

# Seleksi Fitur Terhadap Performa Kinerja Sistem *E-Nose* untuk Klasifikasi Aroma Kopi Gayo

## *Features Selection on E-Nose System Performance for Classification of Gayo Coffee Aroma*

Denting Romantika Java , Wahyu Wijaya , Jans Hendry , Budi Sumanto  
Universitas Gadjah Mada, Indonesia

---

### Informasi Artikel

#### **Genesis Artikel:**

Diterima, 13 Desember 2021  
Direvisi, 14 Januari 2022  
Disetujui, 20 Januari 2022

---

#### **Kata Kunci:**

*E-Nose*  
Kopi Arabika Gayo  
Seleksi Fitur  
*Support Vector Machine*

---

#### **Keywords:**

*E-Nose*  
*Arabica Gayo Coffee*  
*Features Selection*  
*Support Vector Machine*

---

### ABSTRAK

Tujuan dari penelitian ini adalah mengoptimasi kinerja system *E-Nose* dengan melakukan seleksi fitur untuk memperoleh kombinasi fitur yang terbaik dalam mengklasifikasi aroma jenis kopi arabika Gayo. Kopi ini merupakan salah satu kopi spesial dari Indonesia yang berasal dari Provinsi Aceh. Berbagai faktor dapat mempengaruhi hasil akhir kopi salah satunya pada proses pengolahan pasca panen diantaranya teknik proses kering *drying* dengan metode *Natural* dan *Wine*. Perbedaan metode pengolahan pasca panen ini dapat mempengaruhi aroma kopi yang dihasilkan dari setiap kopi yang memiliki aroma dan cita rasa yang khas. Penerapan sistem *Electronic Nose (E-Nose)* dapat diaplikasikan untuk mengklasifikasi aroma yang berbeda dari jenis kopi *Gayo natural* dan *Gayo wine*, namun kesamaan respon sensor dan banyaknya data menyebabkan kurang spesifik dan menurunkan performa kinerja sistem. Implementasi seleksi fitur dapat diterapkan pada proses klasifikasi dengan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* berdasarkan jumlah galat *Sum of Absolute Errors (SAE)* untuk mendapatkan kombinasi fitur terbaik sehingga mendapatkan kinerja sistem yang lebih optimal. Hasil penelitian ini mendapatkan 5 fitur terbaik dengan nilai akurasi sebesar 93,33%, presisi sebesar 93,33% dan sensitivitas sebesar 93,33%.

---

### ABSTRACT

This study aims to optimize the performance of the *E-Nose* system by conducting feature selection to obtain the best combination of features in classifying the aroma of *Gayo Arabica* coffee. This coffee is one of the special coffees from Indonesia originating from Aceh Province. Various factors that can affect the final result of coffee, one of in the post-harvest processing, including the dry process drying such as *Natural* and *Wine* methods. Differences in post-harvest processing methods affect the aroma of the coffee produced has a distinctive aroma and taste. The application of the *Electronic Nose (E-Nose)* system can be applied to classify the different aromas of *Gayo natural* coffee and *Gayo wine* coffee, the similarity of sensor responses and a lot of data causes less specificity and reduces system performance. The implementation of feature selection can be applied to the classification process using the *Support Vector Machine (SVM)* method based on the *Sum of Absolute Errors (SAE)* to get best combination features for optimal system performance. The results of this study get the best 5 features with an accuracy value of 93.33%, precision of 93.33% and sensitivity of 93.33%.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



---

### Penulis Korespondensi:

Budi Sumanto,  
Program Studi Teknologi Rekayasa Instrumentasi dan Kontrol,  
Universitas Gadjah Mada  
Email: [budi.sumanto@ugm.ac.id](mailto:budi.sumanto@ugm.ac.id)

## 1. PENDAHULUAN

Keadaan geografi di Indonesia yang memiliki iklim tropis sangat baik untuk dijadikan lahan pertanian, salah satu budidaya tanaman yang dapat tumbuh subur dan memiliki nilai jual tinggi adalah tanaman kopi. Kopi yang banyak dihasilkan di Indonesia terdiri dari dua jenis yaitu kopi Arabika (*Coffea arabica*) dan kopi Robusta (*Coffea robusta*). Kondisi tempat budidaya cukup berpengaruh terhadap hasil kopi, spesies arabika biasa tumbuh pada ketinggian 600-1800 mdpl sedangkan robusta biasa tumbuh di daerah kurang dari 1000 mdpl [1]. Setiap daerah di Indonesia juga memiliki kualitas serta aroma dan rasa yang khas, terdapat 4 provinsi yang memproduksi jenis kopi arabika terbanyak yaitu Aceh, Sumatera Utara, Sumatera Barat, dan Sulawesi Selatan, 2 provinsi yang dominan adalah Aceh dan Sumatera Utara [2], salah satunya kopi Gayo dari Provinsi Aceh. Kopi Gayo merupakan varietas kopi *specialty* yang cukup populer untuk dibudidayakan khususnya dibudayakan oleh masyarakat di Daratan Tinggi Gayo (*Gayo Highland*) Provinsi Aceh, Kabupaten Aceh Tengah, Kabupaten Bener Meriah dan Kabupaten Gayo Lues [3]. Kopi arabika Gayo memiliki karakter rasa, aroma, dan *body* yang kuat sehingga terasa sedikit asam seperti buah, sedikit *spicy* dan manis-pahit [4].

Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi hasil akhir aroma kopi salah satunya adalah metode proses pasca panen yang berperan penting terhadap kualitas kopi [5]. Proses pasca panen metode kering atau *dry process* ini adalah metode pengolahan *green bean* sederhana yang paling banyak digunakan di Indonesia. Terdapat 2 proses pada pengolahan proses kering yaitu metode natural dan metode wine. Metode natural merupakan proses yang paling sederhana dan organik dan buah kopi akan terfermentasi secara natural. Sedangkan Metode pengolahan wine memiliki kesamaan dengan metode natural, yang membedakan adalah saat proses pengeringan dan fermentasi yang berlebihan dimana metode wine membutuhkan waktu yang lebih lama [6]. Salah satu sistem yang dapat dimanfaatkan untuk mengetahui klasifikasi aroma jenis kopi gayo untuk membandingkan jenis kopi Gayo natural dan kopi Gayo wine adalah dengan menggunakan *Electronic Nose (E-Nose)*. Sistem *E-Nose* merupakan instrument yang dapat mendeteksi aroma seperti pada penciuman manusia, yang terdiri dari serangkaian sensor *Metal Oxide Semiconductor (MOS)* [7]. Permasalahan hasil pembacaan data pada sensor biasanya menghasilkan data yang banyak dan kurang spesifik untuk dilakukan klasifikasi. Untuk permasalahan tersebut agar lebih efektif dapat dilakukan pengolahan data menggunakan teknik seleksi fitur atau *feature selection*. Seleksi fitur adalah salah satu tahap praproses pada klasifikasi dengan memilih fitur-fitur yang relevan terhadap akurasi klasifikasi untuk meningkatkan efektifitas dan efisiensi meningkatkan performa kinerja pada sistem [8].

Proses seleksi fitur tersebut telah digunakan untuk beberapa penelitian seperti, mendiskriminasi aroma kopi robusta yang berasal dari pulau Jawa dan Sumatera menggunakan *Principal Component Analysis (PCA)* dengan dilakukannya ekstraksi ciri menggunakan dua metode yakni ekstraksi ciri gradien dan ekstraksi nilai rerata untuk keperluan kendali mutu selama proses pengolahan [9]. Digunakan pula untuk mendiskriminasi macam-macam obat herbal dari beberapa asal geografis yang berbeda, yang terdiri dari 5 kategori obat herbal dan 3 hingga 4 perbedaan geografis yang akan kemudian diklasifikasikan seleksi *fitur* dengan metode *Signal to Noise Ratio (SNR)* [10]. Klasifikasi seleksi fitur pada gas untuk mengesktrak informasi kinerja respon sensor dengan 3 jenis fitur *magnitude*, *difference*, dan *derivative* menggunakan metode MDIP dengan hasil akurasi klasifikasi rata-rata 80,6% [11]. Berdasarkan permasalahan di atas, pada penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk optimasi kinerja sistem *E-Nose* dengan penerapan seleksi fitur untuk mendapatkan kombinasi fitur terbaik yang relevan terhadap data dari aroma jenis kopi arabika Gayo yang diharapkan dapat lebih efektif dan mampu meningkatkan kinerja sistem dalam klasifikasi pada jenis aroma kopi Gayo natural dan kopi Gayo wine. Metode seleksi fitur yang akan diterapkan menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* dengan nilai *Sum of Absolute Errors (SAE)* terkecil yang menjadi metrik kinerja SVM terhadap fitur-fitur masukan. Kemudian dilakukan pengujian terhadap kinerja sistem SVM untuk mengetahui tolak ukur pada sistem. Naskah ini disusun meliputi bagian 2 menjelaskan tahapan dalam penelitian. Bagian 3 menjelaskan hasil analisis dari metode penelitian hingga di bagian 4 mendapatkan beberapa kesimpulan.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1. Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 2 jenis kopi Gayo bubuk berdasarkan proses pasca panen metode kering yakni jenis Gayo natural dan Gayo wine. Sampel untuk pengujian terdiri dari 15 kantong yang berisi 10gr dari masing-masing jenis kopi Gayo natural dan kopi Gayo wine, sehingga total 30 sampel kantong kopi.



Gambar 1. Sampel Kopi Gayo *Natural* dan Gayo *Wine*

## 2.2. Peralatan Penelitian

Peralatan yang digunakan pada penelitian terdiri dari alat *E-Nose* dan komputer. Alat *E-Nose* digunakan untuk akuisisi data terhadap aroma kopi Gayo, alat ini terdiri dari 6 buah sensor MOS yaitu MQ-3, MQ-9, MQ-135, TGS-822, TGS-2600, dan TGS-2611. Sensor MOS tersebut memiliki sensitivitas terhadap gas tertentu seperti pada Tabel 1 berikut.

