalam menangkap perbedaan fisis senyawa volatil kopi. Pengujian *real-time* di lingkungan luar laboratorium dan laboratorium terkondisi membuktikan bahwa sistem memiliki tingkat ketahanan (*robustness*) yang tinggi terhadap fluktuasi kondisi lingkungan. Sistem mampu memberikan

tebakan akhir yang 100% sesuai target (*prediksi sesuai*) secara *real-time*, meskipun fluktuasi suhu dan sirkulasi udara menyebabkan pergeseran probabilitas prediksi pada rentang 81,60% hingga 98,60%.

3. Model algoritma *random forest* menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat andal dan presisi, terbukti dari capaian akurasi pengujian sebesar 91,67%. Model mampu memisahkan kelas kopi robusta murni dengan sempurna (akurasi 100% pada kelas terkait) tanpa terjadi kesalahan tebak. Sementara itu, tingkat misklasifikasi yang terjadi sangat minim (terbatas pada 1 sampel yang saling tertukar antara arabika dan campuran), yang secara teoritis memvalidasi tingginya irisan karakteristik fisis uap volatil di antara keduanya. Penerapan optimasi parameter (*hyperparameter tuning*) terbukti berhasil menjaga kestabilan model dan mencegah terjadinya *overfitting*.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis dan evaluasi kinerja sistem selama penelitian, beberapa saran yang dapat diajukan untuk penyempurnaan pengembangan penelitian selanjutnya adalah:

1. Pada penelitian ini, rasio pengambilan data latih masih didominasi oleh satu kondisi lingkungan (78 data di luar laboratorium berbanding 42 data laboratorium). Penelitian selanjutnya disarankan untuk menyeimbangkan proporsi jumlah pengambilan data pada berbagai variasi suhu dan kelembapan yang berbeda secara merata, guna meminimalisir bias model dan meningkatkan stabilitas nilai probabilitas (*confidence score*) saat beroperasi secara dinamis di lapangan.

2. Mengingat arsitektur Raspberry Pi 4 Model B memiliki komputasi yang sangat mumpuni, penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi penggunaan algoritma *Deep Learning*, seperti *1D-Convolutional Neural Network* (1D-CNN), untuk melakukan ekstraksi fitur secara otomatis langsung dari deret waktu (*time-series*) sinyal mentah sensor tanpa perlu menyusun rumus ekstraksi fitur tabular manual.
3. Sistem instrumentasi dapat dikembangkan lebih lanjut dengan mendesain *chamber* yang memiliki mekanisme sirkulasi udara (pompa vakum *purging*) yang lebih cepat untuk meminimalisir saturasi permukaan sensor oksida logam. Selain itu, penambahan varietas kopi lain (seperti liberika atau ekselsa) maupun variasi tingkat penyangraian (*light, medium, dark roast*) dapat digunakan untuk menguji batasan maksimal ketajaman sensor *electronic nose*

DAFTAR PUSTAKA

- Abdurrazik, & Widhi, I. M. (2025). Analisis Klasifikasi Tweet Berdasarkan Topik Sosial Menggunakan SVM. *Jurnal Nasional Teknologi Informasi Dan Aplikasinya*, 3, 855–864.
- Aghdamifar, E., Rasooli, V., Taghinezhad, E., Szymanek, M., & Dziwulska-hunek, A. (2023). Sensors and Actuators : B . Chemical E-nose as a non-destructive and fast method for identification and classification of coffee beans based on soft computing models. *Sensors and Actuators: B. Chemical*, 393(May), 134229. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2023.134229>
- Ali, M., & Nugraha, A. C. (2018). *Teknik Digital Teori dan Aplikasi*. UNY Press.
- Alvanof, M. M., & Dinata, R. K. (2024). Penerapan Algoritma Random Forest dalam Deteksi dan Klasifikasi Ransomware. 5(2).
- Amanda, S. (2023). ANALISIS DAYA SAING KOPI INDONESIA DALAM MENGHADAPI. 13(1), 1–11.
- Aurasopon, A., Kaunkid, S., Khamsen, W., & Piladaeng, N. (2024). Enhancing Gas Sensor Accuracy through Ripple Rejection in Switching Power Supplies. 72(8), 228–236.
- Bangkit, A., & Umbu, S. (2023). Analisis Grafik Karakteristik Sensitivitas Sensor MQ-135 Untuk Menentukan Persamaan Hubungan Antara ppm dan R_s / R_o . 11(02), 49–60.
- Batzill, M. (2006). *Surface Science Studies of Gas Sensing Materials: SnO₂*. 1345–1366.
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.
- Cahyadi, C. I., Atmia, K., & Sihombing, P. M. (2023). Simulasi dan Pengukuran Rangkaian Konverter Analog ke Digital Resolusi 8 Bit Berbasis IC ADC0804 dan IC ADC0809 Simulation and Measurement of 8 Bit Resolution Analog to Digital Converter Circuits Based on IC ADC0804 and IC ADC0809. 7(1), 83–91.
- Chatterjee, M., Hooda, K., Kaur, M., Chauhan, K. K., Bharti, S., Joshi, G., & Aggarwal, N. (2025). Design and Analysis of a Low-Cost Device for Detecting Prime Factors of Fire Ignition in Environment. *ACS Omega*, 10(20), 21040–21052. <https://doi.org/10.1021/acsomega.4c07465>
- Chawla, N. V, Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16, 321–357.

- Dai, S., Shan, L., Wang, C., Meng, X., Liu, J., & Lv, X. (2025). Pharmacological Research - Natural Products Research progress on the effects of coffee on malignant tumors of the digestive system. *Pharmacological Research - Natural Products*, 9(October), 100425. <https://doi.org/10.1016/j.prenap.2025.100425>
- Diantoro, K., & Rahmadewi, R. (2020). Implementasi Sensor MQ 4 dan Sensor DHT 22 pada Sistem Kompos Pintar Berbasis IoT (SIKOMPI). *ELECTRICIAN – Jurnal Rekayasa Dan Teknologi Elektro*, 14(3).
- Dias, S., Bruneli, F., Jose, E., Lucy, S., Garcia, R., Siqueira, B., Nara, D., Sousa, R. De, Henrique, M., Killner, M., & Shinji, L. (2026). Characterization and correlation of roasted and ground coffee monosaccharides for fraud detection. *Food Chemistry*, 505(December 2025), 147992. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2026.147992>
- Distante, C., Ancona, N., & Siciliano, P. (2003). *Support vector machines for olfactory signals recognition*. 88, 30–39.
- Distefano, V., Palma, M., & Iaco, S. De. (2024). Socio-Economic Planning Sciences Multi-class random forest model to classify wastewater treatment imbalanced data. *Socio-Economic Planning Sciences*, 95(July), 102021. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2024.102021>
- Electronics, H. (n.d.). *TECHNICAL MQ-4 GAS SENSOR*.
- Elislem, N., Assi, A., Amara, A., Abdulaziz, A., Nuaim, A., Seridi, H., Elati, M., & Dhifli, W. (2026). Towards better random forests with tree weighting , accuracy and diversity-preserving pruning. *Expert Systems With Applications*, 309(January), 131256. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2026.131256>
- Figaro. (n.d.-a). *TGS 813 - for the detection of Combustible Gases*.
- Figaro. (n.d.-b). *TGS 822 - for the detection of Organic Solvent Vapors*.
- Floyd, T. L. (2015). *Digital Fundamentals* (11th Editi). Pearson Education Limited.
- Gutierrez-osuna, R. (2002). *Pattern Analysis for Machine Olfaction : A Review*. 2(3), 189–202.
- Handoko, P. (2021). *SISTEM TERTANAM (UNTUK PEMULA)*. Universitas Pembangunan Jaya.
- HANWEI ELECRONICS CO., L. (n.d.). *TECHNICAL MQ-3 GAS SENSOR*. 3–4.
- Hanwei Electronics. (n.d.). Mq-135 Hanwei. *Alldatasheet*, 1, 3–5.
- HANWEI ELECTRONICS CO ., L. (n.d.). *MQ-7 GAS SENSOR*. 1, 3–5.

HANWEI ELETRONICS CO., L. (n.d.). MQ-8 GAS SENSOR.

Haykin, S., & Van Veen, B. (1999). *Signals and Systems*. John Wiley & Sons, Inc.

He, W., Hao, G., Wang, S., Meng, R., Wang, D., Wang, Y., & Xu, B. (2026). Machine learning-enhanced Attenuated Total Reflectance Fourier Transform Infrared (ATR-FTIR) spectroscopy for discrimination of green Arabica and Robusta coffee beans. *Journal of Agriculture and Food Research*, 26(January), 102689. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2026.102689>

Herlambang, P., Kristiyono, A. E., & Eddi. (2025). *Rancang Bangun Detektor Karbon Monoksida (CO) dengan MQ-7 Berbasis Internet of Things Politeknik Pelayaran Surabaya, Indonesia di atas kapal, mencakup teknologi yang digunakan, tantangan yang dihadapi, manfaat yang*. 3.

Ijaz, U., Ali, M., Ahmad, I., Hamza, S. A., & Kim, H. D. (2025). A comprehensive review of electronic nose systems: design, sensors, and future directions. *Chemical Engineering Journal*, 524(July), 169482. <https://doi.org/10.1016/j.cej.2025.169482>

Indonesia, Kementerian Agama RI. (2016). *Cahaya dalam Perspektif Al-Qur'an dan Sains (Tafsir Ilmi)* (1st ed.). Lajnah Pentashihan Mushaf Al-Qur'an, Badan Litbang dan Diklat Kementerian Agama RI.

Instrumen, T. (2009). *Ultra-Small, Low-Power, 16-Bit Analog-to-Digital Converter with Internal Reference*.

Irwan, M., Saputro, A., Setyadjit, K., & Swarga, L. A. (2025). *Klasifikasi Aroma Jenis Kopi Menggunakan Sensor Gas dan Algoritma*. 1.

Istiawan, A., Rachmansyah, Tasmi, & Sunardi, H. (2021). Rancang Bangun Alat Pendeteksi Gas Hidrogen Di Dalam Kendaraan Roda Empat Berbasis Internet Of Things (IoT) dengan ruangan tertutup seperti pada kabin kendaraan roda empat. Salah satu gas berbahaya sehingga sangat berbahaya bagi kesehatan manusia apabi. *Jurnal Komputer Terapan*, 7(629), 1–10. <https://doi.org/10.35143/jkt.v7i1.4616>

Iswanto, B. H., Muflih, A. M., & Baith, H. M. (2024). Low-Cost Electronic Nose for Robusta and Arabica Coffee Classification Using 1-D Convolutional Neural Networks Low-Cost Electronic Nose for Robusta and Arabica Coffee Classification Using 1-D Convolutional Neural Networks. *Journal of Physics: Conference Series*, 2866. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2866/1/012054>

Karlık, B. (2018). The Meaning of Selected Miracles of the Qur'an Through the Eyes of Computer Engineering. *Al-Shajarah: Journal of Islamic Thought and Civilization of the International Islamic University Malaysia (IIUM)*, 23(2), 275–293.

- Khotimah, N. K., Putri, F. A., Zahara, L., Maulana, M. N., & Mutia, A. (2025). IMPLEMENTATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) IN EVALUATING STRATEGIC DECISIONS BASED ON ISLAMIC VALUES. *Indonesian Interdisciplinary Journal of Sharia Economics (IIJSE)*, 8(3), 12304–12316.
- Kuphaldt, T. R. (2021). *Lessons In Electric Circuits, Volume IV – Digital* (4th Editio). Open Book Project / ibiblio.org.
- Lee, E. A., & Seshia, S. A. (2017). *INTRODUCTION TO EMBEDDED SYSTEMS A CYBER-PHYSICAL SYSTEMS* (Second Edi). MIT Press.
- Lee, T., Yu, J., Lee, S. W., Oh, S. H., Kang, D., Son, H., Hwang, H. J., You, J. H., & Lee, G. (2025). Machine learning-integrated biomimetic electronic noses: Future perspectives. *Microchemical Journal*, 213(April), 113638. <https://doi.org/10.1016/j.microc.2025.113638>
- Lismana, G. C., Muhammad, A., & Rintyarna, B. S. (2025). *Perancangan Dan Implementasi Sensor MQ-4 Gas Metana (CH 4) Pada Sistem Biogas Berbasis Mikrokontroler Arduino Uno*. 7, 99–108.
- Lorwongtragool, P., Sowade, E., Watthanawisuth, N., Baumann, R. R., & Kerdcharoen, T. (2014). A Novel Wearable Electronic Nose for Healthcare Based on Flexible Printed Chemical Sensor Array. *Sensors*, 14(10), 19700–19712. <https://doi.org/10.3390/s141019700>
- Matveenko, S., Pavlov, D., Rabchinskii, M., Senichenkov, V., Solomatin, M., Sysoev, V., Tunik, M., Varezchnikov, A., & Varshavchik, L. (2025). Classification of graphene-based electronic nose measurements with gradient-boosted decision trees. *Sensors and Actuators A: Physical*, 396(June), 117123. <https://doi.org/10.1016/j.sna.2025.117123>
- Mustafa, M., Supriadi, & Mutmainnah, A. (2020). *PENGEMBANGAN ALAT MONITORING KADAR GAS KARBON MONOKSIDA (CO) BERBASIS INTERNET OF THINGS* Mahmud. 15.
- Nauli, S. B., Panjaitan, B., Priambodo, A., Zuli, F., Santoso, T. B., & Mukharom, I. M. A. (2025). *RANCANG BANGUN ALAT DETEKSI KANDUNGAN ALKOHOL PADA MINUMAN BERBASIS MIKROKONTROLER ARDUINO UNO*. 10(1), 41–52.
- Novita, D. D., Sesunan, A. B., Telaumbanua, M., Triyono, S., & Saputra, T. W. (2021). *IDENTIFIKASI JENIS KOPI MENGGUNAKAN SENSOR E-NOSE DENGAN METODE PEMBELAJARAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION*. 9(1), 205–217. <https://doi.org/10.29303/jrpb.v9i2.241>
- Nugroho, Y. C., Mahardiko, A. A., & Dhelia, S. S. (2023). *Rancang Bangun Sistem*

Pemantauan Kualitas Udara Berbasis Arduino Untuk Mendeteksi Polusi Udara Di Perkotaan. 11(2).

- Nur, N., Wajidi, F., Sulfayanti, & Wildayani. (2023). Implementasi Algoritma Random Forest Regression untuk Memprediksi Hasil Panen Padi di Desa Minanga. *Jurnal Politeknik Caltex Riau*, 9(1), 58–64.
- Oppenheim, A. V, Schafer, R. W., & Buck, J. R. (1999). *Discrete-Time Signal Processing* (2nd Editio). Prentice Hall.
- Pearce, T. C., Schiffman, S. S., Nagle, H. T., & Gardner, J. W. (2003). *Handbook of Machine Olfaction: Electronic Nose Technology*. WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA.
- Pradana, A. S., & Fadlilah, U. (2025). *Microcontroller – Based H2S Detector Using MQ136 and SMS Gateway. 5.*
- Prasetyo Adi, P. D., Mappadang, A., Armi, N., Santiko, A. B., Adiprabowo, T., Suprpto, Zulkarnain, R., & Wirawan, A. (2023). Optimization and Development of Raspberry Pi 4 Model B for the Internet of Things. *Proceeding - IEEE 9th Information Technology International Seminar, ITIS 2023*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ITIS59651.2023.10420261>
- Pratama, G. A., & Nurpulaela, L. (2024). *Pengaruh Suhu Pada Kinerja Sensor MQ-135 Dalam Mendeteksi Gas CO 2 Galuh Andika Pratama 1 , Lela Nurpulaela 2 Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Singaperbangsa Karawang. 10(20), 350–358.*
- Purwanto, A. (2015). *Ayat-Ayat Semesta: Sisi-Sisi Al-Quran yang Terlupakan* (Edisi II). Penerbit Mizan (PT Mizan Pustaka).
- Puthusserypady, S. (2021). *Applied Signal Processing* (Issue May). Now Publishers Inc. <https://doi.org/10.1561/9781680839791>
- Putra, O. A., & Hersyah, M. H. (2016). *IDENTIFIKASI AROMA TEH DENGAN E-NOSE MENGGUNAKAN. November.*
- Rahmat, A., Ida, L., Sardju, A. P., Hamsir, I., & Wahab, A. (2017). *Modul Analog To Digital Converter (ADC) 8 Bit Dengan Menggunakan Metode Successive Aproximation Register (SAR). 04(2), 71–74.*
- Risal, A. (2017). *Buku Ajar: Mikrokontroler dan Interface*. Jurusan Pendidikan Teknik Elektronika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Makassar.
- Rizki, R., Hartman, M., Apriyani, E., Nurani, A., & Muliana, I. (2021). *Characteristics of chemosensor TGS-813 (FIGARO) as LNG gas sensor using sensor unit (SU-6807) and OP amp unit (OU-6801) Characteristics of Chemosensor TGS-813 (FIGARO) D s LNG Gas Sensor Using Sensor Unit*

(SU-6807) and OP Amp Unit (OU-6801). 813(March).

