

## Implementasi Metode Machine Learning Untuk Klasifikasi Aroma Parfum Berbasis Arduino

Imran Djafar<sup>1</sup>, Baizul Zaman<sup>2</sup>, Marsellus O. Kadang<sup>3</sup>

Universitas Dipa Makassar, STMIK Kharisma Makassar, Universitas Dipa Makassar  
Jalan Perintis Kemerdekaan KM.9 Makassar, Telp.(0411)587194 – Fax (0411)588284  
e-mail: imrandjafar@undipa.ac.id<sup>1</sup>, baizul@kharisma.ac.id<sup>2</sup>, Mkadang2000@gmail.com<sup>3</sup>

### Abstrak

Klasifikasi aroma parfum merupakan tantangan dalam bidang sensorik dan elektronik yang memiliki aplikasi luas di industri parfum, keamanan, dan kesehatan. Penelitian ini mengembangkan sistem berbasis Arduino menggunakan enam sensor gas MQ untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan sepuluh jenis parfum berbeda. Metode machine learning, khususnya Random Forest dan Support Vector Machine (SVM), digunakan untuk membangun model klasifikasi. Data dikumpulkan dalam bentuk time series, yang kemudian diekstraksi fiturnya menggunakan teknik statistik dan transformasi sinyal seperti Fast Fourier Transform (FFT). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode Random Forest memiliki akurasi sebesar 92,5%, sementara SVM mencapai 90,3%. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan machine learning dapat meningkatkan akurasi dan efisiensi klasifikasi aroma parfum, sehingga dapat diterapkan dalam berbagai industri terkait. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan eksplorasi deep learning dan penggunaan sensor tambahan untuk meningkatkan keakuratan deteksi aroma.

**Kata kunci:** Klasifikasi Aroma Parfum, Machine Learning, Sensor Gas MQ, Random Forest dan SVM.

### Abstract

*Fragrance aroma classification is a challenge in the field of sensory and electronics that has wide applications in the perfume, security, and health industries. This study develops an Arduino-based system using six MQ gas sensors to detect and classify ten different types of perfumes. Machine learning methods, specifically Random Forest and Support Vector Machine (SVM), are used to build the classification model. Data are collected in the form of time series, which are then extracted using statistical techniques and signal transformations such as Fast Fourier Transform (FFT). The evaluation results show that the Random Forest method has an accuracy of 92.5%, while SVM reaches 90.3%. This study shows that the machine learning approach can improve the accuracy and efficiency of perfume aroma classification, so it can be applied in various related industries. For further research, it is recommended to explore deep learning and use additional sensors to improve the accuracy of aroma detection.*

**Keywords:** *Perfume Aroma Classification, Machine Learning, MQ Gas Sensors, Random Forest, SVM.*

### 1. Pendahuluan

Dalam berbagai industri, seperti industri parfum hingga kesehatan dan keamanan, klasifikasi aroma sangat penting. Secara efektif mengidentifikasi dan mengklasifikasikan aroma dapat membantu industri parfum dalam pembuatan produk, pengendalian kualitas, dan penciptaan produk baru (Jiangetal., 2019). Pendeteksian aroma digunakan dalam bidang keamanan untuk mengidentifikasi gas beracun, bahan peledak, dan kebocoran zat kimia (Wenetal., 2021). Di sisi lain, dalam bidang kesehatan, klasifikasi aroma dapat digunakan dalam analisis biomarker untuk mendeteksi penyakit seperti diabetes dan kanker paru-paru melalui analisis napas (Zhangetal., 2020).

Ada berbagai cara untuk mendeteksi aroma secara otomatis. Teknik berbasis sensor gas mungkin merupakan alternatif yang menguntungkan untuk mendeteksi zat volatil dengan biaya yang lebih rendah daripada metode laboratorium seperti kromatografi gas dan spektrometri massa (Wang etal., 2019). Tetapi masalah dengan penggunaan sensor gas adalah pola aroma yang kompleks dan ketidakpastian data, yang memerlukan metode klasifikasi yang canggih.