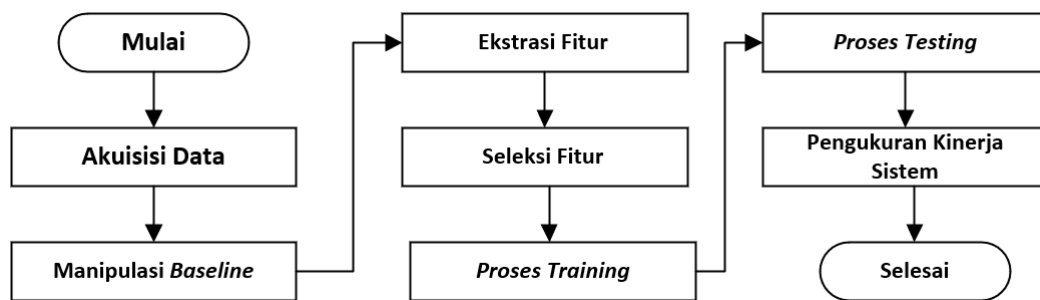
Tabel 1. Sensitivitas Sensor MOS

Tipe Sensor	Sensitivitas
MQ-3	Alkohol, Benzena
MQ-9	Karbon Monoksida, Propana, Metana
MQ-135	Kualitas udara (Asap, Karbon Dioksida, Karbon Monoksida, dll)
TGS-822	Uap pelarut (Etanol, Benzena, Aseton, dll)
TGS-2600	Kualitas udara (Asap, Karbon Dioksida, Karbon Monoksida, dll)
TGS-2611	Metana, Etanol, Isobutana, Hidrogen

Pada Tabel 1 di atas menunjukkan sensitivitas sensor MOS terhadap gas tertentu yang digunakan pada *E-Nose*. Kemudian digunakan komputer untuk pra-pengolahan dan pengolahan data melalui *software* MATLAB R2019a yang terinstal pada komputer.

## 2.3. Tahapan Penelitian

Penelitian yang dilaksanakan memiliki beberapa tahapan-tahapan seperti ditunjukkan pada diagram alir Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alir Penelitian

Mengacu pada Gambar 2 diagram alir di atas penelitian terdiri dari 7 tahapan penelitian yaitu akuisisi data, manipulasi baseline, ekstraksi fitur, seleksi fitur, proses *training*, proses *testing*, dan pengukuran kinerja sistem.

## 2.4. Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan pengambilan data dari aroma kopi Gayo yang akan dibaca oleh alat *E-Nose* dan menghasilkan deret nilai yang membentuk pola respons yang akan disimpan pada *file* berupa *Comma Separated Value* (CSV) yang diteruskan pada komputer untuk proses pra-pengolahan dan pengolahan data. Proses pengambilan data pada 1 *sample* jenis kopi Gayo dilakukan sebanyak 3 kali perulangan, secara keseluruhan data yang diperoleh sebanyak 90 data yang kemudian data tersebut dibagi untuk proses *training* dan *testing* seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian data untuk Training dan Testing

Proses	Perulangan ke-	Natural	Wine	Split data
Training	2 dan 3	30	30	60
Testing	1	15	15	30
Jumlah		45	45	90

Berdasarkan Tabel 2 di atas dari 90 data dibagi untuk proses *training* sebanyak 60 data pada perulangan ke-2 dan 3 dan proses *testing* 30 data pada perulangan ke-1. Dalam pengambilan per 1 data dilakukan selama 100 detik dengan frekuensi cupik sebesar 10Hz, hasil pengambilan data dari 6 sensor akan menghasilkan deret nilai per sensor sebanyak 1000 berskala mV sehingga menghasilkan dimensi 1000x6 per data pada semua sensor. Terdapat 3 skenario tahapan pada proses akuisisi data yaitu *flushing*, *collecting*, dan *purging*. Proses *flushing* proses awal untuk membersihkan ruang *sampling* untuk memberikan udara bebas, proses ini dilakukan selama 5 detik, kemudian proses *collecting* kondisi ruang *sampling* mulai terisi oleh gas aroma objek selama 25 detik, pada

proses ini untuk mendapatkan data aroma masing-masing jenis kopi Gayo. Setelah itu proses *purging* yakni kondisi pembuangan gas aroma objek dari ruang *sampling* yang berlangsung selama 70 detik.

## 2.5. Manipulasi Baseline

Kemudian tahap pra-pengolahan data yakni manipulasi baseline yang dilakukan untuk mengembalikan sinyal awal respon sensor atau menyamakan titik dasar pada masing-masing sensor MOS. Manipulasi setiap hasil data dilakukan dengan pengurangan nilai maksimum terhadap nilai minimum pada sensor [12] seperti pada Persamaan (1).

$$Y_{n^1} = Y_n - Y_1 \quad (1)$$

Dimana merupakan nilai tegangan baru hasil manipulasi, merupakan nilai tegangan maksimum dari data sensor dan merupakan nilai tegangan terendah dari data yang didapat pada saat proses *flushing*.