- Romadloni, P. L., Kusuma, B. A., & Baihaqi, W. M. (2022). KOMPARASI METODE PEMBELAJARAN MESIN UNTUK IMPLEMENTASI PENGAMBILAN KEPUTUSAN DALAM MENENTUKAN PROMOSI JABATAN KARYAWAN. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 622–628.
- Rzepka, K., Szary, P., Cabaj, K., & Mazurczyk, W. (2024). Performance evaluation of Raspberry Pi 4 and STM32 Nucleo boards for security-related operations in IoT environments. *Computer Networks*, 242(February), 110252. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2024.110252>
- Saptadi, N. T. S., Iskandar, D., Neno, F. E., Setiawan, R., Soekarman, Pramana, H. J., Tugiman, Saputra, A., Haryani, F. R., Febriyanty, N. E., Putri, S. M., Nugroho, E. P., Listiani, L., Rahmatullah, T. A., Siswoyo, B., Mahfudhi, K., & Sany, N. (2025). *Integrasi Internet of Things (IoT) dan Embedded System dalam Era Digital*. PT Sada Kurnia Pustaka.
- Sari, W. P., Sunarharum, W. B., & Maligan, J. M. (2023). *KAJIAN LITERATUR : PROFILING KOMPONEN AROMA KOPI ROBUSTA LITERATURE REVIEW: PROFILING AROMA COMPOUND OF ROBUSTA COFFEE Abstrak*. 111–120.
- Scott, S. M., James, D., & Å, Z. A. (2007). Review Data analysis for electronic nose systems. 207, 183–207. <https://doi.org/10.1007/s00604-006-0623-9>
- Siregar, A. P., Purba, D. P., & Pasaribu, J. P. (2023). *Implementasi Algoritma Random Forest Dalam Klasifikasi Diagnosis Penyakit Stroke*. 2(4).
- Siregar, I. Y., Tanjung, I., & Febriani Maysarah, S. (2021). Fungsi Sistem Indera Manusia Perspektif Sains Terintegrasi Al-Qur'an dan Hadits. *JIE: Journal of Islamic Education*, 6(2), 208–222. <https://doi.org/https://doi.org/10.52615/jie.v6i2.227>
- Siswanto, Y. (2024). *Pembibitan Tanaman Kopi (Coffea Sp) Secara Organik*. Tahta Media Group.
- Siti, W., Sari, U., Priyandoko, G., & Effendy, D. U. (2022). RANCANG BANGUN SISTEM MONITORING KUALITAS UDARA PADA RUANG ISOLASI COVID-19 BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN SENSOR SHARP GP2Y1010AU0F. 3, 1–11.
- Sukirman, Sajiah, Husain, N. P., & Syam, Anastasya Febriana Mustikosari, R. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Tiktok pada Google Play Store Berbasis TF-IDF dan Support Vector Machine. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 5(1), 91–102.

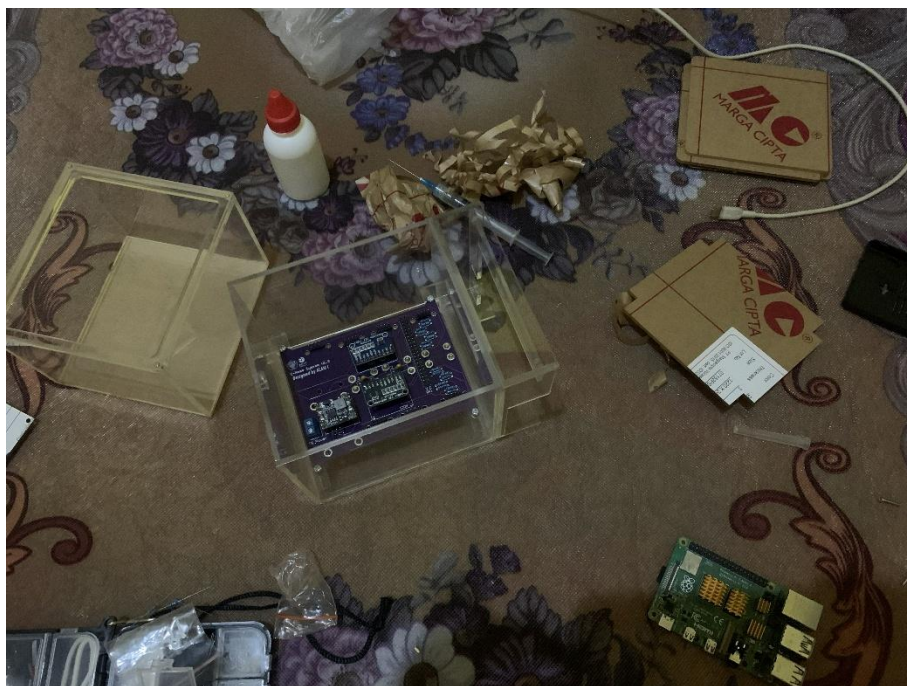
- Susanti, R., Hidayat, A., Alfitri, N., & Ilhamdi, M. (2023). *Identification of Coffee Types Using an Electronic Nose with the Backpropagation Artificial Neural Network*. 7(September), 659–664.
- Tholib, A. (2023). *Implementasi Machine Learning berbasis Web dengan Framework Streamlit*. Pustaka Nurja.
- Tocci, R. J., Widmer, N. S., & Moss, G. L. (2007). *Digital Systems: Principles and Applications* (10th Editi). Pearson Prentice Hall.
- UIN Antasari & ULM. (2018). *Interpretasi Ayat Al-Qur'an tentang Pertanian Menurut Kalangan Dosen Universitas Agama Islam Negeri Antasari dan Universitas Lambung Mangkurat Banjarmasin*. Universitas Islam Negeri (UIN) Antasari dan Universitas Lambung Mangkurat.
- Ulaan, G. C., Poekoel, V. C., & Ontowirjo, A. H. J. (2020). Making Indoor Air Quality Monitoring System. *Jurnal Teknik Informatika*, 1–12.
- Ulfa, M., Wibisono, K. A., Studi, P., Elektro, T., Teknik, F., Trunojoyo, U., Raya, J., Bangkalan, T., Timur, J., & Nose, E. (2019). *Desain Sistem Pengenalan dan Klasifikasi Kopi Bubuk Bermerek Dengan Menggunakan Electronic Nose Berbasis Artifical Neural Network*. 1(2), 51–60.
- Varol, M., & İskefiyeli, M. (2025). A low cost compact network TAP device with Raspberry Pi 4. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 70(June). <https://doi.org/10.1016/j.jestch.2025.102118>
- Viejo, C. G., Tongson, E., & Fuentes, S. (2021). *Integrating a Low-Cost Electronic Nose and Machine Learning Modelling to Assess Coffee Aroma Profile and Intensity*.
- Wahyudi, W. T., & Antosia, R. M. (2022). *Rancang Bangun Alat Resistivitas Berbasis Arduino Menggunakan Modul ACS712 dan ADS1115*. 1–7.
- Wawrzyniak, J. (2023). Advancements in Improving Selectivity of Metal Oxide Semiconductor Gas Sensors Opening New Perspectives for Their Application in Food Industry. *Sensors*, 23(23), 9548 (1-29).
- Winsen Electronics. (2021). *Hydrogen Sulfide Gas Sensor*. 1–6.
- Yacoub, R., & Axman, D. (2020). Probabilistic Extension of Precision, Recall, and F1 Score for More Thorough Evaluation of Classification Models. *Proceedings of the First Workshop on Evaluation and Comparison of NLP Systems (Eval4NLP)*, 79–91.
- Yan, J., Guo, X., Duan, S., Jia, P., Wang, L., Peng, C., & Zhang, S. (2015). *Electronic Nose Feature Extraction Methods: A Review*. 27804–27831. <https://doi.org/10.3390/s151127804>

- Yeo, A. I., & Johnson, R. A. (2000). A New Family of Power Transformations to Improve Normality or Symmetry. *Biometrika*, 87(4), 954–959.
- Zuhriyandi, & Alfannaja, M. (2023). Penafsiran Ayat-Ayat Tentang Teknologi dan Inovasi Dalam Al- Qur'an: Implikasi Untuk Pengembangan Ilmu Pengetahuan di Era Modern. *J-CEKI : Jurnal Cendekia Ilmiah*, 2(6), 616–626.

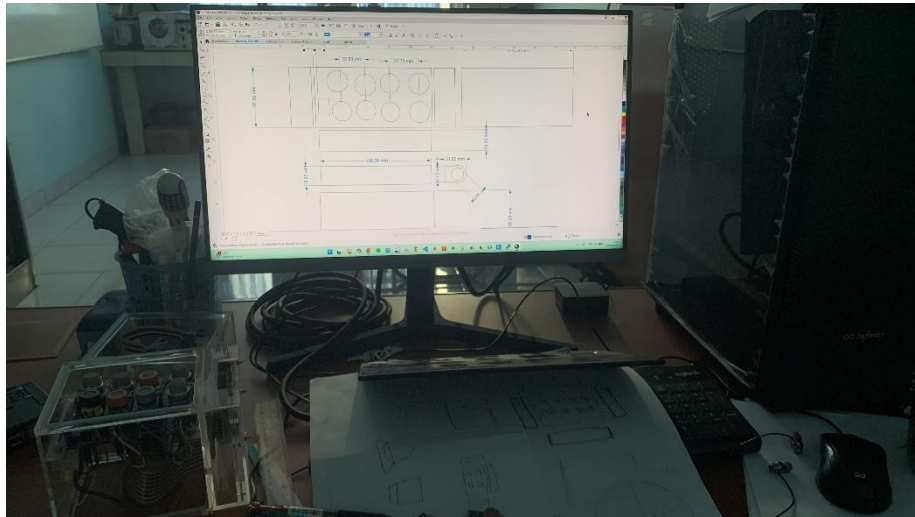
LAMPIRAN



Perancangan *hardware*



Perancangan *chamber hardware*



Proses gambar teknik *chamber sample*



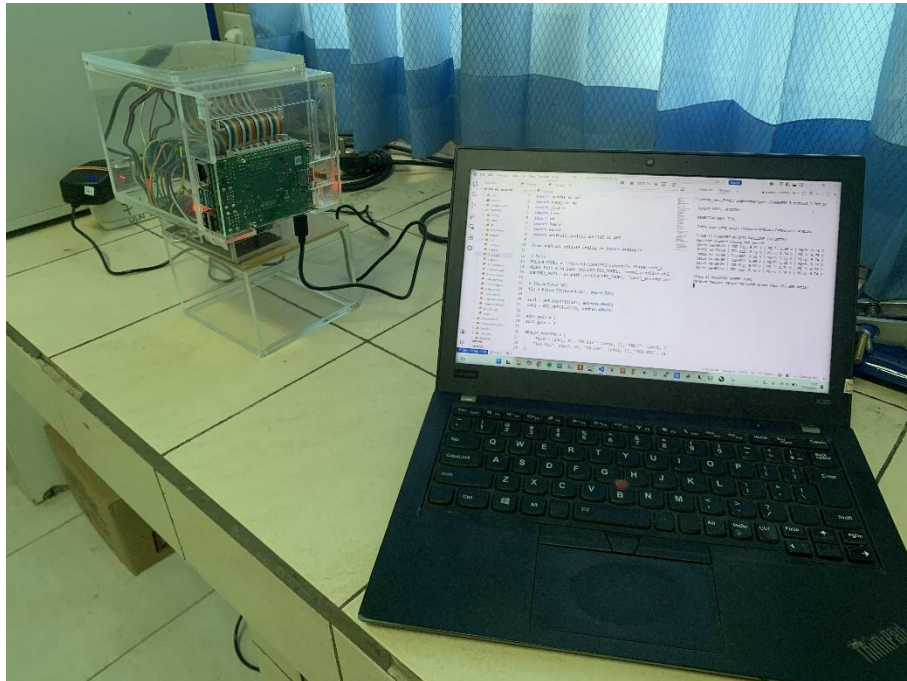
Perancangan *chamber sample*



Preparasi sampel (pengayakan dengan mesh 20)



Preparasi sampel (menimbang semua variasi sampel dengan ukuran 5 gram)



Proses uji *real-time*

Lampiran 2 Data Hasil Ekstraksi

Data Hasil Ekstraksi Maksimum

File_Name	Label_Kopi	MQ-8_Max	MQ-135_Max	MQ-7_Max	MQ-3_Max	TGS-822_Max	MQ-136_Max	TGS-813_Max	MQ-4_Max
A1.csv	Arabika	0.0143	0.0564	3.1938	2.9813	4.5263	0.8609	0.2794	0.3359
A10.csv	Arabika	0.1041	0.2828	3.9922	3.8805	4.6925	1.2405	0.3105	0.3224
A11.csv	Arabika	0.0825	0.1704	3.7968	3.6469	4.6614	1.1893	0.3193	0.3892
A12.csv	Arabika	0.0760	0.1892	3.3149	3.3664	4.6941	1.0471	0.3240	0.3576
A13.csv	Arabika	0.0492	0.0656	3.0668	3.1582	4.7078	1.0513	0.2744	0.3422
A14.csv	Arabika	0.0613	0.1170	3.1673	3.3476	4.6726	1.0278	0.2516	0.3249
A15.csv	Arabika	0.0395	0.0003	3.2567	2.3046	4.7246	0.6810	0.3735	0.3832
A16.csv	Arabika	0.0632	0.1689	3.8826	3.7541	4.6407	0.8329	0.3182	0.3060
A17.csv	Arabika	0.1040	0.2221	4.0282	3.5949	4.5265	0.8525	0.3540	0.3678
A18.csv	Arabika	0.0409	0.1597	3.7461	3.5894	4.6050	0.9971	0.3118	0.3495
A19.csv	Arabika	0.0380	0.1521	3.7269	3.5072	4.5876	0.9443	0.2758	0.3120
A2.csv	Arabika	0.0120	0.0383	3.0783	3.0960	4.5496	0.9988	0.2519	0.3486
A20.csv	Arabika	0.0418	0.1392	3.7688	3.5663	4.5639	0.9750	0.2816	0.3448
A21.csv	Arabika	0.0462	0.1858	4.0397	3.8186	4.6232	1.0015	0.2786	0.3254
A22.csv	Arabika	0.0444	0.1272	3.8310	3.6177	4.6544	0.9821	0.2396	0.3104
A23.csv	Arabika	0.0440	0.1253	3.7526	3.5108	4.8621	0.8698	0.2567	0.3095
A24.csv	Arabika	0.0471	0.1375	3.6996	3.5470	4.6219	0.8906	0.2325	0.2579
A25.csv	Arabika	0.0517	0.2662	4.0503	3.6675	4.6884	0.7884	0.2596	0.2943
A26.csv	Arabika	0.0416	0.2216	3.7746	3.3350	4.6653	0.8959	0.2654	0.4670
A27.csv	Arabika	0.0475	0.1716	4.0524	3.6432	4.6865	0.9213	0.2444	0.3092
A28.csv	Arabika	0.0598	0.1476	3.9591	3.5592	4.7405	0.8890	0.2464	0.2962
A29.csv	Arabika	0.0465	0.1345	3.7820	3.5465	4.7026	0.8500	0.2406	0.2825