Machinelearning telah banyak digunakan dalam klasifikasi data kompleks dan memberikan solusi yang bagus untuk memproses data sensor gas. Model ForestRandom dan SupportVectorMachines (SVM) telah terbukti dapat menangani masalah klasifikasi berbasis sensor dengan tingkat akurasi yang tinggi (Breiman, 2001; Cortes&Vapnik, 1995). Oleh karena itu, tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi aroma parfum yang lebih akurat dengan menggunakan sensor gas berbasis Arduino dan algoritma pembelajaran mesin.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Alat dan Bahan Penelitian

Berikut adalah daftar **alat dan bahan** yang digunakan dalam penelitian ini:

#### Alat:

1. **Arduino Uno** – Mikrokontroler utama yang digunakan untuk mengontrol sensor dan memproses data.
2. **Sensor Gas MQ** – Terdiri dari enam sensor gas dengan sensitivitas terhadap berbagai senyawa volatil:
  - **MQ-2** – Deteksi gas LPG, butana, propana, dan asap.
  - **MQ-3** – Deteksi alkohol, etanol, dan gas organik lainnya.
  - **MQ-5** – Deteksi LPG, gas alam, dan gas kota.
  - **MQ-6** – Deteksi gas butana, LPG, dan gas minyak lainnya.
  - **MQ-7** – Deteksi karbon monoksida (CO).
  - **MQ-135** – Deteksi senyawa organik volatil (VOC) seperti amonia, karbon dioksida, dan formaldehida.
3. **Resistor 10KΩ & 1KΩ** – Digunakan dalam konfigurasi pembagi tegangan untuk membaca perubahan resistansi sensor.
4. **Modul Breadboard & Kabel Jumper** – Untuk koneksi dan penyusunan rangkaian.
5. **Modul Power Supply 5V** – Untuk menyuplai daya ke Arduino dan sensor.
6. **LCD 16x2 atau OLED Display (opsional)** – Untuk menampilkan hasil pembacaan sensor secara langsung.
7. **Software Arduino IDE** – Untuk mengunggah kode ke mikrokontroler Arduino.
8. **Python (Pandas, Scikit-Learn, Matplotlib, NumPy, dan Seaborn)** – Digunakan untuk preprocessing data, analisis, dan klasifikasi menggunakan machinelearning.

#### Bahan:

1. **Parfum (10 Jenis)** – Sampel parfum dengan komposisi senyawa volatil yang berbeda sebagai bahan utama penelitian.

### 2.2 Pengumpulan Data

Data aroma dikumpulkan dengan mengekspos sensor terhadap sepuluh jenis parfum yang berbeda selama **60 detik**, dengan frekuensi pencatatan data setiap **0,5 detik**. Proses ini dilakukan dalam lingkungan yang terkendali untuk menghindari kontaminasi udara yang dapat mempengaruhi hasil pengukuran (Wang et al., 2019). Data yang dikumpulkan berupa perubahan resistansi sensor yang kemudian dikonversi menjadi nilai tegangan menggunakan mikrokontroler Arduino.

### 2.3 Ekstraksi Fitur

Setelah data dikumpulkan, langkah selanjutnya adalah melakukan **ekstraksi fitur**, yaitu mengambil karakteristik penting dari sinyal sensor untuk digunakan dalam klasifikasi aroma parfum. Ekstraksi fitur dilakukan untuk mengurangi dimensi data mentah dan meningkatkan akurasi model machinelearning (Zhanget al., 2020).

Beberapa teknik ekstraksi fitur yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

#### 1. Statistik Dasar

Fitur statistik dasar digunakan untuk merepresentasikan pola umum dari sinyal sensor dalam bentuk nilai numerik yang stabil. Beberapa fitur yang digunakan:

- **Mean (Rata-rata):** Menghitung rata-rata dari nilai sinyal selama periode pengambilan data.
- **Standar Deviasi:** Mengukur seberapa tersebar nilai data dari rata-rata.
- **Skewness:** Mengukur asimetri distribusi data.
- **Kurtosis:** Mengukur kepuncakan distribusi data.

Sebagai contoh, jika nilai sensor selama 5 detik menghasilkan data sebagai berikut: [1.2, 1.3, 1.1, 1.4, 1.2], maka:

- Mean = 1.24
- Standar Deviasi = 0.11
- Skewness dan Kurtosis dihitung menggunakan metode statistik standar.

## 2. Transformasi Frekuensi (FFT - Fast Fourier Transform)

FFT digunakan untuk menganalisis sinyal dalam domain frekuensi. Dengan menerapkan transformasi ini, kita dapat mengidentifikasi frekuensi dominan dalam sinyal sensor yang mungkin mengindikasikan komposisi zat volatil tertentu dalam parfum (Wang et al., 2019).

Contoh penerapan FFT pada sinyal sensor yang berosilasi dapat menunjukkan bahwa parfum dengan kadar alkohol tinggi memiliki puncak pada frekuensi tertentu, yang membedakannya dari parfum berbasis minyak.