## 2.6. Ekstrasi Fitur

Ekstrasi fitur merupakan bagian dari pra-pengolahan data. Pada proses ini berfungsi untuk menampilkan suatu pola atau fitur pada sampel yang dilakukan dengan ekstrasi terhadap respon sensor [13]. Penelitian ini menggunakan 7 jenis fitur yang secara keseluruhan akan menghasilkan 10 jenis fitur, dikarenakan salah satu jenis fitur akan menghasilkan 4 nilai fiturnya. Daftar fitur yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Daftar Fitur dengan Kode Penamaan Fitur

No.	Fitur	Kode Fitur
1	Mean	F1
2	Skewness	F2
3	Kurtosis	F3
4	Varians	F4
5	Nilai Maksimum	F5
6	Daya Sinyal	F6
7	Daya Spektrum Frekuensi Ke-1	F7
8	Daya Spektrum Frekuensi Ke-2	F8
9	Daya Spektrum Frekuensi Ke-3	F9
10	Daya Spektrum Frekuensi Ke-4	F10

Tabel 3 menunjukkan daftar fitur yang digunakan penelitian ini. Pemilihan fitur ini berdasarkan dari statistika yang mewakili ciri dari kumpulan data dan karakteristik sinyal data yang dibaca oleh E-Nose yang merupakan data sinyal *non-periodik*. Fitur *mean* merupakan nilai rata-rata dari suatu kumpulan data. Fitur *skewness* merupakan nilai koefisien ketidaksimetrisan dalam distribusi probabilitas variabel. Fitur *kurtosis* merupakan ukuran derajat keruncingan. Fitur *varians* merupakan pengukuran *statistic* dari penyebaran angka pada data. Fitur nilai maksimum merupakan nilai paling besar dari data. Fitur daya sinyal merupakan nilai *Power Spektrum Density* (PSD) dari teorema Parseval. Fitur daya spektrum frekuensi merupakan nilai magnitudo 4 terbesar pada frekuensi dikrit dari hasil *Fast Fourier Transform* (FFT).

## 2.7. Seleksi Fitur

Tahap pra-pengolahan terakhir ialah seleksi *fitur* dengan pembuatan beberapa kombinasi fitur. Fitur yang telah diekstrasi kemudian diseleksi dengan dilakukan proses seleksi fitur dengan pembuatan susunan kombinasi fitur yang akan diterapkan pada proses *training* dengan *classifier Support Vector Machine* (SVM), kemudian dilihat jumlah nilai galat terkecil atau *Sum of Absolute Error* (SAE) yang akan dijadikan standar kualifikasi pemilihan *fitur* berdasarkan persamaan (2).

$$SAE = \sum_{i=1}^n |X_i - \hat{X}_i| \quad (2)$$

Dimana  $X_i$  nilai hasil prediksi dan  $\hat{X}_i$  merupakan nilai kelas sesungguhnya. Pembuatan susunan kombinasi berdasarkan susunan kombinasi minimal 5 kombinasi hingga maksimal 10 kombinasi fitur dengan total susunan kombinasi sebanyak 638 kombinasi. Hasil seleksi fitur dari susunan 5 kombinasi fitur menghasilkan sebanyak 56 susunan terbaik dari total 252 kombinasi, untuk susunan 6 kombinasi menghasilkan susunan sebanyak 28 kombinasi dari total 210, kemudian untuk susunan 7 kombinasi menghasilkan susunan sebanyak 8 kombinasi dari total 120 kombinasi dan terakhir susunan 8 kombinasi menghasilkan susunan sebanyak 1 susunan dari total 45 kombinasi.

## 2.8. Proses Training

Proses Training merupakan proses pengolahan data dan tahap pelatihan SVM untuk penerapan kombinasi fitur yang telah terseleksi. Pada proses training ini akan melihat hasil nilai SAE dari fitur yang telah terseleksi sebelumnya. Data yang digunakan pada proses *training* menggunakan 60 data, yang kemudian akan mendapatkan konfigurasi SVM yaitu *network SVM* yang akan digunakan pada tahap proses *testing* selanjutnya.

## 2.9. Proses Testing

Proses *testing* juga merupakan tahap pengolahan data klasifikasi. Pada proses pengujian ini dilakukan menggunakan 30 data dengan konfigurasi SVM yang telah diperoleh, proses pengujian ini digunakan untuk mengetahui performa kerja dan pengaruh dari penerapan seleksi fitur.

## 2.10. Pengukuran Kinerja Sistem

Hasil *testing* akan mendapatkan nilai tolak ukur dari performa sistem dengan menggunakan *confusion matrix*. Nilai akurasi digunakan sebagai kebenaran nilai rasio dari total keseluruhan jumlah prediksi yang benar mengklasifikasi dengan jumlah total sampel input. Nilai presisi merupakan jumlah hasil memprediksi positif yang benar dengan seberapa sering kebenaran tersebut. Sensitivitas jumlah hasil aktualnya positif yang benar dibagi dengan jumlah semua sampel yang relevan dengan seberapa sering memprediksi positif [14] dengan menggunakan persamaan (3) hingga (5).