A3.csv	Arabika	0.0127	0.0526	2.8539	2.9846	4.4780	0.8819	0.2439	0.2824
A30.csv	Arabika	0.0437	0.0792	3.6638	3.3220	4.7468	0.8374	0.2515	0.3461
A31.csv	Arabika	0.0456	0.0819	3.6295	3.2069	4.7096	0.8512	0.2700	0.3399
A32.csv	Arabika	0.0770	0.1395	3.9669	3.6367	4.7009	0.9319	0.2876	0.5273
A33.csv	Arabika	0.0423	0.1623	3.5331	3.3867	4.7447	0.8522	0.2511	0.4508
A34.csv	Arabika	0.0473	0.1565	3.6135	3.3452	4.7646	0.8581	0.2483	0.4347
A35.csv	Arabika	0.0519	0.2484	3.7367	3.7293	4.6731	0.9367	0.3170	0.3092
A36.csv	Arabika	0.0571	0.3621	3.9383	3.4430	4.5228	0.7209	0.3049	0.2642
A37.csv	Arabika	0.0899	0.1483	3.9594	3.6314	4.6386	1.0961	0.3710	0.4237
A38.csv	Arabika	0.0616	0.3476	4.0644	3.9678	4.6922	1.0748	0.3273	0.3678
A39.csv	Arabika	0.0558	0.3018	4.0476	3.8784	4.6585	1.0288	0.3288	0.3702
A4.csv	Arabika	0.0608	0.0968	3.2808	3.3635	4.7451	1.0838	0.3459	0.3968
A40.csv	Arabika	0.0498	0.1947	4.1033	3.6011	4.7503	0.9313	0.3303	0.3725
A5.csv	Arabika	0.0697	0.1462	3.4278	3.6048	4.7201	1.1298	0.3635	0.4222
A6.csv	Arabika	0.0818	0.2227	3.4777	3.7108	4.7047	1.1340	0.3570	0.3867
A7.csv	Arabika	0.0808	0.1140	3.4723	3.4905	4.6935	1.1154	0.3716	0.4404
A8.csv	Arabika	0.0817	0.1758	3.4598	3.6185	4.6926	1.1361	0.3783	0.4337
A9.csv	Arabika	0.0955	0.1916	3.5351	3.5506	4.6764	1.0914	0.3666	0.3948
C1.csv	Campuran	0.0107	0.0552	2.2825	2.0613	3.8308	0.6193	0.2673	0.3166
C10.csv	Campuran	0.0939	0.3324	3.4689	3.4148	4.4942	1.1246	0.2813	0.3228
C11.csv	Campuran	0.0570	0.1121	2.8362	3.0349	4.3837	1.0887	0.3064	0.4157
C12.csv	Campuran	0.0455	0.0539	2.3537	2.2295	4.1066	0.8387	0.2529	0.3460
C13.csv	Campuran	0.0400	0.0984	2.3277	2.6060	4.1800	0.8390	0.2924	0.3845
C14.csv	Campuran	0.0591	0.1448	2.7773	2.7013	4.1812	0.9005	0.2598	0.3031
C15.csv	Campuran	0.0918	0.1946	3.5939	3.0512	4.8602	0.7185	0.3279	0.3554
C16.csv	Campuran	0.0316	0.0339	2.5941	2.3199	4.3096	0.6408	0.3410	0.3744
C17.csv	Campuran	0.0836	0.2422	3.3266	3.2601	4.4438	0.7968	0.2851	0.3068

C18.csv	Campuran	0.0307	0.1521	3.1782	3.1960	4.7154	0.8205	0.2661	0.3166
C19.csv	Campuran	0.0455	0.1747	3.3760	3.0468	4.4978	0.8409	0.2633	0.3084
C2.csv	Campuran	0.0110	0.0582	2.4695	2.4203	4.0450	0.8105	0.2347	0.3301
C20.csv	Campuran	0.0423	0.1351	3.2158	3.1278	4.5154	0.8889	0.2560	0.3057
C21.csv	Campuran	0.0492	0.1510	3.3933	3.2760	4.5863	0.8913	0.2330	0.2614
C22.csv	Campuran	0.0356	0.0999	3.0782	2.9952	4.5869	0.9089	0.2582	0.3377
C23.csv	Campuran	0.0326	0.0841	2.9833	2.7691	4.4803	0.7948	0.2377	0.3211
C24.csv	Campuran	0.0489	0.2265	3.4871	3.0782	4.4328	0.5117	0.1373	0.1014
C25.csv	Campuran	0.0337	0.0856	3.3218	2.7503	4.5083	0.7547	0.2166	0.3359
C26.csv	Campuran	0.0340	0.0539	3.1564	2.9570	4.5200	0.7599	0.2201	0.3001
C27.csv	Campuran	0.0368	0.0702	3.1621	2.7951	4.6267	0.7526	0.2119	0.3072
C28.csv	Campuran	0.0477	0.1261	3.4187	2.8698	4.3754	0.4892	0.2250	0.1729
C29.csv	Campuran	0.0332	0.0978	2.8224	2.7515	4.3434	0.6870	0.2099	0.2762
C3.csv	Campuran	0.0187	0.0349	2.6919	1.7336	4.0779	0.6719	0.2410	0.3259
C30.csv	Campuran	0.0355	0.0809	2.9698	2.8384	4.4741	0.7692	0.2230	0.3074
C31.csv	Campuran	0.0594	0.1232	3.3558	3.1266	4.6494	0.8435	0.2660	0.4340
C32.csv	Campuran	0.0482	0.0700	2.8386	2.6042	4.2950	0.6746	0.2512	0.3989
C33.csv	Campuran	0.0573	0.0930	3.1617	2.7842	4.6211	0.7858	0.2518	0.4227
C34.csv	Campuran	0.0498	0.1066	3.2246	3.0717	4.6099	0.7395	0.2406	0.3687
C35.csv	Campuran	0.0618	0.2439	3.4772	3.1539	4.4819	0.8228	0.3101	0.3108
C36.csv	Campuran	0.0577	0.3172	3.5097	3.1751	4.3311	0.5635	0.2256	0.1668
C37.csv	Campuran	0.0346	0.2501	3.4715	3.3882	4.6532	0.9136	0.2898	0.3271
C38.csv	Campuran	0.0457	0.2538	3.5690	3.3402	4.6099	0.8442	0.2923	0.3368
C39.csv	Campuran	0.0457	0.1690	3.4379	3.1638	4.5461	0.8123	0.2759	0.3230
C4.csv	Campuran	0.0834	0.2834	3.2745	3.1767	4.4521	0.9094	0.3334	0.3420
C40.csv	Campuran	0.0546	0.1235	3.3596	3.1479	4.6652	0.8228	0.2759	0.3216
C5.csv	Campuran	0.0612	0.1670	2.8652	2.8872	4.3408	0.8671	0.3281	0.3914

C6.csv	Campuran	0.0703	0.1679	2.9766	2.9995	4.4496	0.8872	0.3245	0.3780
C7.csv	Campuran	0.0658	0.1429	2.7129	2.8883	4.3920	0.9330	0.3131	0.3752
C8.csv	Campuran	0.0727	0.1681	2.9537	2.8138	4.3826	0.9183	0.3041	0.3734
C9.csv	Campuran	0.0810	0.1645	3.2145	3.1012	4.6569	1.0433	0.3476	0.4096
R1.csv	Robusta	0.0044	0.0088	1.2783	1.4587	2.9619	0.3521	0.1826	0.2531
R10.csv	Robusta	0.0533	0.0919	2.5913	2.6146	4.1096	0.6583	0.2315	0.2644
R11.csv	Robusta	0.0239	0.0149	1.6725	1.9689	3.6487	0.5272	0.2444	0.3006
R12.csv	Robusta	0.0299	0.0506	1.8427	2.0812	3.5185	0.4480	0.1515	0.1439
R13.csv	Robusta	0.0229	0.0206	1.8239	1.5836	3.5012	0.4660	0.2218	0.2800
R14.csv	Robusta	0.0143	0.0038	1.2469	1.5256	3.1727	0.4383	0.2266	0.2887
R15.csv	Robusta	0.0407	0.0831	2.8866	2.2220	3.7427	0.2721	0.2053	0.1461
R16.csv	Robusta	0.0329	0.0010	2.3353	2.0872	3.9098	0.4725	0.2163	0.2542
R17.csv	Robusta	0.0232	-0.0017	2.1645	1.9292	3.8791	0.4578	0.2513	0.2695
R18.csv	Robusta	0.0178	0.0421	2.3764	2.3105	4.0318	0.5001	0.2044	0.2118
R19.csv	Robusta	0.0145	0.0350	2.0021	2.2822	3.8240	0.4942	0.1895	0.1947
R2.csv	Robusta	0.0056	0.0150	1.6616	1.7406	3.3624	0.4050	0.2102	0.2488
R20.csv	Robusta	0.0281	0.0371	2.1388	2.5445	4.0155	0.5447	0.1762	0.1915
R21.csv	Robusta	0.0172	0.0138	2.2665	2.1135	4.0358	0.5295	0.1739	0.2206
R22.csv	Robusta	0.0169	0.0077	2.1725	2.5370	4.2003	0.4947	0.1927	0.2115
R23.csv	Robusta	0.0041	-0.0016	2.0263	2.2806	3.9872	0.5222	0.1863	0.2451
R24.csv	Robusta	0.0157	0.0527	2.1320	2.1446	3.8063	0.4736	0.1501	0.1893
R25.csv	Robusta	0.0156	0.0555	2.3907	2.3775	4.0512	0.4770	0.1604	0.1977
R26.csv	Robusta	0.0247	0.0184	2.6602	2.4491	4.1646	0.5131	0.1886	0.2296
R27.csv	Robusta	0.0141	0.0006	2.0221	1.8301	3.7360	0.4409	0.1556	0.2097
R28.csv	Robusta	0.0105	0.0182	1.7741	1.9823	3.7886	0.4302	0.1878	0.2159
R29.csv	Robusta	0.0159	-0.0017	1.9685	2.0789	3.8575	0.4567	0.1723	0.2127
R3.csv	Robusta	0.0080	0.0167	1.8811	1.9685	3.4389	0.4297	0.1613	0.1996

R30.csv	Robusta	0.0136	-0.0016	1.9565	1.8933	3.7697	0.4124	0.1692	0.2243
R31.csv	Robusta	0.0166	-0.0034	2.0988	1.9864	4.0095	0.4451	0.1893	0.2346
R32.csv	Robusta	0.0198	0.0006	1.8955	1.8330	3.8060	0.3788	0.1974	0.2682
R33.csv	Robusta	0.0146	0.0085	1.8600	1.9169	3.6494	0.4350	0.1624	0.2719
R34.csv	Robusta	0.0222	0.0368	2.2617	2.3600	3.9330	0.5001	0.1828	0.2781
R35.csv	Robusta	0.0168	0.0681	2.2044	2.2613	3.7827	0.5111	0.2146	0.2663
R36.csv	Robusta	0.0386	0.1415	2.6123	2.5336	3.8920	0.5629	0.2073	0.2243
R37.csv	Robusta	0.0250	0.0436	2.7221	2.3230	4.1423	0.5923	0.2274	0.2641
R38.csv	Robusta	0.0224	0.0822	2.4588	2.3989	4.0317	0.5777	0.2349	0.2738
R39.csv	Robusta	0.0164	0.0419	2.2604	2.2452	3.9014	0.5103	0.2194	0.2638
R4.csv	Robusta	0.0340	0.0906	2.0591	2.2235	3.8001	0.5691	0.2899	0.2916
R40.csv	Robusta	0.0196	0.0306	2.2487	2.0657	3.8266	0.4842	0.1944	0.2502
R5.csv	Robusta	0.0321	0.0180	1.8986	2.0014	3.7628	0.5214	0.2436	0.2872
R6.csv	Robusta	0.0330	0.0484	1.9214	2.3238	3.6779	0.5396	0.2042	0.2444
R7.csv	Robusta	0.0388	0.0642	2.0778	2.2750	3.8031	0.5213	0.2191	0.2258
R8.csv	Robusta	0.0319	0.0541	1.7859	2.2201	3.6746	0.5579	0.2586	0.2953
R9.csv	Robusta	0.0250	0.0069	1.7721	1.7077	3.7066	0.5209	0.2616	0.3093

Data Hasil Ekstraksi Mean

File_Name	Label_Kopi	MQ-8_Mean	MQ-135_Mean	MQ-7_Mean	MQ-3_Mean	TGS-822_Mean	MQ-136_Mean	TGS-813_Mean	MQ-4_Mean
A1.csv	Arabika	0.0074	0.0292	2.7122	2.4750	4.0847	0.6752	0.2232	0.2616
A10.csv	Arabika	0.0641	0.1752	3.4496	3.3093	4.4342	1.0207	0.2439	0.2485
A11.csv	Arabika	0.0515	0.1055	3.2216	3.1058	4.3142	0.9385	0.2356	0.2873
A12.csv	Arabika	0.0425	0.1037	2.7658	2.7766	4.2437	0.8161	0.2269	0.2543
A13.csv	Arabika	0.0283	0.0370	2.5934	2.6596	4.2600	0.8543	0.1908	0.2428
A14.csv	Arabika	0.0336	0.0634	2.6685	2.8345	4.2262	0.8339	0.1893	0.2435
A15.csv	Arabika	0.0234	-0.0050	2.8252	1.9155	4.3109	0.5200	0.2785	0.2828

A16.csv	Arabika	0.0325	0.0688	3.2277	3.0937	4.3604	0.6951	0.2340	0.2169
A17.csv	Arabika	0.0550	0.1222	3.3182	2.9626	4.1620	0.6759	0.2469	0.2439
A18.csv	Arabika	0.0263	0.1044	3.3093	3.1930	4.3794	0.8495	0.2256	0.2574
A19.csv	Arabika	0.0237	0.0972	3.2463	3.0900	4.3181	0.8055	0.1996	0.2291
A2.csv	Arabika	0.0068	0.0183	2.5900	2.5009	4.0658	0.7583	0.2022	0.2621
A20.csv	Arabika	0.0252	0.0837	3.2312	3.0920	4.2645	0.8126	0.1990	0.2397
A21.csv	Arabika	0.0310	0.1161	3.4768	3.3211	4.3858	0.8112	0.1992	0.2300
A22.csv	Arabika	0.0275	0.0753	3.3012	3.1595	4.3589	0.8339	0.1693	0.2126
A23.csv	Arabika	0.0238	0.0673	3.1437	2.9582	4.4619	0.7149	0.1762	0.2120
A24.csv	Arabika	0.0283	0.0882	3.1892	3.0704	4.2850	0.7571	0.1622	0.1848
A25.csv	Arabika	0.0301	0.1388	3.3932	3.1231	4.3317	0.6419	0.1775	0.1964
A26.csv	Arabika	0.0219	0.0739	3.1569	2.8602	4.3258	0.7382	0.1804	0.2527
A27.csv	Arabika	0.0278	0.1016	3.3907	3.1348	4.3526	0.7666	0.1703	0.2165
A28.csv	Arabika	0.0379	0.0833	3.2082	2.9793	4.3166	0.7378	0.1658	0.1998
A29.csv	Arabika	0.0259	0.0694	3.1010	2.9909	4.2765	0.6899	0.1647	0.1949
A3.csv	Arabika	0.0062	0.0206	2.2909	2.3016	3.8234	0.6267	0.1710	0.1916
A30.csv	Arabika	0.0251	0.0386	3.0457	2.8275	4.3796	0.6983	0.1796	0.2454
A31.csv	Arabika	0.0257	0.0466	3.0262	2.7507	4.3232	0.7155	0.1865	0.2477
A32.csv	Arabika	0.0437	0.0785	3.3290	3.1568	4.3895	0.7827	0.2074	0.4029
A33.csv	Arabika	0.0228	0.1029	2.8714	2.7757	4.2830	0.6841	0.1751	0.3264
A34.csv	Arabika	0.0249	0.0721	2.9138	2.7999	4.2564	0.6990	0.1729	0.3125
A35.csv	Arabika	0.0311	0.1619	3.1441	3.1855	4.2924	0.8030	0.2315	0.2437
A36.csv	Arabika	0.0260	0.2182	3.1992	2.7662	4.0154	0.6053	0.2098	0.1449
A37.csv	Arabika	0.0745	0.0957	3.3091	3.0452	4.2543	0.8956	0.2536	0.2992
A38.csv	Arabika	0.0354	0.2015	3.3441	3.2516	4.2495	0.8611	0.2293	0.2619
A39.csv	Arabika	0.0338	0.1821	3.3690	3.2573	4.2958	0.8306	0.2349	0.2676
A4.csv	Arabika	0.0366	0.0583	2.8171	2.7960	4.3071	0.8768	0.2620	0.2903