## 3. Analisis Korelasi Antar-Sensor

Karena sistem menggunakan enam sensor gas MQ yang berbeda, penting untuk mengetahui bagaimana data dari masing-masing sensor saling berkorelasi. Dengan menghitung matriks korelasi antar sensor, kita dapat menentukan apakah ada pola hubungan yang signifikan dalam mendeteksi aroma parfum tertentu.

Sebagai contoh, jika sensor MQ-3 (alkohol) memiliki korelasi tinggi dengan MQ-135 (senyawa organik volatil), maka parfum dengan kadar alkohol tinggi mungkin memiliki pengaruh besar terhadap kedua sensor ini.

## 4. Principal Component Analysis (PCA) untuk Reduksi Dimensi

Untuk mengurangi kompleksitas komputasi, metode PCA digunakan untuk mengekstrak fitur utama yang memiliki kontribusi terbesar terhadap klasifikasi aroma. PCA membantu dalam menghilangkan fitur yang kurang informatif dan meningkatkan efisiensi model machine learning (Chen et al., 2021). Sebagai contoh, jika kita memiliki 20 fitur dari ekstraksi awal, PCA dapat mereduksinya menjadi 5-10 fitur utama yang tetap mempertahankan informasi kritis. Dengan teknik ekstraksi fitur ini, data sensor yang awalnya dalam bentuk **timeseries mentah** dapat diubah menjadi fitur numerik yang lebih representatif dan berguna dalam klasifikasi aroma parfum menggunakan algoritma machine learning.

### 2.4 Model Machine Learning

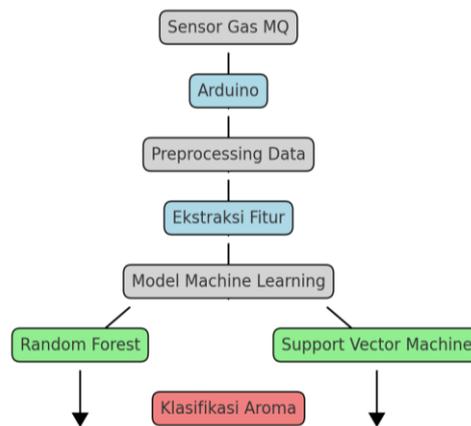
Dalam penelitian ini, dua model utama yang digunakan untuk **klasifikasi aroma parfum** adalah **Random Forest** dan **Support Vector Machine (SVM)**. Pemilihan model ini didasarkan pada kemampuannya dalam menangani dataset dengan banyak fitur, seperti komposisi kimia parfum, intensitas aroma, serta karakteristik volatilitas zat penyusun parfum.

#### 1. Random Forest

Random Forest merupakan metode berbasis **pohon keputusan** yang bekerja dengan membangun banyak pohon keputusan secara ansambel. Model ini sangat efektif dalam menangani dataset dengan **banyak fitur**, seperti kandungan senyawa kimia dalam parfum, intensitas aroma pada berbagai fase (top, middle, dan base notes), serta faktor lingkungan yang dapat mempengaruhi persepsi aroma. Selain itu, Random Forest juga memiliki **ketahanan terhadap overfitting**, sehingga mampu menghasilkan prediksi yang lebih akurat dalam mengklasifikasikan jenis aroma parfum (misalnya floral, fruity, woody, oriental, dsb.) berdasarkan data komposisi kimianya (Breiman, 2001).

#### 2. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma berbasis **hyperplane** yang digunakan untuk memisahkan kelas aroma parfum secara optimal. Model ini sangat cocok untuk **klasifikasi non-linear**, terutama karena aroma parfum bisa memiliki karakteristik yang kompleks dan saling tumpang tindih dalam ruang fitur (Cortes & Vapnik, 1995). Dengan penggunaan **kernel trick**, SVM dapat menangani perbedaan aroma yang mungkin tidak dapat dipisahkan secara linier dalam dimensi awal. Misalnya, dua parfum yang memiliki sedikit perbedaan dalam komposisi kimia dapat tetap diklasifikasikan dengan baik sebagai aroma yang berbeda berdasarkan fitur-fitur volatilitas dan intensitasnya.