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$Presisi = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (4)$$

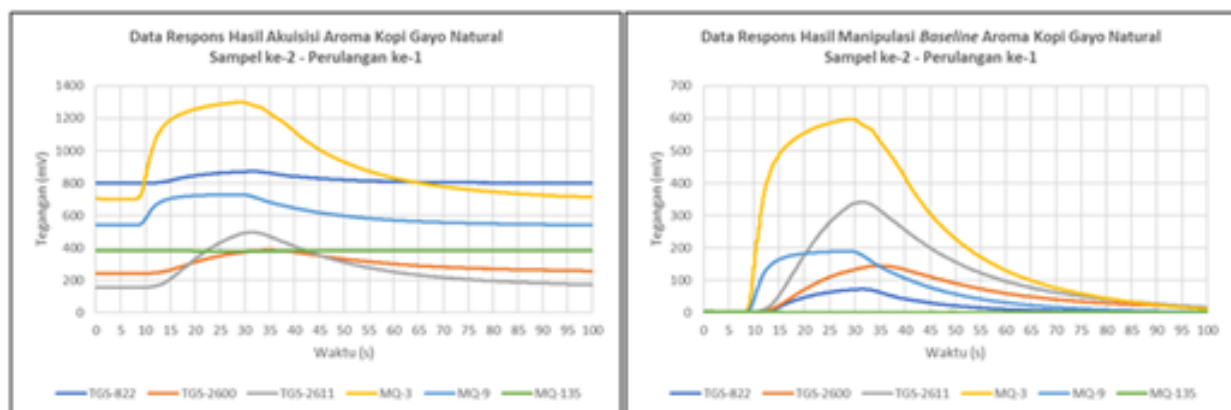
$$Sensitivitas = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (5)$$

Dimana *TP* (*True Positive*) merupakan data yang diyakini positif dan hasilnya benar, *TN* (*True Negative*) merupakan data yang diyakini negatif dan terdeteksi hasilnya benar, *FP* (*False Positive*) merupakan data yang diyakini positif namun hasilnya ternyata terdeteksi salah, dan *FN* (*False Negative*) merupakan data yang diyakini negatif dan hasilnya terdeteksi juga salah.

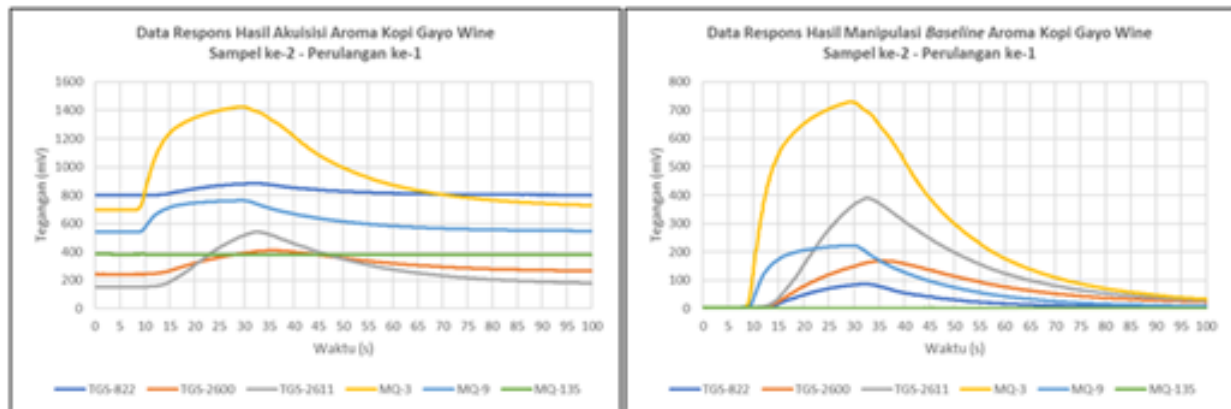
## 3. HASIL DAN ANALISIS

### 3.1. Hasil Akuisisi Data dan Manipulasi Baseline

Hasil akuisisi data dengan *E-Nose* menghasilkan respon sensor tegangan berskala mV dan manipulasi *baseline* menghasilkan pergeseran titik data dari hasil akuisisi data. Hasil akuisisi dan manipulasi *baseline* pada Gambar 3 dan kopi Gayo natural dan Gambar 4 kopi Gayo wine.



Gambar 3. Akuisisi Data (kiri) dan Manipulasi *Baseline* (kanan) Kopi Gayo Natural



Gambar 4. Hasil Akuisisi Data (kiri) dan Manipulasi *Baseline* (kanan) Kopi Gayo Wine

Pada grafik sumbu x merupakan waktu dan sumbu y merupakan respon tegangan. Hasil respon sensor sesuai dengan melalui proses akuisisi data seperti proses *flushing* yang data pada titik awal dasar, yang kemudian sensor merespon dengan menaikkan grafik yang merupakan proses *collecting*, dan terakhir proses *purging* dengan respon grafik yang mengalami penurunan. Data yang digunakan pada masing-masing sampel jenis kopi Gayo adalah data mentah sampel ke-2 perulangan ke-1. Respon manipulasi *baseline* memiliki hasil pengukuran titik dasar yang sama mendekati 0 yang mana dapat dilanjutkan ke proses selanjutnya.