A40.csv	Arabika	0.0302	0.1144	3.3724	3.0417	4.3960	0.7564	0.2349	0.2634
A5.csv	Arabika	0.0402	0.0836	2.9442	2.9676	4.2942	0.8820	0.2708	0.3092
A6.csv	Arabika	0.0449	0.1160	2.9315	3.0143	4.3129	0.8472	0.2867	0.3039
A7.csv	Arabika	0.0413	0.0501	2.8610	2.8073	4.2443	0.8310	0.2723	0.3139
A8.csv	Arabika	0.0477	0.0996	2.9469	3.0010	4.3032	0.8472	0.2816	0.3106
A9.csv	Arabika	0.0512	0.0972	2.9505	2.9196	4.3075	0.8525	0.2618	0.2853
C1.csv	Campuran	0.0060	0.0317	1.9205	1.6658	3.3848	0.4679	0.2131	0.2338
C10.csv	Campuran	0.0484	0.1852	2.7790	2.7250	3.9554	0.8686	0.2122	0.2360
C11.csv	Campuran	0.0318	0.0592	2.3273	2.3787	3.8775	0.8230	0.2228	0.3010
C12.csv	Campuran	0.0213	0.0222	1.8734	1.5937	3.4885	0.6188	0.1756	0.2322
C13.csv	Campuran	0.0176	0.0498	1.8392	1.9660	3.5756	0.6019	0.2245	0.2839
C14.csv	Campuran	0.0313	0.0863	2.2378	2.1674	3.5935	0.6794	0.1935	0.2270
C15.csv	Campuran	0.0640	0.1095	2.8932	2.4939	4.1228	0.5530	0.2142	0.2312
C16.csv	Campuran	0.0160	0.0156	2.1913	1.9685	3.8650	0.5253	0.2472	0.2703
C17.csv	Campuran	0.0463	0.1392	2.8026	2.7499	4.0299	0.6494	0.2051	0.2158
C18.csv	Campuran	0.0131	0.0830	2.6475	2.6785	4.1460	0.6741	0.2007	0.2332
C19.csv	Campuran	0.0240	0.0946	2.7091	2.4795	3.9419	0.6755	0.1872	0.2207
C2.csv	Campuran	0.0062	0.0327	2.0176	1.8862	3.5088	0.6192	0.1893	0.2555
C20.csv	Campuran	0.0241	0.0788	2.6719	2.6256	4.0662	0.7231	0.1766	0.2084
C21.csv	Campuran	0.0290	0.1071	2.8299	2.7671	4.1867	0.7338	0.1603	0.1808
C22.csv	Campuran	0.0196	0.0629	2.6109	2.5372	4.1520	0.7431	0.1734	0.2286
C23.csv	Campuran	0.0184	0.0459	2.5398	2.3716	4.0360	0.6628	0.1653	0.2187
C24.csv	Campuran	0.0258	0.1288	2.8765	2.5632	3.9896	0.4397	0.1004	0.0499
C25.csv	Campuran	0.0181	0.0469	2.6998	2.3005	3.9889	0.6230	0.1505	0.2089
C26.csv	Campuran	0.0178	0.0153	2.6007	2.4808	4.0073	0.6191	0.1461	0.1934
C27.csv	Campuran	0.0189	0.0362	2.5568	2.3429	4.0644	0.6154	0.1442	0.2085
C28.csv	Campuran	0.0242	0.0634	2.6099	2.2864	3.7045	0.3676	0.1470	0.1092

C29.csv	Campuran	0.0167	0.0453	2.2548	2.2491	3.7691	0.5544	0.1404	0.1892
C3.csv	Campuran	0.0101	0.0209	2.0719	1.2680	3.4238	0.4925	0.1830	0.2503
C30.csv	Campuran	0.0210	0.0374	2.3909	2.3267	3.9254	0.6255	0.1550	0.2086
C31.csv	Campuran	0.0268	0.0708	2.7103	2.6226	4.1084	0.6861	0.1866	0.3212
C32.csv	Campuran	0.0188	0.0401	2.1937	2.0943	3.6342	0.5221	0.1730	0.2785
C33.csv	Campuran	0.0321	0.0479	2.5340	2.2794	4.0376	0.6346	0.1717	0.2970
C34.csv	Campuran	0.0276	0.0760	2.5947	2.5356	4.0016	0.5748	0.1691	0.2687
C35.csv	Campuran	0.0339	0.1415	2.7649	2.5084	3.8368	0.6566	0.2199	0.2264
C36.csv	Campuran	0.0319	0.1843	2.8254	2.4964	3.8046	0.4799	0.1670	0.0976
C37.csv	Campuran	0.0178	0.1482	2.8797	2.8053	4.1393	0.7466	0.2079	0.2333
C38.csv	Campuran	0.0278	0.1412	2.8908	2.7383	4.0633	0.6806	0.2101	0.2459
C39.csv	Campuran	0.0251	0.0924	2.7338	2.5548	3.9600	0.6460	0.1879	0.2231
C4.csv	Campuran	0.0444	0.1577	2.5809	2.4490	3.7565	0.6756	0.2431	0.2440
C40.csv	Campuran	0.0304	0.0614	2.7138	2.5971	4.1093	0.6450	0.1943	0.2275
C5.csv	Campuran	0.0331	0.0954	2.3228	2.2585	3.7038	0.6202	0.2408	0.2764
C6.csv	Campuran	0.0356	0.0989	2.4335	2.4046	3.8516	0.6725	0.2382	0.2754
C7.csv	Campuran	0.0352	0.0842	2.2686	2.3270	3.8207	0.7207	0.2306	0.2746
C8.csv	Campuran	0.0387	0.0946	2.4424	2.2665	3.8448	0.6939	0.2220	0.2692
C9.csv	Campuran	0.0426	0.0859	2.6439	2.5056	4.1032	0.8201	0.2606	0.3034
R1.csv	Robusta	0.0017	-0.0006	0.9464	1.0605	2.1993	0.2389	0.1333	0.1798
R10.csv	Robusta	0.0269	0.0423	2.0753	2.0914	3.5081	0.5258	0.1676	0.1840
R11.csv	Robusta	0.0110	0.0054	1.3342	1.4756	3.0420	0.3879	0.1837	0.2248
R12.csv	Robusta	0.0115	0.0124	1.4106	1.5703	2.8424	0.3359	0.1045	0.0950
R13.csv	Robusta	0.0096	0.0074	1.3476	1.0891	2.8574	0.3247	0.1760	0.2127
R14.csv	Robusta	0.0067	-0.0018	0.9894	1.1920	2.5227	0.3135	0.1674	0.2090
R15.csv	Robusta	0.0178	0.0322	2.1788	1.7254	3.1127	0.2122	0.1600	0.0998
R16.csv	Robusta	0.0109	-0.0082	1.8421	1.7110	3.2451	0.3682	0.1460	0.1730

R17.csv	Robusta	0.0077	-0.0072	1.7033	1.5506	3.1955	0.3338	0.1731	0.1876
R18.csv	Robusta	0.0096	0.0249	2.0192	2.0124	3.5062	0.4205	0.1519	0.1623
R19.csv	Robusta	0.0088	0.0167	1.6797	1.9170	3.2815	0.3989	0.1334	0.1413
R2.csv	Robusta	0.0025	0.0044	1.2968	1.3262	2.6880	0.3020	0.1616	0.1901
R20.csv	Robusta	0.0179	0.0097	1.7607	2.0698	3.4808	0.4223	0.1230	0.1328
R21.csv	Robusta	0.0079	-0.0059	1.8683	1.7869	3.4656	0.4225	0.1113	0.1400
R22.csv	Robusta	0.0080	-0.0065	1.7830	2.0539	3.5565	0.3908	0.1279	0.1352
R23.csv	Robusta	-0.0101	-0.0313	1.6706	1.8982	3.3739	0.4074	0.1218	0.1615
R24.csv	Robusta	0.0082	0.0286	1.7400	1.7809	3.2269	0.3845	0.0924	0.1191
R25.csv	Robusta	0.0086	0.0263	1.9099	1.9863	3.3857	0.3790	0.1064	0.1323
R26.csv	Robusta	0.0120	-0.0099	2.0313	1.9565	3.4734	0.3775	0.1286	0.1564
R27.csv	Robusta	0.0065	-0.0298	1.6413	1.5443	3.1673	0.3499	0.0995	0.1332
R28.csv	Robusta	0.0053	0.0026	1.4308	1.6344	3.1995	0.3516	0.1277	0.1452
R29.csv	Robusta	0.0069	-0.0196	1.5527	1.6822	3.2295	0.3658	0.1150	0.1442
R3.csv	Robusta	0.0041	0.0056	1.4852	1.5349	2.7861	0.3257	0.1268	0.1506
R30.csv	Robusta	0.0060	-0.0267	1.5258	1.5202	3.1340	0.3260	0.1096	0.1428
R31.csv	Robusta	0.0074	-0.0098	1.6200	1.6274	3.2993	0.3555	0.1276	0.1588
R32.csv	Robusta	0.0084	-0.0083	1.5140	1.4954	3.2364	0.3050	0.1364	0.1955
R33.csv	Robusta	0.0051	-0.0004	1.4186	1.4608	3.0276	0.3303	0.1109	0.2044
R34.csv	Robusta	0.0098	0.0098	1.6813	1.8588	3.2041	0.3931	0.1253	0.1927
R35.csv	Robusta	0.0077	0.0363	1.7763	1.8857	3.1446	0.4264	0.1510	0.1942
R36.csv	Robusta	0.0176	0.0675	2.0329	1.9389	3.2106	0.4376	0.1451	0.1555
R37.csv	Robusta	0.0118	0.0250	2.1925	1.9148	3.4736	0.4846	0.1566	0.1847
R38.csv	Robusta	0.0120	0.0420	1.9497	1.9016	3.3580	0.4597	0.1633	0.1854
R39.csv	Robusta	0.0081	0.0154	1.8346	1.8414	3.3372	0.4107	0.1564	0.1854
R4.csv	Robusta	0.0164	0.0455	1.6709	1.7689	3.1114	0.4380	0.2039	0.1961
R40.csv	Robusta	0.0099	0.0101	1.7737	1.6751	3.1974	0.3758	0.1338	0.1693

R5.csv	Robusta	0.0150	0.0046	1.5204	1.5606	3.0784	0.3958	0.1712	0.1966
R6.csv	Robusta	0.0154	0.0150	1.5482	1.7618	3.0353	0.3937	0.1540	0.1821
R7.csv	Robusta	0.0180	0.0245	1.6350	1.7512	3.1373	0.3967	0.1627	0.1609
R8.csv	Robusta	0.0153	0.0238	1.4470	1.7137	3.0434	0.3765	0.2033	0.2266
R9.csv	Robusta	0.0119	0.0023	1.4242	1.3359	3.0877	0.3827	0.1918	0.2213

Data Hasil Ekstraksi Median

File_Name	Label_Kopi	MQ- 8_Median	MQ- 135_Median	MQ- 7_Median	MQ- 3_Median	TGS- 822_Median	MQ- 136_Median	TGS- 813_Median	MQ- 4_Median
A1.csv	Arabika	0.0082	0.0297	3.0856	2.8013	4.4827	0.7621	0.2442	0.2927
A10.csv	Arabika	0.0782	0.2039	3.8967	3.7241	4.6925	1.1657	0.2728	0.2721
A11.csv	Arabika	0.0613	0.1295	3.7109	3.5492	4.6614	1.0799	0.2647	0.3204
A12.csv	Arabika	0.0485	0.1187	3.2121	3.1867	4.6925	0.9112	0.2589	0.2816
A13.csv	Arabika	0.0321	0.0437	2.9565	3.0058	4.6728	0.9837	0.2174	0.2718
A14.csv	Arabika	0.0386	0.0725	3.0331	3.1935	4.6166	0.9404	0.2168	0.2706
A15.csv	Arabika	0.0288	-0.0047	3.1822	2.0230	4.6793	0.5606	0.3203	0.3179
A16.csv	Arabika	0.0345	0.0520	3.5769	3.3335	4.6407	0.7504	0.2781	0.2451
A17.csv	Arabika	0.0637	0.1364	3.8226	3.3390	4.5265	0.7529	0.2803	0.2684
A18.csv	Arabika	0.0326	0.1222	3.6760	3.5120	4.6050	0.9371	0.2579	0.2899
A19.csv	Arabika	0.0291	0.1150	3.6717	3.4401	4.5876	0.9046	0.2343	0.2674
A2.csv	Arabika	0.0078	0.0201	3.0077	2.8607	4.5465	0.8547	0.2279	0.2909
A20.csv	Arabika	0.0295	0.0933	3.6544	3.4513	4.5639	0.9134	0.2346	0.2780
A21.csv	Arabika	0.0419	0.1472	3.8357	3.6343	4.6232	0.8811	0.2335	0.2618
A22.csv	Arabika	0.0331	0.0922	3.7697	3.5606	4.6544	0.9347	0.2005	0.2476
A23.csv	Arabika	0.0274	0.0787	3.5850	3.3183	4.8621	0.7939	0.2046	0.2430
A24.csv	Arabika	0.0337	0.1035	3.6443	3.4426	4.6219	0.8497	0.1930	0.2175
A25.csv	Arabika	0.0356	0.1432	3.8925	3.5050	4.6884	0.7246	0.2079	0.2109
A26.csv	Arabika	0.0272	0.0972	3.6044	3.2229	4.6653	0.8204	0.2129	0.2930

A27.csv	Arabika	0.0327	0.1145	3.8594	3.5139	4.6865	0.8627	0.1998	0.2452
A28.csv	Arabika	0.0426	0.0949	3.6791	3.3692	4.7405	0.8286	0.1969	0.2302
A29.csv	Arabika	0.0310	0.0873	3.5815	3.4209	4.7026	0.7830	0.1926	0.2189
A3.csv	Arabika	0.0064	0.0191	2.7196	2.6691	4.3518	0.7197	0.2017	0.2183
A30.csv	Arabika	0.0296	0.0481	3.4689	3.1884	4.7468	0.7689	0.2088	0.2810
A31.csv	Arabika	0.0301	0.0538	3.5029	3.1134	4.7096	0.8087	0.2174	0.2836
A32.csv	Arabika	0.0516	0.0900	3.7913	3.5317	4.7009	0.8844	0.2407	0.4593
A33.csv	Arabika	0.0275	0.1243	3.3908	3.2331	4.7447	0.7681	0.2049	0.3697
A34.csv	Arabika	0.0287	0.0576	3.3975	3.2079	4.7646	0.7920	0.2038	0.3582
A35.csv	Arabika	0.0370	0.1919	3.5723	3.5742	4.6731	0.8922	0.2683	0.2747
A36.csv	Arabika	0.0350	0.2484	3.7811	3.2146	4.5228	0.6864	0.2479	0.1608
A37.csv	Arabika	0.0809	0.1131	3.8472	3.4900	4.6386	1.0062	0.2967	0.3471
A38.csv	Arabika	0.0424	0.2322	3.9253	3.7379	4.6922	0.9853	0.2682	0.3022
A39.csv	Arabika	0.0397	0.2092	3.8811	3.6858	4.6585	0.9277	0.2720	0.3053
A4.csv	Arabika	0.0442	0.0736	3.2229	3.2417	4.7451	1.0289	0.2972	0.3263
A40.csv	Arabika	0.0345	0.1285	3.8251	3.4535	4.7503	0.8397	0.2686	0.2985
A5.csv	Arabika	0.0482	0.0976	3.3659	3.4044	4.7201	1.0039	0.3112	0.3480
A6.csv	Arabika	0.0539	0.1290	3.3259	3.4147	4.7047	0.9340	0.3319	0.3507
A7.csv	Arabika	0.0458	0.0488	3.2757	3.1679	4.6935	0.9326	0.3125	0.3574
A8.csv	Arabika	0.0573	0.1181	3.3819	3.4401	4.6926	0.9733	0.3166	0.3452
A9.csv	Arabika	0.0580	0.1042	3.3867	3.3299	4.6764	0.9815	0.2982	0.3208
C1.csv	Campuran	0.0063	0.0315	2.2224	1.9232	3.7894	0.5119	0.2331	0.2494
C10.csv	Campuran	0.0531	0.2077	3.2128	3.1467	4.3748	1.0262	0.2296	0.2524
C11.csv	Campuran	0.0350	0.0700	2.7209	2.7889	4.3020	0.9532	0.2453	0.3349
C12.csv	Campuran	0.0221	0.0193	2.1810	1.7878	3.9966	0.7289	0.2010	0.2656
C13.csv	Campuran	0.0179	0.0482	2.0861	2.1935	4.0013	0.6556	0.2627	0.3174
C14.csv	Campuran	0.0344	0.0975	2.5942	2.5288	4.0366	0.7777	0.2157	0.2542