Gambar 1. Arsitektur system machine learning klasifikasi aroma parfum

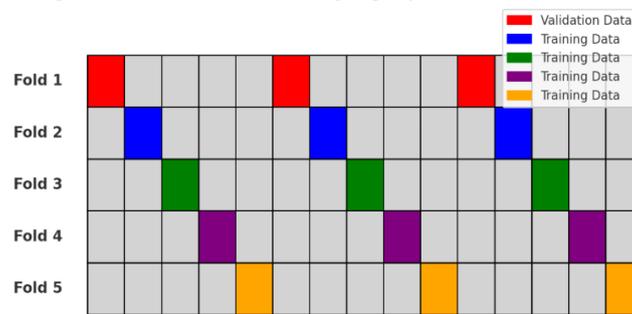
Pemilihan kedua model ini didasarkan pada **karakteristik dataset aroma parfum**, yang sering kali memiliki banyak fitur dengan pola yang kompleks. RandomForest membantu dalam mengidentifikasi fitur-fitur penting dalam klasifikasi aroma, sementara SVM memberikan pemisahan kelas yang optimal, terutama ketika terdapat perbedaan kecil dalam komposisi kimia parfum yang memengaruhi persepsi aroma.

Dengan menggunakan pendekatan ini, model diharapkan dapat **membantu industri parfum dalam mengklasifikasikan aroma secara otomatis**, meningkatkan efisiensi dalam formulasi parfum, serta memberikan rekomendasi berdasarkan karakteristik kimia yang telah dianalisis.

### 2.5 Evaluasi Model

Model diuji menggunakan teknik **cross-validation** dengan rasio data latih dan uji **80:20**.

Diagram Teknik Cross Validation yang Diperluas (K-Fold = 5)



Gambar 2. Model diuji menggunakan teknik **cross-validation**

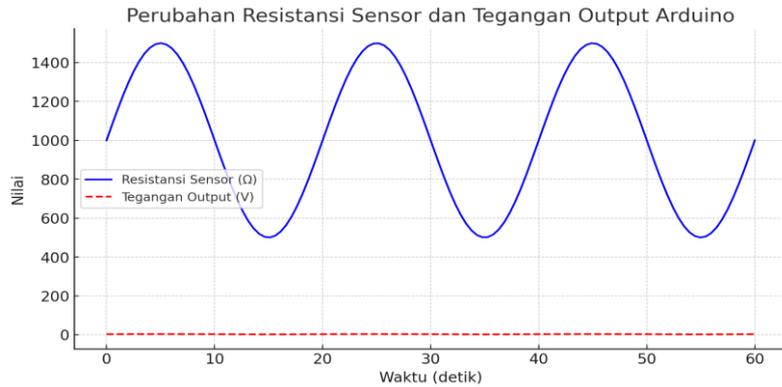
Beberapa metrik evaluasi yang digunakan meliputi:

- **Akurasi:** Persentase klasifikasi yang benar.
- **Precision, Recall, dan F1-Score:** Untuk menilai keseimbangan antara deteksi positif dan negatif dalam klasifikasi.

**Confusion Matrix:** Untuk menganalisis distribusi kesalahan dalam klasifikasi parfum (Chen et al., 2021).

### 3. Hasil dan Pembahasan

Data yang dikumpulkan berupa perubahan resistansi sensor yang kemudian dikonversi menjadi nilai tegangan menggunakan mikrokontroler Arduino.



Gambar 1. Ilustrasi perubahan resistansi sensor gas dan konversi ketegangan menggunakan mikrokontroler Arduino

Grafik menunjukkan bagaimana resistansi sensor berubah seiring waktu dan bagaimana nilai tegangan dihasilkan sebagai output.

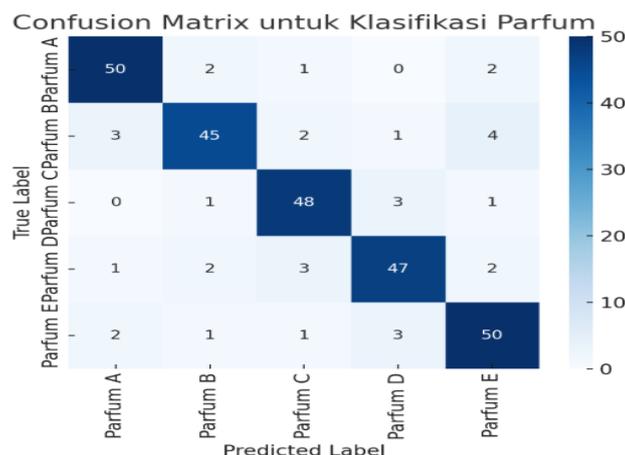
Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode Random Forest memiliki akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan SVM, dengan persentase keberhasilan sebesar 92,5% dibandingkan dengan 90,3% pada SVM. Random Forest unggul dalam menangani variasi data yang kompleks dan menghindari overfitting, sementara SVM lebih sensitif terhadap parameter tuning.