### 3.2. Hasil Ekstraksi Fitur

Setelah dilakukan manipulasi *baseline* kemudian dilakukan ekstraksi fitur. Hasil dari ekstraksi fitur menghasilkan data nilai fitur per sensor yang menghasilkan dimensi 10x6. Hasil ekstraksi fitur kopi Gayo natural seperti pada Tabel 4 dan kopi Gayo wine pada Tabel 5.

Tabel 4. Hasil Ekstraksi Fitur Kopi Gayo Natural

Kode Fitur	Sensor					
	TGS-822	TGS-2600	TGS-2611	MQ-3	MQ-9	MQ-135
F1	20,71	58,95	116,02	225,84	65,11	1,75
F2	1,04	0,51	0,79	0,59	0,75	1,08
F3	2,63	1,94	2,29	1,73	1,96	4,54
F4	538,85	2086,41	11389,98	46555,64	4711,82	0,64
F5	73,20	145,30	342,10	597,90	189,50	4,70
F6	968294,67	5565488,04	24864010,37	97612230,16	8955530,85	3724,60
F7	27,90	58,95	131,19	271,67	84,23	1,75
F8	20,71	57,85	116,02	225,84	65,11	0,65
F9	15,28	26,83	66,77	119,99	41,03	0,59
F10	7,19	9,46	30,64	43,88	18,04	0,52

Tabel 5. Hasil Ekstraksi Fitur Kopi Gayo Wine

Kode Fitur	Sensor					
	TGS-822	TGS-2600	TGS-2611	MQ-3	MQ-9	MQ-135
F1	24,58	70,72	133,58	279,75	77,95	1,36
F2	1,03	0,43	0,77	0,58	0,74	1,05
F3	2,65	1,90	2,28	1,77	2,00	4,32
F4	682,51	2772,46	14151,40	63914,42	5879,28	0,37
F5	84,90	168,30	389,40	729,40	222,40	3,40
F6	1287108,61	7779281,89	32012626,15	142250313,30	11961569,82	2217,72
F7	31,54	70,72	146,71	318,28	93,99	1,36
F8	24,58	67,27	133,58	279,75	77,95	0,53
F9	17,00	29,94	73,98	142,24	46,12	0,42
F10	8,16	9,85	33,29	54,09	21,35	0,34

### 3.3. Hasil Seleksi Fitur

Hasil seleksi fitur terhadap data yang telah dilakukan ekstraksi fitur menghasilkan beberapa susunan kombinasi fitur terbaik yang berdasarkan dari standar kualifikasi yang memiliki nilai SAE terkecil. Hasil beberapa seleksi fitur ditunjukkan pada Tabel 6.



Tabel 6. Hasil Susunan Kombinasi Seleksi Fitur

Susunan 5 Kombinasi Fitur										
No.										SAE
1	F1	F2	F3	F7	F8					0
2	F1	F2	F3	F7	F9					0
3	F1	F2	F3	F7	F10					0
Susunan 6 Kombinasi Fitur										
No.										SAE
1	F1	F2	F3	F7	F8	F10				0
2	F1	F2	F3	F7	F9	F10				0
Susunan 7 Kombinasi Fitur										
No.										SAE
1	F1	F2	F3	F5	F7	F8	F9			0
2	F1	F2	F3	F5	F7	F8	F10			0
Susunan 8 Kombinasi Fitur										
No.										SAE
1	F1	F2	F3	F5	F7	F8	F9	F10	0	

Susunan kombinasi minimal 5 kombinasi hingga maksimal 10 kombinasi fitur dengan total susunan kombinasi sebanyak 638. Hasil seleksi fitur dari susunan 5 kombinasi fitur menghasilkan sebanyak 56 susunan terbaik dari total 252 kombinasi, untuk susunan 6 kombinasi menghasilkan susunan sebanyak 28 kombinasi dari total 210, kemudian untuk susunan 7 kombinasi menghasilkan susunan sebanyak 8 kombinasi dari total 120 kombinasi dan terakhir susunan 8 kombinasi menghasilkan susunan sebanyak 1 susunan dari total 45 kombinasi. Hasil keseluruhan susunan kombinasi jumlah nilai galat SAE sebesar 0. Untuk hasil seleksi fitur susunan 9 dan 10 tidak termasuk kedalam kombinasi terbaik karena keduanya memiliki nilai galat lebih besar dari standar kualifikasi dengan jumlah galat masing-masing adalah 31. Sehingga hasil keseluruhan susunan kombinasi yang diperoleh adalah 94 kombinasi terbaik dari total keseluruhan 638 kombinasi yang dihasilkan.