C15.csv	Campuran	0.0661	0.1326	3.3819	2.8544	4.6576	0.6101	0.2449	0.2438
C16.csv	Campuran	0.0175	0.0188	2.5180	2.2325	4.2337	0.5844	0.2767	0.3018
C17.csv	Campuran	0.0536	0.1566	3.2101	3.0719	4.4082	0.7245	0.2336	0.2448
C18.csv	Campuran	0.0157	0.0891	3.0210	2.9722	4.5938	0.7523	0.2385	0.2679
C19.csv	Campuran	0.0269	0.1007	3.1767	2.8514	4.4880	0.7859	0.2203	0.2526
C2.csv	Campuran	0.0068	0.0376	2.3709	2.2187	3.9630	0.7076	0.2089	0.2810
C20.csv	Campuran	0.0273	0.0893	3.0940	2.9902	4.5154	0.8206	0.2080	0.2423
C21.csv	Campuran	0.0327	0.1221	3.2354	3.1222	4.5863	0.8220	0.1901	0.2114
C22.csv	Campuran	0.0224	0.0737	2.9998	2.8494	4.5752	0.8265	0.2048	0.2692
C23.csv	Campuran	0.0208	0.0478	2.9176	2.6676	4.4257	0.7493	0.1930	0.2498
C24.csv	Campuran	0.0303	0.1485	3.3067	2.8834	4.3934	0.4924	0.1215	0.0624
C25.csv	Campuran	0.0203	0.0552	3.1456	2.6477	4.4454	0.7063	0.1780	0.2282
C26.csv	Campuran	0.0205	0.0208	2.9912	2.8081	4.4344	0.7029	0.1715	0.2245
C27.csv	Campuran	0.0212	0.0422	2.9663	2.6577	4.5402	0.6984	0.1708	0.2399
C28.csv	Campuran	0.0269	0.0739	3.0930	2.6691	4.2786	0.4054	0.1808	0.1278
C29.csv	Campuran	0.0177	0.0391	2.6336	2.5947	4.2579	0.6339	0.1662	0.2165
C3.csv	Campuran	0.0105	0.0246	2.4549	1.4664	3.9382	0.5650	0.1973	0.2728
C30.csv	Campuran	0.0230	0.0385	2.7934	2.6955	4.4060	0.7061	0.1813	0.2387
C31.csv	Campuran	0.0318	0.0799	3.1506	2.9973	4.6196	0.7814	0.2155	0.3624
C32.csv	Campuran	0.0202	0.0473	2.5688	2.4337	4.1098	0.6007	0.2019	0.3206
C33.csv	Campuran	0.0333	0.0595	2.9724	2.6729	4.5432	0.7256	0.1989	0.3350
C34.csv	Campuran	0.0323	0.0941	3.0116	2.9283	4.4860	0.6709	0.1959	0.3031
C35.csv	Campuran	0.0396	0.1625	3.2243	2.9064	4.3286	0.7495	0.2558	0.2592
C36.csv	Campuran	0.0348	0.2076	3.2994	2.8858	4.2606	0.5402	0.1943	0.1069
C37.csv	Campuran	0.0225	0.1767	3.3348	3.1938	4.5722	0.8316	0.2382	0.2653
C38.csv	Campuran	0.0314	0.1612	3.3469	3.1359	4.4915	0.7673	0.2420	0.2825
C39.csv	Campuran	0.0271	0.1025	3.1382	2.9258	4.3795	0.7198	0.2154	0.2528

C4.csv	Campuran	0.0485	0.1761	3.0250	2.8525	4.3055	0.7834	0.2823	0.2819
C40.csv	Campuran	0.0338	0.0725	3.1008	2.9471	4.5343	0.7116	0.2225	0.2573
C5.csv	Campuran	0.0365	0.1058	2.7138	2.6065	4.1997	0.6981	0.2761	0.3126
C6.csv	Campuran	0.0395	0.1111	2.8193	2.7747	4.3259	0.7688	0.2705	0.3106
C7.csv	Campuran	0.0399	0.1013	2.6718	2.7288	4.3094	0.8362	0.2633	0.3076
C8.csv	Campuran	0.0437	0.1101	2.8456	2.6218	4.2929	0.8023	0.2538	0.3011
C9.csv	Campuran	0.0459	0.0959	3.0508	2.8734	4.5370	0.9673	0.2874	0.3336
R1.csv	Robusta	0.0018	-0.0010	1.1087	1.2238	2.5294	0.2820	0.1459	0.2018
R10.csv	Robusta	0.0270	0.0462	2.4069	2.3641	3.9375	0.5951	0.1922	0.2062
R11.csv	Robusta	0.0112	0.0054	1.5508	1.6553	3.4800	0.4481	0.2151	0.2576
R12.csv	Robusta	0.0102	0.0082	1.6383	1.7995	3.2607	0.3977	0.1270	0.1087
R13.csv	Robusta	0.0091	0.0062	1.5269	1.1649	3.2334	0.3528	0.2055	0.2437
R14.csv	Robusta	0.0068	-0.0017	1.1854	1.3912	2.9613	0.3648	0.1902	0.2424
R15.csv	Robusta	0.0187	0.0340	2.5002	1.8823	3.5356	0.2280	0.1870	0.1075
R16.csv	Robusta	0.0102	-0.0060	2.1783	1.9804	3.6932	0.4210	0.1679	0.1952
R17.csv	Robusta	0.0076	-0.0056	2.0217	1.7878	3.6699	0.3797	0.2040	0.2169
R18.csv	Robusta	0.0112	0.0340	2.3367	2.2708	3.9197	0.4781	0.1770	0.1854
R19.csv	Robusta	0.0100	0.0209	1.9353	2.1529	3.7084	0.4552	0.1596	0.1693
R2.csv	Robusta	0.0024	0.0035	1.5236	1.5319	3.1171	0.3617	0.1783	0.2111
R20.csv	Robusta	0.0181	0.0090	2.0390	2.3430	3.9055	0.4882	0.1485	0.1532
R21.csv	Robusta	0.0084	-0.0063	2.2004	2.0554	3.9297	0.4834	0.1374	0.1677
R22.csv	Robusta	0.0089	-0.0038	2.0885	2.3305	4.0331	0.4541	0.1562	0.1637
R23.csv	Robusta	-0.0094	-0.0321	1.9733	2.1719	3.8429	0.4632	0.1462	0.1896
R24.csv	Robusta	0.0091	0.0340	2.0367	2.0371	3.6718	0.4351	0.1126	0.1377
R25.csv	Robusta	0.0097	0.0390	2.2288	2.2502	3.8187	0.4304	0.1275	0.1616
R26.csv	Robusta	0.0122	-0.0118	2.3584	2.2343	3.9389	0.4405	0.1506	0.1761
R27.csv	Robusta	0.0066	-0.0316	1.9309	1.7870	3.6093	0.4026	0.1211	0.1587

R28.csv	Robusta	0.0059	0.0020	1.6820	1.8694	3.6543	0.3991	0.1524	0.1684
R29.csv	Robusta	0.0067	-0.0200	1.8277	1.9541	3.6931	0.4207	0.1387	0.1675
R3.csv	Robusta	0.0050	0.0050	1.7422	1.7589	3.2071	0.3731	0.1454	0.1686
R30.csv	Robusta	0.0064	-0.0310	1.7967	1.7540	3.5860	0.3707	0.1344	0.1710
R31.csv	Robusta	0.0070	-0.0102	1.8958	1.8533	3.7811	0.4028	0.1534	0.1878
R32.csv	Robusta	0.0070	-0.0079	1.7798	1.7182	3.6915	0.3508	0.1617	0.2265
R33.csv	Robusta	0.0048	-0.0001	1.6876	1.7418	3.4795	0.3837	0.1317	0.2326
R34.csv	Robusta	0.0098	0.0054	1.9610	2.1357	3.6532	0.4474	0.1471	0.2203
R35.csv	Robusta	0.0080	0.0460	2.0714	2.1317	3.5480	0.4826	0.1793	0.2253
R36.csv	Robusta	0.0189	0.0732	2.3859	2.2126	3.6801	0.4925	0.1720	0.1787
R37.csv	Robusta	0.0147	0.0348	2.5645	2.2054	3.9199	0.5542	0.1864	0.2180
R38.csv	Robusta	0.0132	0.0407	2.2902	2.1470	3.8233	0.5239	0.1960	0.2192
R39.csv	Robusta	0.0087	0.0188	2.1216	2.0906	3.7381	0.4587	0.1838	0.2150
R4.csv	Robusta	0.0169	0.0494	1.9493	2.0459	3.5403	0.5233	0.2288	0.2103
R40.csv	Robusta	0.0106	0.0127	2.0571	1.8960	3.6336	0.4259	0.1595	0.1968
R5.csv	Robusta	0.0152	0.0062	1.8194	1.8445	3.5775	0.4743	0.2000	0.2290
R6.csv	Robusta	0.0159	0.0157	1.8154	2.0180	3.4684	0.4611	0.1780	0.2075
R7.csv	Robusta	0.0175	0.0240	1.9018	2.0060	3.5734	0.4626	0.1903	0.1868
R8.csv	Robusta	0.0154	0.0253	1.7197	1.9748	3.4802	0.4213	0.2334	0.2563
R9.csv	Robusta	0.0122	0.0032	1.6934	1.5348	3.5370	0.4352	0.2244	0.2532

Data Hasil Ekstraksi Standar Deviasi

File_Name	Label_Kopi	MQ-8_Std	MQ-135_Std	MQ-7_Std	MQ-3_Std	TGS-822_Std	MQ-136_Std	TGS-813_Std	MQ-4_Std
A1.csv	Arabika	0.0047	0.0174	0.7625	0.7231	0.9234	0.2006	0.0601	0.0672
A10.csv	Arabika	0.0377	0.0956	0.8850	0.8592	0.7649	0.2823	0.0776	0.0724
A11.csv	Arabika	0.0290	0.0616	0.9117	0.8769	0.9118	0.2924	0.0860	0.0999
A12.csv	Arabika	0.0276	0.0693	0.8387	0.8475	0.9743	0.2555	0.0855	0.0903

A13.csv	Arabika	0.0173	0.0218	0.7391	0.7444	0.9398	0.2591	0.0728	0.0888
A14.csv	Arabika	0.0212	0.0398	0.7473	0.7663	0.8906	0.2385	0.0646	0.0827
A15.csv	Arabika	0.0144	0.0022	0.7512	0.4025	0.9175	0.1171	0.0990	0.0952
A16.csv	Arabika	0.0217	0.0599	0.9163	0.8343	0.8101	0.1683	0.0826	0.0694
A17.csv	Arabika	0.0335	0.0743	1.0363	0.8508	0.9349	0.1957	0.0941	0.0876
A18.csv	Arabika	0.0144	0.0504	0.7620	0.6948	0.6968	0.2004	0.0820	0.0864
A19.csv	Arabika	0.0133	0.0476	0.8404	0.7521	0.8156	0.2073	0.0829	0.0897
A2.csv	Arabika	0.0042	0.0131	0.7871	0.7835	1.0175	0.2518	0.0576	0.0792
A20.csv	Arabika	0.0150	0.0480	0.8988	0.8161	0.8871	0.2311	0.0853	0.1006
A21.csv	Arabika	0.0169	0.0609	0.8731	0.7964	0.7791	0.2130	0.0869	0.0964
A22.csv	Arabika	0.0155	0.0464	0.9275	0.8396	0.9040	0.2240	0.0750	0.0956
A23.csv	Arabika	0.0160	0.0426	0.8995	0.7909	0.9250	0.1940	0.0732	0.0879
A24.csv	Arabika	0.0163	0.0437	0.9059	0.8248	0.9425	0.2022	0.0709	0.0746
A25.csv	Arabika	0.0185	0.0955	1.0297	0.8762	0.9700	0.1741	0.0799	0.0797
A26.csv	Arabika	0.0144	0.0605	0.9408	0.7819	0.9400	0.2031	0.0813	0.1083
A27.csv	Arabika	0.0171	0.0600	1.0124	0.8557	0.9513	0.2168	0.0732	0.0845
A28.csv	Arabika	0.0182	0.0521	1.0447	0.9046	1.0874	0.2142	0.0780	0.0830
A29.csv	Arabika	0.0173	0.0532	0.9953	0.8908	1.0384	0.2070	0.0745	0.0796
A3.csv	Arabika	0.0045	0.0186	0.8284	0.8459	1.1588	0.2372	0.0632	0.0669
A30.csv	Arabika	0.0162	0.0304	0.9011	0.7742	0.9079	0.1807	0.0711	0.0925
A31.csv	Arabika	0.0163	0.0285	0.9221	0.7610	0.9741	0.1944	0.0812	0.0947
A32.csv	Arabika	0.0288	0.0471	0.9726	0.8185	0.8847	0.2121	0.0821	0.1262
A33.csv	Arabika	0.0171	0.0586	0.9587	0.8788	1.0907	0.2128	0.0759	0.1210
A34.csv	Arabika	0.0178	0.0501	0.9987	0.8755	1.1558	0.2196	0.0737	0.1162
A35.csv	Arabika	0.0182	0.0804	0.9109	0.8523	0.9415	0.1959	0.0884	0.0692
A36.csv	Arabika	0.0270	0.1201	1.1460	0.9523	1.1798	0.1815	0.0873	0.0452
A37.csv	Arabika	0.0158	0.0505	1.0491	0.9167	1.0250	0.2675	0.1071	0.1159

A38.csv	Arabika	0.0220	0.1175	1.1258	1.0475	1.1140	0.2736	0.0981	0.1045
A39.csv	Arabika	0.0190	0.1026	1.0240	0.9252	0.9421	0.2386	0.0931	0.0972
A4.csv	Arabika	0.0218	0.0337	0.8039	0.8518	1.0333	0.2808	0.0927	0.1048
A40.csv	Arabika	0.0168	0.0709	1.0019	0.8462	0.9040	0.2079	0.0900	0.0975
A5.csv	Arabika	0.0251	0.0488	0.8497	0.9227	1.0385	0.2968	0.0956	0.1080
A6.csv	Arabika	0.0296	0.0705	0.8381	0.9108	0.9675	0.2864	0.0900	0.0872
A7.csv	Arabika	0.0286	0.0361	0.8965	0.8864	1.0730	0.2832	0.1008	0.1162
A8.csv	Arabika	0.0305	0.0627	0.8443	0.8919	0.9628	0.2743	0.1020	0.1066
A9.csv	Arabika	0.0343	0.0677	0.8834	0.8916	0.9223	0.2802	0.0934	0.0986
C1.csv	Campuran	0.0034	0.0161	0.5754	0.5372	0.8668	0.1464	0.0564	0.0573
C10.csv	Campuran	0.0342	0.1128	0.9129	0.8822	0.9819	0.2843	0.0681	0.0744
C11.csv	Campuran	0.0196	0.0389	0.7324	0.7911	0.9543	0.2737	0.0767	0.1009
C12.csv	Campuran	0.0162	0.0173	0.6567	0.5592	1.0656	0.2217	0.0774	0.1014
C13.csv	Campuran	0.0140	0.0308	0.6068	0.6961	0.9734	0.2278	0.0734	0.0951
C14.csv	Campuran	0.0212	0.0484	0.7441	0.7218	0.9872	0.2281	0.0710	0.0772
C15.csv	Campuran	0.0226	0.0722	0.9998	0.8051	1.1927	0.1805	0.0928	0.0991
C16.csv	Campuran	0.0113	0.0087	0.5969	0.4864	0.7951	0.1351	0.0871	0.0996
C17.csv	Campuran	0.0290	0.0781	0.8018	0.7099	0.8366	0.1725	0.0778	0.0803
C18.csv	Campuran	0.0123	0.0452	0.7713	0.7104	1.0041	0.1870	0.0781	0.0844
C19.csv	Campuran	0.0163	0.0592	0.9528	0.8137	1.1463	0.2275	0.0781	0.0838
C2.csv	Campuran	0.0035	0.0189	0.6652	0.6658	0.9731	0.2201	0.0505	0.0718
C20.csv	Campuran	0.0154	0.0448	0.8316	0.7520	1.0075	0.2172	0.0791	0.0900
C21.csv	Campuran	0.0157	0.0380	0.8366	0.7749	0.9327	0.2070	0.0743	0.0839
C22.csv	Campuran	0.0123	0.0323	0.7721	0.7192	0.9588	0.2138	0.0791	0.1007
C23.csv	Campuran	0.0116	0.0247	0.7123	0.6199	0.8861	0.1839	0.0714	0.0931
C24.csv	Campuran	0.0181	0.0784	0.8786	0.7259	0.8879	0.1055	0.0436	0.0252
C25.csv	Campuran	0.0120	0.0313	0.8969	0.6920	1.0268	0.1859	0.0678	0.0970