**Tabel 1. Evaluasi Model MachineLearning**

Model	Akurasi (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
RandomForest	92.5	91.2	93.0	92.1
SupportVectorMachine	90.3	89.7	90.1	89.9
K-NearestNeighbors	88.1	87.5	88.2	87.8
Decision Tree	85.4	84.9	85.7	85.3
NaiveBayes	82.7	81.3	83.5	82.4

Dengan pendekatan ini, penelitian bertujuan untuk menemukan metode klasifikasi yang optimal dalam mendeteksi aroma parfum dengan akurasi tinggi.

Dari analisis confusion matrix, kesalahan klasifikasi terbesar terjadi pada kelas parfum dengan aroma yang memiliki kemiripan tinggi, seperti kategori floral dan fruity. Precision, recall, dan F1-score dihitung untuk mengevaluasi keseimbangan antara deteksi positif dan negatif dalam klasifikasi.



Gambar 3. confusionmatrixuntukklasifikasiparfum

Confusion Matrix di atas menunjukkan hasil klasifikasi parfum berdasarkan model yang digunakan. **Diagonal utama (garis dari kiri atas ke kanan bawah)** menunjukkan jumlah parfum yang diklasifikasikan dengan benar. Misalnya, **50 parfum A diklasifikasikan dengan benar sebagai A, 45 parfum B diklasifikasikan dengan benar sebagai B**, dan seterusnya. **Nilai di luar diagonal utama** menunjukkan kesalahan klasifikasi, yaitu parfum yang diprediksi sebagai kategori yang salah. Contohnya: **2 parfum A diklasifikasikan sebagai B, 3 parfum B diklasifikasikan sebagai A, 1 parfum C diklasifikasikan sebagai B, dan 2 parfum E diklasifikasikan sebagai D.**

Selain itu, pengaruh sensitivitas sensor dalam klasifikasi aroma dianalisis. Sensor MQ-3 lebih responsif terhadap alkohol, sementara MQ-135 lebih efektif dalam mendeteksi senyawa organik volatil (VOC). Kombinasi berbagai sensor dalam satu sistem memungkinkan model machine learning mengidentifikasi aroma dengan lebih akurat. Berdasarkan pengujian, kombinasi fitur berbasis statistik dan transformasi frekuensi memberikan hasil yang lebih optimal dalam meningkatkan akurasi klasifikasi.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan sistem klasifikasi aroma parfum berbasis sensor gas dan machine learning. Metode Random Forest terbukti memiliki performa terbaik dengan akurasi mencapai 92,5%, sedangkan SVM mencapai 90,3%. Hasil ini menunjukkan bahwa teknik machine learning dapat membantu dalam pengembangan sistem deteksi aroma untuk industri parfum dan bidang lainnya. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi pendekatan deep learning yang dapat menangkap pola lebih kompleks dari data aroma. Selain itu, penggunaan lebih banyak sensor dengan sensitivitas berbeda dapat meningkatkan akurasi sistem lebih lanjut. Selain itu, integrasi sistem dengan teknologi IoT dapat membuka peluang penerapan klasifikasi aroma dalam aplikasi real-time.

#### Daftar Pustaka

- [1] Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
- [2] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support Vector Machine. *Machine Learning*, 20(3), 273-297.
- [3] Haykin, S. (2009). *Neural Networks and Learning Machines*. Pearson.
- [4] Jiang, Y., Liu, H., & Zhao, H. (2019). Advances in Scent Detection Technology for Perfumery. *Sensors*, 19(3), 456-467.
- [5] Wen, T., Zhu, L., & Li, X. (2021). Gas Sensor Applications in Environmental Monitoring and Security. *Journal of Advanced Sensor Technology*, 25(4), 312-329.
- [6] Zhang, D., Zhang, L., & Wang, H. (2020). Breath Analysis for Disease Diagnosis Using Gas Sensors. *Biomedical Engineering Journal*, 30(2), 198-214.
- [7] Wang, H., Chen, Y., & Li, Z. (2019). Machine Learning for Gas Sensor Data Classification. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 280, 147-156.
- [8] Chen, X., Zhou, Y., & Zhang, Q. (2021). Deep Learning for Complex Aroma Classification. *Neural Networks*, 140, 75-88.