### 3.4. Hasil Training, Testing, dan Pengukuran Kinerja Sistem

Hasil *training* yang dilakukan merupakan penerapan kombinasi fitur yang terseleksi menghasilkan nilai SAE dan persentase galat. Kemudian hasil *testing* pun menghasilkan nilai SAE dan persentase galat. Untuk pengukuran kerja sistem dari hasil *testing* menghasilkan nilai akurasi, presisi, dan sensitivitas. Sebagai pembandingan sebelum tahap hasil *training*, *testing* dan pengukuran kinerja sistem susunan kombinasi fitur terbaik. Hasil tersebut ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Training, Testing, dan Kinerja Sistem Seluruh Fitur

No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Galat (%)	SAE (n)	Galat (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	31	51,67	15	50,00	50,00	50,00	6,67

Hasil uji coba pada Tabel 5 di atas, pada hasil *training* yang diperoleh dari hasil *training* terhadap 60 data fitur menghasilkan SAE sebesar 31 dengan persentase galat sebesar 51,67%. Kemudian untuk hasil *testing* yang diperoleh dari 30 data fitur menghasilkan nilai SAE sebesar 15 dengan persentase galat sebesar 50,00%. Lalu hasil dari kinerja sistem secara rata untuk persentase nilai akurasi, presisi, dan sensitivitas menghasilkan nilai sebesar 50,00%. Setelah dilakukan uji coba dan mendapat hasil dari penerapan seluruh fitur maka dilanjutkan dengan hasil dari susunan kombinasi fitur terbaik seperti yang ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Training, Testing, dan Kinerja Sistem Susunan Kombinasi Fitur

Susunaan 5 Kombinasi Fitur							
No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Galat (%)	SAE (n)	Galat (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0	3	10,00	90,00	87,50	93,33
2	0	0	4	13,33	86,67	86,67	86,67
3	0	0	2	6,67	93,33	93,33	93,33
Susunaan 6 Kombinasi Fitur							
No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Galat (%)	SAE (n)	Galat (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0	3	10,00	90,00	87,50	93,33
2	0	0	2	6,67	93,33	93,33	93,33
Susunaan 7 Kombinasi Fitur							
No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Galat (%)	SAE (n)	Galat (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0	3	10,00	90,00	87,50	93,33
2	0	0	3	10,00	90,00	87,50	93,33
Susunaan 8 Kombinasi Fitur							
No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Galat (%)	SAE (n)	Galat (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0	3	10,00	90,00	87,50	93,33

Dari hasil Tabel 8 di atas untuk hasil *training*, *testing* dan pengukuran kinerja alat dari penerapan kombinasi fitur terbaik dari beberapa hasil yang ditampilkan. Hasil *training* menghasilkan SAE dan persentase galat bernilai 0, hal tersebut selaras dengan hasil *training* yang digunakan untuk seleksi fitur sebelumnya. Untuk hasil *testing* SAE terkecil bernilai 2 dengan persentase galat 6,67%. Hasil kinerja sistem dari susunan kombinasi tersebut menghasilkan nilai akurasi sebesar 93,33%, nilai presisi sebesar 93,99% dan nilai sensitivitas sebesar 93,33%. Secara keseluruhan hasil pengukuran kinerja sistem dari 94 susunan kombinasi fitur terbaik, terdapat 12 data susunan kombinasi dengan nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar 93,33%. Dari 12 data tersebut, susunan 5 kombinasi terbaik mean (F1), *skewness* (F2), kurtosis (F3), daya spektrum frekuensi ke-1 (F7), dan daya spektrum frekuensi ke-4 (F10) yang menjadi kombinasi fitur terbaik utama karena memiliki jumlah fitur yang sedikit, namun data susunan kombinasi lainnya dapat dijadikan alternatif kombinasi fitur terbaik lainnya. Semakin jumlah fiturnya sedikit maka mempercepat pada proses komputasi [15], sehingga pemilihan kombinasi 5 fitur merupakan kombinasi fitur terbaik utama. Pemilihan fitur ini dapat mereduksi data fitur yang tidak relevan sehingga dapat meningkatkan klasifikasi yang lebih baik [10], dapat meningkatkan efisiensi dan mengoptimalkan kinerja sistem. Dengan menerapkan seleksi fitur pada klasifikasi dengan menggunakan E-Nose memiliki pengaruh besar pada keakuratan pada proses pengujian selanjutnya [16].

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari pelaksanaan penelitian ini berdasarkan hasil dan pembahasan adalah penerapan seleksi fitur yang dapat meningkatkan kinerja sistem E-Nose dalam klasifikasi jenis kopi Gayo berdasarkan proses pasca panen yakni kopi Gayo natural dan Gayo wine. Penggunaan metode seleksi fitur dengan menggunakan SVM yang berdasarkan nilai SAE untuk mendapatkan susunan kombinasi fitur terbaik yaitu dari 638 kombinasi didapat 12 kombinasi terbaik dengan jumlah fitur yang sedikit. Didapat susunan 5 kombinasi fitur terbaik utama yakni mean, *skewness*, kurtosis, daya spektrum frekuensi ke-1, dan daya spektrum frekuensi ke-4 dengan hasil kinerja sistem yang lebih baik dari penerapan seluruh fitur dengan nilai akurasi 93,33%, presisi 93,33% dan sensitivitas 93,33% yang membuktikan bahwa kombinasi dari hasil seleksi fitur terbaik dapat mengoptimalkan kinerja sistem. Selanjutnya meskipun objek penelitian hanya menggunakan salah satu jenis kopi, untuk penelitian selanjutnya dapat diterapkan secara umum untuk klasifikasi objek jenis sampel lainnya yang memiliki kelas lebih banyak serta menambahkan jenis-jenis fitur lainnya dengan menggunakan E-Nose.