C26.csv	Campuran	0.0122	0.0264	0.8088	0.7102	0.9739	0.1839	0.0685	0.0849
C27.csv	Campuran	0.0130	0.0247	0.8425	0.6796	1.0626	0.1819	0.0673	0.0917
C28.csv	Campuran	0.0170	0.0466	1.0266	0.8139	1.2027	0.1279	0.0757	0.0492
C29.csv	Campuran	0.0119	0.0302	0.7790	0.7140	1.0525	0.1736	0.0686	0.0811
C3.csv	Campuran	0.0064	0.0093	0.7512	0.4630	1.0187	0.1715	0.0533	0.0728
C30.csv	Campuran	0.0108	0.0316	0.8164	0.7618	1.0434	0.1897	0.0655	0.0887
C31.csv	Campuran	0.0249	0.0397	0.9038	0.7683	1.0891	0.2105	0.0773	0.1091
C32.csv	Campuran	0.0209	0.0253	0.8066	0.6950	1.0696	0.1790	0.0752	0.1155
C33.csv	Campuran	0.0180	0.0359	0.8795	0.7440	1.1089	0.2014	0.0751	0.1137
C34.csv	Campuran	0.0174	0.0365	0.8600	0.7914	1.0633	0.1990	0.0718	0.1015
C35.csv	Campuran	0.0234	0.0822	0.9675	0.8505	1.0917	0.2061	0.0904	0.0850
C36.csv	Campuran	0.0194	0.1061	0.9582	0.8384	0.9893	0.1201	0.0604	0.0287
C37.csv	Campuran	0.0142	0.0759	0.8786	0.8002	0.9674	0.1991	0.0817	0.0882
C38.csv	Campuran	0.0142	0.0826	0.9208	0.8249	0.9659	0.1972	0.0826	0.0927
C39.csv	Campuran	0.0142	0.0565	0.8874	0.8007	0.9658	0.1883	0.0809	0.0912
C4.csv	Campuran	0.0292	0.0971	0.9377	0.8961	1.1743	0.2434	0.0933	0.0889
C40.csv	Campuran	0.0187	0.0484	0.8494	0.7596	0.9683	0.1904	0.0780	0.0877
C5.csv	Campuran	0.0221	0.0577	0.7881	0.7920	1.0781	0.2391	0.0904	0.1044
C6.csv	Campuran	0.0270	0.0575	0.7873	0.7969	1.0487	0.2354	0.0840	0.0960
C7.csv	Campuran	0.0233	0.0452	0.7250	0.7743	1.0407	0.2529	0.0862	0.0986
C8.csv	Campuran	0.0259	0.0569	0.7670	0.7207	0.9756	0.2353	0.0832	0.0989
C9.csv	Campuran	0.0272	0.0508	0.8055	0.7549	0.9985	0.2686	0.0875	0.0982
R1.csv	Robusta	0.0018	0.0053	0.3695	0.4072	0.8091	0.0983	0.0469	0.0639
R10.csv	Robusta	0.0175	0.0355	0.6847	0.6438	0.9096	0.1589	0.0609	0.0679
R11.csv	Robusta	0.0086	0.0057	0.4449	0.5082	0.9064	0.1439	0.0635	0.0773
R12.csv	Robusta	0.0113	0.0224	0.5171	0.5623	0.8963	0.1244	0.0521	0.0403
R13.csv	Robusta	0.0072	0.0066	0.4805	0.3936	0.8301	0.1160	0.0598	0.0703

R14.csv	Robusta	0.0052	0.0035	0.3583	0.4327	0.8875	0.1186	0.0643	0.0773
R15.csv	Robusta	0.0141	0.0253	0.7811	0.5172	0.9028	0.0624	0.0526	0.0276
R16.csv	Robusta	0.0130	0.0055	0.6589	0.5206	0.9570	0.1203	0.0620	0.0759
R17.csv	Robusta	0.0103	0.0031	0.6201	0.5084	0.9906	0.1242	0.0723	0.0769
R18.csv	Robusta	0.0062	0.0164	0.5712	0.5045	0.8637	0.1126	0.0609	0.0572
R19.csv	Robusta	0.0047	0.0142	0.5071	0.5441	0.8935	0.1228	0.0593	0.0568
R2.csv	Robusta	0.0019	0.0060	0.4699	0.4928	0.9121	0.1118	0.0499	0.0566
R20.csv	Robusta	0.0071	0.0177	0.5391	0.6088	0.8897	0.1383	0.0604	0.0638
R21.csv	Robusta	0.0066	0.0068	0.6130	0.5328	0.9702	0.1361	0.0644	0.0773
R22.csv	Robusta	0.0061	0.0093	0.5775	0.6173	1.0016	0.1146	0.0684	0.0716
R23.csv	Robusta	0.0059	0.0070	0.5508	0.5602	0.9795	0.1320	0.0601	0.0779
R24.csv	Robusta	0.0057	0.0176	0.5636	0.5240	0.9171	0.1155	0.0522	0.0604
R25.csv	Robusta	0.0057	0.0216	0.6280	0.5420	0.9310	0.1111	0.0526	0.0627
R26.csv	Robusta	0.0085	0.0164	0.7311	0.6201	1.0016	0.1380	0.0609	0.0678
R27.csv	Robusta	0.0053	0.0060	0.5485	0.4497	0.9054	0.1127	0.0545	0.0712
R28.csv	Robusta	0.0035	0.0101	0.4837	0.4956	0.9196	0.0983	0.0623	0.0683
R29.csv	Robusta	0.0057	0.0087	0.5470	0.5402	0.9618	0.1166	0.0591	0.0660
R3.csv	Robusta	0.0028	0.0074	0.5115	0.5260	0.8843	0.1188	0.0398	0.0453
R30.csv	Robusta	0.0049	0.0111	0.5539	0.4979	0.9451	0.1049	0.0588	0.0730
R31.csv	Robusta	0.0057	0.0018	0.5982	0.5078	1.0141	0.1105	0.0609	0.0693
R32.csv	Robusta	0.0077	0.0027	0.5096	0.4544	0.9089	0.0935	0.0633	0.0769
R33.csv	Robusta	0.0056	0.0046	0.5324	0.5289	0.9165	0.1153	0.0541	0.0777
R34.csv	Robusta	0.0074	0.0118	0.6352	0.6050	0.9764	0.1228	0.0576	0.0801
R35.csv	Robusta	0.0066	0.0285	0.5867	0.5302	0.8805	0.1171	0.0668	0.0764
R36.csv	Robusta	0.0155	0.0535	0.7417	0.6701	0.9878	0.1418	0.0631	0.0626
R37.csv	Robusta	0.0112	0.0186	0.7290	0.5684	0.9612	0.1422	0.0732	0.0824
R38.csv	Robusta	0.0079	0.0289	0.6791	0.6093	0.9847	0.1418	0.0753	0.0844

R39.csv	Robusta	0.0060	0.0208	0.5791	0.5368	0.8476	0.1179	0.0671	0.0777
R4.csv	Robusta	0.0120	0.0326	0.5557	0.5954	0.9414	0.1515	0.0799	0.0756
R40.csv	Robusta	0.0067	0.0126	0.6096	0.5083	0.9218	0.1209	0.0630	0.0762
R5.csv	Robusta	0.0115	0.0099	0.5451	0.5762	1.0155	0.1511	0.0746	0.0854
R6.csv	Robusta	0.0114	0.0195	0.5181	0.6109	0.9281	0.1462	0.0597	0.0699
R7.csv	Robusta	0.0133	0.0248	0.5622	0.6004	0.9354	0.1419	0.0627	0.0579
R8.csv	Robusta	0.0112	0.0208	0.4848	0.5879	0.9159	0.1456	0.0668	0.0719
R9.csv	Robusta	0.0086	0.0032	0.4889	0.4634	0.9317	0.1457	0.0746	0.0866

Data Hasil Ekstraksi Momentum

File_Name	Label_Kopi	MQ-8_Momentum	MQ-135_Momentum	MQ-7_Momentum	MQ-3_Momentum	TGS-822_Momentum	MQ-136_Momentum	TGS-813_Momentum	MQ-4_Momentum
A1.csv	Arabika	0.0004	0.0052	0.1042	0.0891	0.2568	0.0217	0.0184	0.0542
A10.csv	Arabika	0.0014	0.0027	0.1181	0.1199	0.2907	0.0364	0.0061	0.0124
A11.csv	Arabika	0.0009	0.0018	0.1097	0.1045	0.2614	0.0287	0.0044	0.0056
A12.csv	Arabika	0.0010	0.0019	0.0882	0.0786	0.2130	0.0267	0.0047	0.0105
A13.csv	Arabika	0.0009	0.0011	0.0833	0.0854	0.2231	0.0280	0.0044	0.0073
A14.csv	Arabika	0.0009	0.0014	0.0784	0.0931	0.2069	0.0258	0.0042	0.0087
A15.csv	Arabika	0.0011	0.0011	0.1060	0.1013	0.2592	0.0282	0.0065	0.0406
A16.csv	Arabika	0.0037	0.0018	0.0874	0.0997	0.2553	0.0277	0.0051	0.0192
A17.csv	Arabika	0.0083	0.0018	0.0893	0.0891	0.2233	0.0217	0.0067	0.0378
A18.csv	Arabika	0.0011	0.0018	0.1325	0.1418	0.3246	0.0347	0.0042	0.0050
A19.csv	Arabika	0.0006	0.0019	0.1216	0.1366	0.3089	0.0308	0.0043	0.0069
A2.csv	Arabika	0.0007	0.0009	0.0884	0.0833	0.2289	0.0238	0.0129	0.0201
A20.csv	Arabika	0.0007	0.0026	0.1192	0.1364	0.2984	0.0300	0.0044	0.0217
A21.csv	Arabika	0.0009	0.0032	0.1263	0.1402	0.3313	0.0317	0.0047	0.0060
A22.csv	Arabika	0.0007	0.0104	0.1246	0.1430	0.3269	0.0359	0.0045	0.0246

A23.csv	Arabika	0.0007	0.0016	0.0877	0.1029	0.2455	0.0251	0.0091	0.0084
A24.csv	Arabika	0.0007	0.0026	0.1110	0.1290	0.2896	0.0299	0.0040	0.0110
A25.csv	Arabika	0.0007	0.0061	0.1047	0.1189	0.2897	0.0275	0.0039	0.0835
A26.csv	Arabika	0.0007	0.0067	0.1055	0.1143	0.2746	0.0261	0.0041	0.1195
A27.csv	Arabika	0.0007	0.0023	0.1125	0.1154	0.3033	0.0270	0.0041	0.0105
A28.csv	Arabika	0.0127	0.0021	0.1054	0.1220	0.2713	0.0329	0.0039	0.0054
A29.csv	Arabika	0.0009	0.0088	0.0933	0.1072	0.2549	0.0238	0.0035	0.0319
A3.csv	Arabika	0.0006	0.0012	0.0646	0.0685	0.1941	0.0215	0.0096	0.0225
A30.csv	Arabika	0.0007	0.0075	0.0853	0.0940	0.2365	0.0269	0.0039	0.0157
A31.csv	Arabika	0.0007	0.0018	0.0891	0.1072	0.2591	0.0271	0.0040	0.0082
A32.csv	Arabika	0.0012	0.0019	0.1040	0.1175	0.2748	0.0271	0.0044	0.0198
A33.csv	Arabika	0.0009	0.0054	0.0809	0.0894	0.2309	0.0245	0.0037	0.0120
A34.csv	Arabika	0.0009	0.0263	0.0854	0.1038	0.2360	0.0271	0.0039	0.0166
A35.csv	Arabika	0.0007	0.0025	0.0982	0.1215	0.2589	0.0352	0.0044	0.0248
A36.csv	Arabika	0.0010	0.0067	0.1185	0.1060	0.2504	0.0401	0.0060	0.0612
A37.csv	Arabika	0.0354	0.0028	0.1138	0.1150	0.2860	0.0335	0.0051	0.0210
A38.csv	Arabika	0.0038	0.0060	0.0994	0.1150	0.2911	0.0319	0.0046	0.0109
A39.csv	Arabika	0.0093	0.0033	0.0993	0.1083	0.2587	0.0271	0.0049	0.0233
A4.csv	Arabika	0.0015	0.0015	0.1062	0.1029	0.2462	0.0290	0.0058	0.0091
A40.csv	Arabika	0.0031	0.0037	0.0985	0.0932	0.2601	0.0254	0.0050	0.0324
A5.csv	Arabika	0.0009	0.0016	0.1193	0.1020	0.2676	0.0262	0.0063	0.0107
A6.csv	Arabika	0.0012	0.0019	0.1019	0.0994	0.2629	0.0236	0.0092	0.0168
A7.csv	Arabika	0.0011	0.0017	0.0990	0.1024	0.2595	0.0260	0.0067	0.0157
A8.csv	Arabika	0.0011	0.0020	0.1098	0.1026	0.2714	0.0247	0.0085	0.0144
A9.csv	Arabika	0.0012	0.0016	0.0879	0.0877	0.2520	0.0226	0.0053	0.0089
C1.csv	Campuran	0.0005	0.0024	0.0596	0.0442	0.1423	0.0147	0.0208	0.0289
C10.csv	Campuran	0.0014	0.0027	0.0723	0.0793	0.1743	0.0263	0.0063	0.0219

C11.csv	Campuran	0.0026	0.0019	0.0674	0.0752	0.1703	0.0236	0.0055	0.0192
C12.csv	Campuran	0.0009	0.0018	0.0555	0.0576	0.1439	0.0191	0.0042	0.0105
C13.csv	Campuran	0.0016	0.0014	0.0493	0.0544	0.1339	0.0154	0.0054	0.0111
C14.csv	Campuran	0.0009	0.0022	0.0546	0.0586	0.1332	0.0196	0.0040	0.0101
C15.csv	Campuran	0.0390	0.0022	0.0817	0.0816	0.1921	0.0229	0.0046	0.0177
C16.csv	Campuran	0.0046	0.0018	0.0532	0.0591	0.1616	0.0156	0.0048	0.0053
C17.csv	Campuran	0.0011	0.0020	0.0697	0.0819	0.1804	0.0167	0.0042	0.0068
C18.csv	Campuran	0.0007	0.0015	0.0798	0.1071	0.2126	0.0250	0.0042	0.0051
C19.csv	Campuran	0.0009	0.0035	0.0790	0.0859	0.2026	0.0226	0.0051	0.0377
C2.csv	Campuran	0.0014	0.0017	0.0585	0.0548	0.1395	0.0174	0.0126	0.0247
C20.csv	Campuran	0.0043	0.0017	0.0824	0.0931	0.2121	0.0237	0.0043	0.0373
C21.csv	Campuran	0.0027	0.0024	0.0770	0.1007	0.2165	0.0240	0.0043	0.0063
C22.csv	Campuran	0.0006	0.0106	0.0820	0.0863	0.2275	0.0271	0.0041	0.0063
C23.csv	Campuran	0.0006	0.0018	0.0762	0.0811	0.1967	0.0216	0.0039	0.0070
C24.csv	Campuran	0.0007	0.0021	0.0747	0.0791	0.1926	0.0208	0.0035	0.0369
C25.csv	Campuran	0.0018	0.0035	0.0718	0.0773	0.1860	0.0211	0.0043	0.0493
C26.csv	Campuran	0.0007	0.0075	0.0728	0.0859	0.1948	0.0207	0.0035	0.0054
C27.csv	Campuran	0.0006	0.0087	0.0709	0.0848	0.1969	0.0256	0.0039	0.0105
C28.csv	Campuran	0.0019	0.0026	0.0784	0.0847	0.1947	0.0207	0.0038	0.0105
C29.csv	Campuran	0.0007	0.0091	0.0601	0.0741	0.1636	0.0191	0.0037	0.0051
C3.csv	Campuran	0.0006	0.0026	0.0572	0.0425	0.1270	0.0147	0.0128	0.0250
C30.csv	Campuran	0.0029	0.0061	0.0571	0.0627	0.1699	0.0236	0.0040	0.0097
C31.csv	Campuran	0.0010	0.0013	0.0765	0.1034	0.2023	0.0243	0.0042	0.0161
C32.csv	Campuran	0.0009	0.0012	0.0528	0.0642	0.1421	0.0151	0.0037	0.0149
C33.csv	Campuran	0.0051	0.0044	0.0672	0.0735	0.1789	0.0236	0.0035	0.0154
C34.csv	Campuran	0.0023	0.0051	0.0653	0.0761	0.1740	0.0167	0.0040	0.0095
C35.csv	Campuran	0.0017	0.0031	0.0763	0.0723	0.1871	0.0271	0.0044	0.0261