#### REFERENSI

- [1] M. Saputri, H. N. Lioe, and C. H. Wijaya, "Pemetaan Karakteristik Kimia Biji Kopi Arabika Gayo dan Robusta Gayo," *Jurnal Teknologi dan Industri Pangan*, vol. 31, no. 1, pp. 76–85, 2020.
- [2] Kementerian RI, *Outlook Komoditas Perkebunan Kopi 2019*. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian Sekretariat Jendral, 2019.
- [3] R. Fadhil, M. S. Maarif, T. Bantacut, and A. Hermawan, "Model Strategi Pengembangan Sumber Daya Manusia Agroindustri Kopi Gayo dalam Menghadapi Masyarakat Ekonomi ASEAN," *Jurnal Manajemen Teknologi*, vol. 16, no. 2, pp. 141–155, 2017.
- [4] M. T. Pamungkas, M. Masrukan, and K. SAR, "Pengaruh Suhu dan Lama Penyangraian (Roasting) Terhadap Sifat Fisik dan Kimia pada Seduhan Kopi Arabika (*Coffea Arabica L.*) dari Kabupaten Gayo, Provinsi Aceh," *Agrotech : Jurnal Ilmiah Teknologi Pertanian*, vol. 3, no. 2, pp. 1–10, 2021.
- [5] E. Randriani and E. Wardiana, "Atribut Mutu Empat Kultivar Kopi Arabika pada Ketinggian Tempat Tumbuh dan Metode Pengolahan yang Berbeda," *Journal of Industrial and Beverage Chops*, vol. 5, no. 1, pp. 21–30, 2018.
- [6] M. Farhan, "Pengaruh Metode Pengolahan Pasca Panen dan Teknik Penyeduhan Terhadap Cita Rasa Kopi," Ph.D. dissertation, 2019.
- [7] R. K. Raigar, R. Upadhyay, and H. N. Mishra, "Storage Quality Assessment of Shelled Peanuts Using Non-Destructive Electronic Nose Combined with Fuzzy Logic Approach," *Postharvest Biology and Technology*, vol. 132, no. May, pp. 43–50, 2017.
- [8] L. A. A. R. Putri, "Seleksi Fitur dalam Klasifikasi Genre Musik," *Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Udayana*, vol. 10, no. 1, pp. 19–26, 2017.
- [9] Y. Arimurti, K. Triyana, and S. Anggrahini, "Portable Electronic Nose sebagai Instrumen untuk Diskriminasi Aroma Kopi Robusta Jawa dan Robusta Sumatera yang Terkorelasi dengan Gas Chromatography Mass Spectrometry," *Jurnal Ilmu Fisika — Universitas Andalas*, vol. 10, no. 2, pp. 113–124, 2018.
- [10] X. Zhan, X. Guan, R. Wu, Z. Wang, Y. Wang, and G. Li, "Feature Engineering in Discrimination of Herbal Medicines From Different Geographical Origins with Electronic Nose," *Proceedings of 2019 IEEE 7th International Conference on Bioinformatics and Computational Biology, ICBCB 2019*, pp. 56–62, 2019.



- [11] Y. T. Liu and K. T. Tang, "A Minimum Distance Inliers Probability (MDIP) Feature Selection Method to Enhance Gas Classification for An Electronic Nose System," *ISOEN 2019 - 18th International Symposium on Olfaction and Electronic Nose, Proceedings*, no. 101, pp. 2019–2021, 2019.
- [12] E. F. Anggara, T. W. Widodo, and D. Lelono, "Deteksi Daging Sapi Menggunakan Electronic Nose Berbasis Bidirectional Associative Memory," *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, vol. 7, no. 2, p. 209, 2017.
- [13] I. Inca, T. W. Widodo, and D. Lelono, "Klasifikasi Teh Hijau dan Teh Hitam Tambi-Pagilaran dengan Metode Principal Component Analysis (PCA) Menggunakan E-Nose," *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, vol. 8, no. 1, p. 61, 2018.
- [14] A. Mujumdar and V. Vaidehi, "Diabetes Prediction Using Machine Learning Algorithms," *Procedia Computer Science*, vol. 165, pp. 292–299, 2019.
- [15] L. Yu and H. Liu, "Feature Selection for High-Dimensional Data: A Fast Correlation-Based Filter Solution," *Proceedings, Twentieth International Conference on Machine Learning*, vol. 2, pp. 856–863, 2003.
- [16] Y. Yin and Y. Zhao, "A Feature Selection Strategy of E-nose Data Based on PCA Coupled with Wilks  $\Lambda$ -Statistic for Discrimination of Vinegar Samples," *Journal of Food Measurement and Characterization*, vol. 13, no. 3, pp. 2406–2416, 2019.