C36.csv	Campuran	0.0040	0.0039	0.0718	0.0663	0.1636	0.0234	0.0042	0.0506
C37.csv	Campuran	0.0144	0.0042	0.0777	0.0894	0.2025	0.0272	0.0042	0.0049
C38.csv	Campuran	0.0060	0.0035	0.0719	0.0804	0.1962	0.0242	0.0043	0.0055
C39.csv	Campuran	0.0048	0.0030	0.0705	0.0680	0.1958	0.0253	0.0037	0.0047
C4.csv	Campuran	0.0016	0.0025	0.0760	0.0767	0.1713	0.0207	0.0077	0.0156
C40.csv	Campuran	0.0006	0.0032	0.0704	0.0742	0.1839	0.0205	0.0039	0.0140
C5.csv	Campuran	0.0009	0.0019	0.0666	0.0630	0.1611	0.0157	0.0061	0.0087
C6.csv	Campuran	0.0011	0.0029	0.0691	0.0714	0.1680	0.0170	0.0070	0.0091
C7.csv	Campuran	0.0009	0.0014	0.0674	0.0668	0.1634	0.0191	0.0049	0.0093
C8.csv	Campuran	0.0009	0.0017	0.0672	0.0634	0.1661	0.0180	0.0055	0.0084
C9.csv	Campuran	0.0020	0.0026	0.0806	0.0798	0.1935	0.0221	0.0086	0.0142
R1.csv	Robusta	0.0004	0.0008	0.0193	0.0248	0.0579	0.0077	0.0056	0.0130
R10.csv	Robusta	0.0008	0.0011	0.0483	0.0602	0.1428	0.0159	0.0039	0.0072
R11.csv	Robusta	0.0005	0.0017	0.0334	0.0385	0.1022	0.0098	0.0046	0.0089
R12.csv	Robusta	0.0006	0.0008	0.0303	0.0397	0.0866	0.0095	0.0030	0.0100
R13.csv	Robusta	0.0006	0.0009	0.0286	0.0287	0.0908	0.0081	0.0038	0.0060
R14.csv	Robusta	0.0009	0.0011	0.0245	0.0295	0.0712	0.0086	0.0045	0.0201
R15.csv	Robusta	0.0042	0.0013	0.0497	0.0532	0.1253	0.0110	0.0039	0.0179
R16.csv	Robusta	0.0018	0.0012	0.0394	0.0489	0.1088	0.0117	0.0037	0.0110
R17.csv	Robusta	0.0019	0.0012	0.0364	0.0448	0.1032	0.0100	0.0058	0.0047
R18.csv	Robusta	0.0006	0.0009	0.0553	0.0766	0.1414	0.0126	0.0035	0.0039
R19.csv	Robusta	0.0007	0.0012	0.0465	0.0724	0.1278	0.0128	0.0060	0.0593
R2.csv	Robusta	0.0004	0.0007	0.0320	0.0324	0.0792	0.0083	0.0122	0.0161
R20.csv	Robusta	0.0005	0.0014	0.0485	0.0718	0.1421	0.0132	0.0038	0.0049
R21.csv	Robusta	0.0005	0.0049	0.0553	0.0691	0.1479	0.0139	0.0033	0.0103
R22.csv	Robusta	0.0006	0.0029	0.0489	0.0747	0.1519	0.0147	0.0039	0.0076
R23.csv	Robusta	0.0051	0.0016	0.0465	0.0628	0.1427	0.0138	0.0051	0.0271

R24.csv	Robusta	0.0005	0.0021	0.0431	0.0617	0.1185	0.0119	0.0035	0.0038
R25.csv	Robusta	0.0004	0.0077	0.0422	0.0693	0.1289	0.0114	0.0035	0.0046
R26.csv	Robusta	0.0011	0.0016	0.0476	0.0656	0.1302	0.0112	0.0037	0.0077
R27.csv	Robusta	0.0006	0.0010	0.0406	0.0548	0.1117	0.0109	0.0032	0.0043
R28.csv	Robusta	0.0021	0.0014	0.0351	0.0543	0.1307	0.0144	0.0034	0.0042
R29.csv	Robusta	0.0005	0.0046	0.0368	0.0530	0.1176	0.0117	0.0034	0.0040
R3.csv	Robusta	0.0004	0.0007	0.0359	0.0420	0.0878	0.0086	0.0040	0.0115
R30.csv	Robusta	0.0006	0.0089	0.0315	0.0392	0.1118	0.0097	0.0032	0.0103
R31.csv	Robusta	0.0005	0.0014	0.0337	0.0509	0.1160	0.0119	0.0033	0.0083
R32.csv	Robusta	0.0009	0.0006	0.0376	0.0483	0.1181	0.0100	0.0034	0.0122
R33.csv	Robusta	0.0011	0.0019	0.0342	0.0466	0.1041	0.0103	0.0035	0.0509
R34.csv	Robusta	0.0007	0.0036	0.0324	0.0506	0.1071	0.0125	0.0032	0.0067
R35.csv	Robusta	0.0009	0.0011	0.0417	0.0628	0.1204	0.0161	0.0033	0.0044
R36.csv	Robusta	0.0076	0.0073	0.0451	0.0499	0.1216	0.0129	0.0056	0.0255
R37.csv	Robusta	0.0007	0.0043	0.0522	0.0583	0.1390	0.0149	0.0040	0.0135
R38.csv	Robusta	0.0006	0.0027	0.0431	0.0552	0.1388	0.0158	0.0039	0.0131
R39.csv	Robusta	0.0004	0.0031	0.0404	0.0488	0.1142	0.0116	0.0035	0.0044
R4.csv	Robusta	0.0006	0.0013	0.0438	0.0518	0.1276	0.0120	0.0045	0.0082
R40.csv	Robusta	0.0008	0.0021	0.0406	0.0486	0.1157	0.0098	0.0033	0.0041
R5.csv	Robusta	0.0007	0.0008	0.0436	0.0440	0.1111	0.0102	0.0042	0.0060
R6.csv	Robusta	0.0005	0.0009	0.0394	0.0488	0.1082	0.0098	0.0040	0.0051
R7.csv	Robusta	0.0007	0.0009	0.0382	0.0460	0.1183	0.0100	0.0037	0.0096
R8.csv	Robusta	0.0005	0.0009	0.0354	0.0465	0.0963	0.0093	0.0046	0.0113
R9.csv	Robusta	0.0007	0.0014	0.0367	0.0401	0.1113	0.0103	0.0042	0.0084

Data Hasil Ekstraksi Bagian Luas Area (AUC)

File_Name	Label_Kopi	MQ-8_AUC	MQ-135_AUC	MQ-7_AUC	MQ-3_AUC	TGS-822_AUC	MQ-136_AUC	TGS-813_AUC	MQ-4_AUC
-----------	------------	----------	------------	----------	----------	-------------	------------	-------------	----------

A1.csv	Arabika	0.0177	0.0700	6.5092	5.9400	9.8033	1.6205	0.5358	0.6279
A10.csv	Arabika	0.1539	0.4204	8.2790	7.9424	10.6421	2.4497	0.5854	0.5963
A11.csv	Arabika	0.1236	0.2533	7.7319	7.4539	10.3541	2.2524	0.5654	0.6895
A12.csv	Arabika	0.1020	0.2488	6.6380	6.6639	10.1849	1.9586	0.5446	0.6102
A13.csv	Arabika	0.0679	0.0889	6.2242	6.3830	10.2239	2.0504	0.4578	0.5827
A14.csv	Arabika	0.0805	0.1523	6.4043	6.8028	10.1428	2.0013	0.4542	0.5845
A15.csv	Arabika	0.0563	-0.0121	6.7804	4.5971	10.3462	1.2479	0.6685	0.6787
A16.csv	Arabika	0.0779	0.1650	7.7464	7.4249	10.4649	1.6682	0.5616	0.5205
A17.csv	Arabika	0.1320	0.2933	7.9637	7.1103	9.9889	1.6221	0.5925	0.5854
A18.csv	Arabika	0.0632	0.2506	7.9424	7.6631	10.5107	2.0389	0.5413	0.6178
A19.csv	Arabika	0.0569	0.2333	7.7911	7.4160	10.3634	1.9332	0.4791	0.5498
A2.csv	Arabika	0.0163	0.0440	6.2159	6.0022	9.7580	1.8199	0.4853	0.6292
A20.csv	Arabika	0.0604	0.2009	7.7549	7.4207	10.2348	1.9502	0.4776	0.5754
A21.csv	Arabika	0.0744	0.2785	8.3444	7.9706	10.5260	1.9469	0.4781	0.5520
A22.csv	Arabika	0.0659	0.1808	7.9229	7.5829	10.4614	2.0014	0.4063	0.5102
A23.csv	Arabika	0.0571	0.1614	7.5449	7.0997	10.7085	1.7159	0.4229	0.5088
A24.csv	Arabika	0.0678	0.2118	7.6540	7.3689	10.2840	1.8171	0.3894	0.4434
A25.csv	Arabika	0.0722	0.3330	8.1437	7.4955	10.3961	1.5406	0.4259	0.4714
A26.csv	Arabika	0.0525	0.1774	7.5766	6.8646	10.3819	1.7717	0.4330	0.6064
A27.csv	Arabika	0.0668	0.2439	8.1378	7.5236	10.4463	1.8399	0.4086	0.5196
A28.csv	Arabika	0.0910	0.1999	7.6997	7.1503	10.3599	1.7707	0.3980	0.4795
A29.csv	Arabika	0.0621	0.1665	7.4424	7.1782	10.2637	1.6557	0.3954	0.4677
A3.csv	Arabika	0.0150	0.0494	5.4982	5.5237	9.1760	1.5040	0.4103	0.4597
A30.csv	Arabika	0.0603	0.0927	7.3096	6.7860	10.5111	1.6760	0.4310	0.5890
A31.csv	Arabika	0.0617	0.1118	7.2628	6.6017	10.3756	1.7172	0.4475	0.5944
A32.csv	Arabika	0.1048	0.1884	7.9895	7.5763	10.5347	1.8785	0.4979	0.9671
A33.csv	Arabika	0.0548	0.2470	6.8914	6.6617	10.2792	1.6419	0.4203	0.7834

A34.csv	Arabika	0.0598	0.1731	6.9930	6.7199	10.2153	1.6777	0.4149	0.7499
A35.csv	Arabika	0.0746	0.3887	7.5458	7.6453	10.3018	1.9272	0.5557	0.5850
A36.csv	Arabika	0.0624	0.5237	7.6782	6.6388	9.6369	1.4526	0.5035	0.3477
A37.csv	Arabika	0.1788	0.2297	7.9417	7.3084	10.2102	2.1494	0.6087	0.7180
A38.csv	Arabika	0.0849	0.4835	8.0259	7.8040	10.1988	2.0668	0.5503	0.6287
A39.csv	Arabika	0.0812	0.4371	8.0857	7.8175	10.3099	1.9933	0.5639	0.6422
A4.csv	Arabika	0.0879	0.1400	6.7611	6.7104	10.3370	2.1044	0.6288	0.6968
A40.csv	Arabika	0.0725	0.2745	8.0938	7.3002	10.5504	1.8154	0.5638	0.6321
A5.csv	Arabika	0.0966	0.2006	7.0660	7.1223	10.3060	2.1168	0.6500	0.7421
A6.csv	Arabika	0.1077	0.2784	7.0357	7.2343	10.3508	2.0334	0.6882	0.7295
A7.csv	Arabika	0.0992	0.1203	6.8663	6.7375	10.1862	1.9944	0.6534	0.7533
A8.csv	Arabika	0.1144	0.2391	7.0726	7.2024	10.3276	2.0333	0.6758	0.7455
A9.csv	Arabika	0.1229	0.2333	7.0811	7.0070	10.3380	2.0460	0.6284	0.6847
C1.csv	Campuran	0.0145	0.0760	4.6092	3.9979	8.1236	1.1228	0.5114	0.5611
C10.csv	Campuran	0.1160	0.4446	6.6696	6.5400	9.4930	2.0846	0.5094	0.5663
C11.csv	Campuran	0.0763	0.1422	5.5855	5.7089	9.3060	1.9753	0.5347	0.7225
C12.csv	Campuran	0.0512	0.0533	4.4962	3.8249	8.3723	1.4851	0.4213	0.5574
C13.csv	Campuran	0.0423	0.1196	4.4141	4.7183	8.5815	1.4446	0.5388	0.6813
C14.csv	Campuran	0.0752	0.2071	5.3706	5.2019	8.6244	1.6307	0.4643	0.5448
C15.csv	Campuran	0.1536	0.2629	6.9437	5.9853	9.8946	1.3272	0.5142	0.5550
C16.csv	Campuran	0.0384	0.0374	5.2591	4.7245	9.2760	1.2608	0.5933	0.6488
C17.csv	Campuran	0.1111	0.3340	6.7263	6.5997	9.6716	1.5585	0.4922	0.5178
C18.csv	Campuran	0.0315	0.1991	6.3541	6.4285	9.9503	1.6178	0.4817	0.5598
C19.csv	Campuran	0.0575	0.2269	6.5018	5.9508	9.4605	1.6211	0.4492	0.5297
C2.csv	Campuran	0.0149	0.0785	4.8423	4.5269	8.4211	1.4860	0.4543	0.6131
C20.csv	Campuran	0.0579	0.1892	6.4125	6.3014	9.7589	1.7355	0.4239	0.5002
C21.csv	Campuran	0.0697	0.2570	6.7917	6.6409	10.0482	1.7611	0.3847	0.4339

C22.csv	Campuran	0.0471	0.1511	6.2660	6.0894	9.9649	1.7835	0.4162	0.5486
C23.csv	Campuran	0.0442	0.1102	6.0955	5.6918	9.6864	1.5908	0.3968	0.5248
C24.csv	Campuran	0.0619	0.3092	6.9035	6.1517	9.5749	1.0554	0.2410	0.1197
C25.csv	Campuran	0.0435	0.1126	6.4794	5.5213	9.5733	1.4951	0.3611	0.5013
C26.csv	Campuran	0.0428	0.0368	6.2418	5.9540	9.6174	1.4860	0.3507	0.4641
C27.csv	Campuran	0.0453	0.0870	6.1363	5.6229	9.7545	1.4770	0.3461	0.5004
C28.csv	Campuran	0.0580	0.1522	6.2638	5.4875	8.8908	0.8822	0.3528	0.2620
C29.csv	Campuran	0.0402	0.1086	5.4115	5.3979	9.0458	1.3305	0.3369	0.4541
C3.csv	Campuran	0.0242	0.0501	4.9725	3.0433	8.2171	1.1821	0.4392	0.6008
C30.csv	Campuran	0.0504	0.0898	5.7381	5.5841	9.4209	1.5012	0.3721	0.5007
C31.csv	Campuran	0.0644	0.1698	6.5046	6.2942	9.8601	1.6467	0.4478	0.7708
C32.csv	Campuran	0.0451	0.0962	5.2650	5.0263	8.7220	1.2529	0.4151	0.6683
C33.csv	Campuran	0.0770	0.1150	6.0815	5.4707	9.6901	1.5229	0.4121	0.7129
C34.csv	Campuran	0.0661	0.1825	6.2274	6.0855	9.6038	1.3795	0.4059	0.6449
C35.csv	Campuran	0.0814	0.3396	6.6358	6.0202	9.2083	1.5759	0.5277	0.5435
C36.csv	Campuran	0.0765	0.4423	6.7809	5.9913	9.1310	1.1517	0.4008	0.2341
C37.csv	Campuran	0.0428	0.3556	6.9113	6.7327	9.9343	1.7919	0.4991	0.5600
C38.csv	Campuran	0.0667	0.3388	6.9378	6.5718	9.7519	1.6333	0.5042	0.5902
C39.csv	Campuran	0.0603	0.2217	6.5612	6.1316	9.5041	1.5503	0.4509	0.5355
C4.csv	Campuran	0.1066	0.3784	6.1942	5.8775	9.0155	1.6214	0.5834	0.5856
C40.csv	Campuran	0.0729	0.1474	6.5131	6.2330	9.8624	1.5480	0.4662	0.5459
C5.csv	Campuran	0.0794	0.2290	5.5748	5.4204	8.8892	1.4884	0.5780	0.6633
C6.csv	Campuran	0.0856	0.2373	5.8404	5.7711	9.2439	1.6140	0.5716	0.6609
C7.csv	Campuran	0.0844	0.2020	5.4445	5.5848	9.1697	1.7297	0.5535	0.6590
C8.csv	Campuran	0.0929	0.2270	5.8619	5.4397	9.2275	1.6653	0.5327	0.6462
C9.csv	Campuran	0.1023	0.2062	6.3454	6.0135	9.8477	1.9682	0.6254	0.7281
R1.csv	Robusta	0.0040	-0.0015	2.2714	2.5451	5.2784	0.5735	0.3200	0.4315

R10.csv	Robusta	0.0645	0.1015	4.9806	5.0195	8.4194	1.2619	0.4024	0.4416
R11.csv	Robusta	0.0265	0.0129	3.2020	3.5414	7.3008	0.9311	0.4408	0.5394
R12.csv	Robusta	0.0275	0.0299	3.3854	3.7687	6.8219	0.8061	0.2507	0.2280
R13.csv	Robusta	0.0230	0.0176	3.2342	2.6137	6.8579	0.7792	0.4223	0.5104
R14.csv	Robusta	0.0161	-0.0042	2.3746	2.8607	6.0545	0.7524	0.4017	0.5016
R15.csv	Robusta	0.0427	0.0773	5.2292	4.1409	7.4706	0.5094	0.3840	0.2396
R16.csv	Robusta	0.0262	-0.0197	4.4209	4.1063	7.7883	0.8836	0.3504	0.4153
R17.csv	Robusta	0.0184	-0.0172	4.0879	3.7215	7.6692	0.8012	0.4155	0.4503
R18.csv	Robusta	0.0229	0.0597	4.8460	4.8298	8.4149	1.0092	0.3646	0.3894
R19.csv	Robusta	0.0210	0.0401	4.0313	4.6009	7.8755	0.9574	0.3202	0.3390
R2.csv	Robusta	0.0059	0.0105	3.1122	3.1829	6.4512	0.7247	0.3879	0.4563
R20.csv	Robusta	0.0429	0.0232	4.2256	4.9674	8.3538	1.0135	0.2952	0.3187
R21.csv	Robusta	0.0190	-0.0142	4.4840	4.2886	8.3174	1.0139	0.2671	0.3359
R22.csv	Robusta	0.0193	-0.0155	4.2793	4.9292	8.5355	0.9380	0.3070	0.3244
R23.csv	Robusta	-0.0243	-0.0752	4.0095	4.5556	8.0973	0.9777	0.2923	0.3877
R24.csv	Robusta	0.0197	0.0685	4.1760	4.2741	7.7447	0.9227	0.2218	0.2859
R25.csv	Robusta	0.0207	0.0630	4.5837	4.7672	8.1256	0.9096	0.2553	0.3176
R26.csv	Robusta	0.0289	-0.0237	4.8750	4.6955	8.3361	0.9059	0.3087	0.3754
R27.csv	Robusta	0.0157	-0.0715	3.9390	3.7063	7.6014	0.8398	0.2388	0.3197
R28.csv	Robusta	0.0128	0.0062	3.4339	3.9224	7.6789	0.8438	0.3065	0.3484
R29.csv	Robusta	0.0165	-0.0470	3.7266	4.0372	7.7507	0.8780	0.2759	0.3461
R3.csv	Robusta	0.0099	0.0136	3.5645	3.6838	6.6867	0.7818	0.3044	0.3615
R30.csv	Robusta	0.0144	-0.0641	3.6620	3.6484	7.5216	0.7825	0.2630	0.3428
R31.csv	Robusta	0.0178	-0.0236	3.8880	3.9058	7.9183	0.8532	0.3061	0.3811
R32.csv	Robusta	0.0201	-0.0199	3.6336	3.5889	7.7673	0.7321	0.3273	0.4692
R33.csv	Robusta	0.0122	-0.0011	3.4046	3.5059	7.2661	0.7927	0.2661	0.4905
R34.csv	Robusta	0.0235	0.0234	4.0351	4.4611	7.6899	0.9435	0.3008	0.4626

R35.csv	Robusta	0.0185	0.0872	4.2632	4.5257	7.5469	1.0233	0.3623	0.4660
R36.csv	Robusta	0.0424	0.1619	4.8790	4.6533	7.7053	1.0501	0.3483	0.3731
R37.csv	Robusta	0.0284	0.0601	5.2620	4.5956	8.3365	1.1631	0.3760	0.4432
R38.csv	Robusta	0.0288	0.1009	4.6794	4.5639	8.0593	1.1033	0.3920	0.4449
R39.csv	Robusta	0.0195	0.0368	4.4030	4.4194	8.0094	0.9857	0.3754	0.4450
R4.csv	Robusta	0.0393	0.1092	4.0101	4.2453	7.4674	1.0513	0.4894	0.4706
R40.csv	Robusta	0.0237	0.0242	4.2570	4.0202	7.6737	0.9019	0.3212	0.4064
R5.csv	Robusta	0.0359	0.0111	3.6489	3.7455	7.3880	0.9499	0.4109	0.4719
R6.csv	Robusta	0.0370	0.0360	3.7158	4.2283	7.2847	0.9448	0.3697	0.4370
R7.csv	Robusta	0.0431	0.0587	3.9240	4.2029	7.5295	0.9520	0.3906	0.3862
R8.csv	Robusta	0.0367	0.0570	3.4728	4.1129	7.3043	0.9036	0.4878	0.5437
R9.csv	Robusta	0.0286	0.0055	3.4181	3.2062	7.4104	0.9184	0.4603	0.5310

Data Hasil Ekstraksi Rasio

File_Name	Label_Kopi	Ratio_MQ7_TGS822	Ratio_MQ3_MQ7
A1.csv	Arabika	0.7056	0.9334
A10.csv	Arabika	0.8508	0.9720
A11.csv	Arabika	0.8145	0.9605
A12.csv	Arabika	0.7062	1.0155
A13.csv	Arabika	0.6514	1.0298
A14.csv	Arabika	0.6778	1.0569
A15.csv	Arabika	0.6893	0.7076
A16.csv	Arabika	0.8366	0.9669
A17.csv	Arabika	0.8899	0.8924
A18.csv	Arabika	0.8135	0.9581
A19.csv	Arabika	0.8124	0.9410
A2.csv	Arabika	0.6766	1.0057
A20.csv	Arabika	0.8258	0.9463

A21.csv	Arabika	0.8738	0.9453
A22.csv	Arabika	0.8231	0.9443
A23.csv	Arabika	0.7718	0.9356
A24.csv	Arabika	0.8004	0.9587
A25.csv	Arabika	0.8639	0.9054
A26.csv	Arabika	0.8091	0.8835
A27.csv	Arabika	0.8647	0.8990
A28.csv	Arabika	0.8352	0.8990
A29.csv	Arabika	0.8042	0.9377
A3.csv	Arabika	0.6373	1.0458
A30.csv	Arabika	0.7718	0.9067
A31.csv	Arabika	0.7706	0.8835
A32.csv	Arabika	0.8439	0.9167
A33.csv	Arabika	0.7446	0.9585
A34.csv	Arabika	0.7584	0.9257
A35.csv	Arabika	0.7996	0.9980
A36.csv	Arabika	0.8707	0.8742
A37.csv	Arabika	0.8536	0.9171
A38.csv	Arabika	0.8662	0.9762
A39.csv	Arabika	0.8689	0.9582
A4.csv	Arabika	0.6914	1.0252
A40.csv	Arabika	0.8638	0.8776
A5.csv	Arabika	0.7262	1.0516
A6.csv	Arabika	0.7392	1.0670
A7.csv	Arabika	0.7398	1.0052
A8.csv	Arabika	0.7373	1.0458
A9.csv	Arabika	0.7559	1.0044

C1.csv	Campuran	0.5958	0.9031
C10.csv	Campuran	0.7718	0.9844
C11.csv	Campuran	0.6470	1.0700
C12.csv	Campuran	0.5731	0.9472
C13.csv	Campuran	0.5568	1.1195
C14.csv	Campuran	0.6642	0.9726
C15.csv	Campuran	0.7394	0.8490
C16.csv	Campuran	0.6019	0.8943
C17.csv	Campuran	0.7486	0.9800
C18.csv	Campuran	0.6740	1.0056
C19.csv	Campuran	0.7506	0.9025
C2.csv	Campuran	0.6105	0.9800
C20.csv	Campuran	0.7122	0.9726
C21.csv	Campuran	0.7399	0.9654
C22.csv	Campuran	0.6711	0.9730
C23.csv	Campuran	0.6658	0.9282
C24.csv	Campuran	0.7866	0.8827
C25.csv	Campuran	0.7368	0.8279
C26.csv	Campuran	0.6983	0.9368
C27.csv	Campuran	0.6834	0.8839
C28.csv	Campuran	0.7813	0.8394
C29.csv	Campuran	0.6498	0.9748
C3.csv	Campuran	0.6601	0.6440
C30.csv	Campuran	0.6638	0.9557
C31.csv	Campuran	0.7218	0.9317
C32.csv	Campuran	0.6609	0.9174
C33.csv	Campuran	0.6842	0.8806

C34.csv	Campuran	0.6995	0.9525
C35.csv	Campuran	0.7758	0.9070
C36.csv	Campuran	0.8103	0.9046
C37.csv	Campuran	0.7460	0.9760
C38.csv	Campuran	0.7742	0.9359
C39.csv	Campuran	0.7562	0.9202
C4.csv	Campuran	0.7355	0.9701
C40.csv	Campuran	0.7201	0.9370
C5.csv	Campuran	0.6601	1.0077
C6.csv	Campuran	0.6690	1.0076
C7.csv	Campuran	0.6177	1.0646
C8.csv	Campuran	0.6739	0.9526
C9.csv	Campuran	0.6903	0.9647
R1.csv	Robusta	0.4316	1.1410
R10.csv	Robusta	0.6305	1.0090
R11.csv	Robusta	0.4584	1.1772
R12.csv	Robusta	0.5237	1.1294
R13.csv	Robusta	0.5209	0.8682
R14.csv	Robusta	0.3930	1.2234
R15.csv	Robusta	0.7712	0.7697
R16.csv	Robusta	0.5973	0.8937
R17.csv	Robusta	0.5580	0.8912
R18.csv	Robusta	0.5894	0.9722
R19.csv	Robusta	0.5235	1.1399
R2.csv	Robusta	0.4942	1.0474
R20.csv	Robusta	0.5326	1.1896
R21.csv	Robusta	0.5616	0.9324

R22.csv	Robusta	0.5172	1.1677
R23.csv	Robusta	0.5082	1.1254
R24.csv	Robusta	0.5601	1.0059
R25.csv	Robusta	0.5901	0.9945
R26.csv	Robusta	0.6388	0.9206
R27.csv	Robusta	0.5412	0.9050
R28.csv	Robusta	0.4683	1.1172
R29.csv	Robusta	0.5103	1.0560
R3.csv	Robusta	0.5470	1.0464
R30.csv	Robusta	0.5190	0.9677
R31.csv	Robusta	0.5234	0.9464
R32.csv	Robusta	0.4980	0.9670
R33.csv	Robusta	0.5096	1.0305
R34.csv	Robusta	0.5750	1.0434
R35.csv	Robusta	0.5827	1.0258
R36.csv	Robusta	0.6712	0.9698
R37.csv	Robusta	0.6571	0.8533
R38.csv	Robusta	0.6099	0.9756
R39.csv	Robusta	0.5794	0.9933
R4.csv	Robusta	0.5419	1.0798
R40.csv	Robusta	0.5876	0.9186
R5.csv	Robusta	0.5046	1.0541
R6.csv	Robusta	0.5224	1.2094
R7.csv	Robusta	0.5463	1.0948
R8.csv	Robusta	0.4860	1.2431
R9.csv	Robusta	0.4781	0.9636

Lampiran 3 Hasil Pengolahan Data

Hasil Pengujian *Confusion Matrix*

No.	Aktual	Prediksi	Prob. arabika	Prob. campuran	Prob. robusta	Kesesuaian
1	Robusta	Robusta	0,004	0,024	0,972	TRUE
2	Campuran	Campuran	0,008	0,74	0,252	TRUE
3	Robusta	Robusta	0	0,018	0,982	TRUE
4	Campuran	Campuran	0,158	0,842	0	TRUE
5	Arabika	Arabika	0,996	0,004	0	TRUE
6	Robusta	Robusta	0,04	0,386	0,574	TRUE
7	Arabika	Arabika	0,998	0,002	0	TRUE
8	Robusta	Robusta	0,004	0,146	0,85	TRUE
9	Arabika	Arabika	0,974	0,026	0	TRUE
10	Campuran	Campuran	0,006	0,994	0	TRUE
11	Campuran	Campuran	0,012	0,988	0	TRUE
12	Campuran	Prediksi	0,026	0,872	0,102	TRUE
13	Arabika	Campuran	0,926	0,074	0	TRUE
14	Robusta	Arabika	0	0,006	0,994	TRUE
15	Campuran	Robusta	0,118	0,882	0	TRUE
16	Robusta	Campuran	0	0,05	0,95	TRUE
17	Arabika	Robusta	0,166	0,786	0,048	FALSE
18	Arabika	Campuran	0,982	0,018	0	TRUE
19	Robusta	Arabika	0	0,014	0,986	TRUE
20	Robusta	Robusta	0	0,004	0,996	TRUE
21	Campuran	Robusta	0,586	0,408	0,006	FALSE
22	Arabika	Arabika	0,982	0,018	0	TRUE
23	Arabika	Arabika	0,988	0,012	0	TRUE
24	Campuran	Arabika	0,186	0,808	0,006	TRUE

Rincian Hasil Uji *Real-Time* pada Kondisi Di Luar Laboratorium

Batch	Sampel	Prediksi	Status prediksi	Nilai probabilitas (%)	Jumlah voting pohon
1	Robusta	Robusta	Tepat	96,80%	484 dari 500 Pohon
	Arabika	Arabika	Tepat	98,60%	493 dari 500 Pohon
	Campuran	Campuran	Tepat	91,60%	458 dari 500 Pohon
2	Arabika	Arabika	Tepat	98,20%	491 dari 500 Pohon
	Campuran	Campuran	Tepat	89,40%	447 dari 500 Pohon
	Robusta	Robusta	Tepat	96,00%	480 dari 500 Pohon

3	Campuran	Campuran	Tepat	96,80%	484 dari 500 Pohon
	Robusta	Robusta	Tepat	95,60%	478 dari 500 Pohon
	Arabika	Arabika	Tepat	98,60%	493 dari 500 Pohon

Rincian Hasil Uji *Real-Time* pada Kondisi Di Laboratorium

Batch	Sampel	Prediksi	Status prediksi	Nilai probabilitas (%)	Jumlah <i>voting</i> pohon
1	Robusta	Robusta	Tepat	98,00%	490 dari 500 Pohon
	Arabika	Arabika	Tepat	83,60%	418 dari 500 Pohon
	Campuran	Campuran	Tepat	81,60%	408 dari 500 Pohon
2	Arabika	Arabika	Tepat	95,80%	479 dari 500 Pohon
	Campuran	Campuran	Tepat	96,20%	481 dari 500 Pohon
	Robusta	Robusta	Tepat	94,00%	470 dari 500 Pohon
3	Campuran	Campuran	Tepat	87,60%	438 dari 500 Pohon
	Robusta	Robusta	Tepat	95,60%	478 dari 500 Pohon
	Arabika	Arabika	Tepat	84,40%	422 dari 500 Pohon



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG

Jalan Gajayana Nomor 50, Telepon (0341) 551354, Fax. (0341) 572533
Website: <http://www.uin-malang.ac.id> Email: info@uin-malang.ac.id

JURNAL BIMBINGAN SKRIPSI/TESIS/DISERTASI

IDENTITAS MAHASISWA

NIM : 220604110047
Nama : MUHAMMAD ALZUHDI SAIFUL ALAM
Fakultas : SAINS DAN TEKNOLOGI
Jurusan : FISIKA
Dosen Pembimbing 1 : Dr. IMAM TAZI, M.Si
Dosen Pembimbing 2 : ARISTA ROMADANI, S.Si., M.Sc
Judul Skripsi/Tesis/Disertasi : IMPLEMENTASI ALGORITMA RANDOM FOREST PADA EMBEDDED SYSTEM ELECTRONIC NOSE BERBASIS RASPBERRY PI UNTUK KLASIFIKASI KOPI ARABIKA DAN ROBUSTA

IDENTITAS BIMBINGAN

No	Tanggal Bimbingan	Nama Pembimbing	Deskripsi Proses Bimbingan	Tahun Akademik	Status
1	09 Februari 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Konsultasi Judul	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
2	19 Februari 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Konsultasi Bab I - III	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
3	20 Februari 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Revisi Bab II	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
4	13 April 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Konsultasi Ujian Komprehensif	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
5	06 Mei 2026	ARISTA ROMADANI, S.Si., M.Sc	Ujian Komprehensif	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
6	21 Mei 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Konsultasi Bab IV	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
7	25 Mei 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Revisi Bab IV	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
8	04 Juni 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Konsultasi Bab V	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
9	05 Juni 2026	Dr. IMAM TAZI, M.Si	Revisi Bab V	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
10	09 Juni 2026	ARISTA ROMADANI, S.Si., M.Sc	Konsultasi Integrasi	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi
11	10 Juni 2026	ARISTA ROMADANI, S.Si., M.Sc	Konsultasi Integrasi Bab IV	Genap 2025/2026	Sudah Dikoreksi

Telah disetujui
Untuk mengajukan ujian Skripsi/Tesis/Desertasi

Dosen Pembimbing 2

ARISTA ROMADANI, S.Si., M.Sc

Malang, 22 Juni 2026

Dosen Pembimbing 1

Dr. IMAM TAZI, M.Si



Kajur / Kaprodi
FARID SAMSU HANANTO, S.Si., M.T.