

## DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
PRAKATA.....	iii
PERNYATAAN.....	v
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xi
INTISARI.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	7
1.3. Batasan Masalah.....	7
1.4. Tujuan Penelitian.....	7
1.5. Manfaat Penelitian.....	8
1.6. Aspek Kebaruan.....	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1. Teknologi Hidung Elektronik ( <i>Electronic Nose</i> ) dan Pembelajaran Mesin.....	9
2.2. Senyawa Volatil Kopi dan Kopi Luwak.....	10
2.3. Metode Kromatografi untuk Analisis Kopi.....	11
2.4. Metode Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi dalam <i>E-nose</i> .....	12
2.5. Relevansi Penelitian dengan Penelitian Terdahulu.....	13
BAB III DASAR TEORI.....	15
3.1. Electronic Nose (E-nose).....	15
3.1.1. Sistem penciuman biologis.....	15
3.1.2. Konsep kerja <i>e-nose</i> .....	16
3.1.3. Sistem kerja <i>e-nose</i> .....	17
3.1.4. Metal oxide semiconductor (MOS).....	21
3.1.5. Mekanisme kerja <i>e-nose</i> .....	25

3.1.6. Pengenalan pola .....	25
3.2. Analisis Data Larik Sensor dengan Pembelajaran Mesin.....	26
3.2.1. Pra pemrosesan sinyal.....	26
3.2.2. Ekstraksi fitur polinomial .....	26
3.2.3. Analisis multivariat.....	28
3.2.4. Pembelajaran dengan pembelajaran mesin .....	29
3.2.5. Pengukuran ( <i>metrics</i> ).....	34
3.3. Gas Chromatography - Mass Spectrometry (GC-MS) .....	35
3.4. Profil Kimia dan Aroma Kopi .....	37
3.4.1. Klasifikasi dan karakteristik kopi .....	38
3.4.2. Mutu dan grading kopi.....	38
3.4.3. Kopi luwak.....	39
BAB IV METODE PENELITIAN .....	40
4.1. Peralatan .....	40
4.1.1. Elektronik nose (E-nose) .....	40
4.1.2. GeNose Data logger (GDL).....	43
4.1.3. Gas Chromatography - Mass Spectrometry (GC-MS) .....	44
4.1.4. Gelas <i>beaker</i> dan tabung <i>vial</i> .....	45
4.1.5. Komputer (laptop).....	45
4.2. Bahan.....	45
4.3. Tahapan Penelitian .....	46
4.3.1. Persiapan sampel.....	47
4.3.2. Pengambilan data dengan <i>e-nose</i> .....	47
4.3.3. Pengambilan data dengan GC-MS.....	49
4.3.4. Analisis data pengembangan model .....	50
4.3.5. Analisis data GC-MS .....	58
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN .....	60
5.1. Respon <i>E-nose</i> .....	60
5.2. Pengembangan Model .....	63
5.2.1. Fitur ekstraksi .....	63
5.2.2. Analisis multivariat.....	66

5.2.3. Evaluasi performa pembelajaran mesin .....	70
5.3. Analisis Hasil GC-MS .....	82
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN .....	94
6.1. Kesimpulan.....	94
6.2. Saran.....	95
DAFTAR PUSTAKA .....	96
Lampiran .....	102

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Aplikasi <i>e-nose</i> dalam klasifikasi kopi dan minuman .....	11
Tabel 2.2 Performa model pembelajaran mesin pada aplikasi <i>e-nose</i> .....	11
Tabel 2.3 Perbandingan metode ekstraksi fitur untuk <i>e-nose</i> .....	13
Tabel 2.4 Relevansi penelitian dengan penelitian terdahulu.....	14
Tabel 3.1 Skor untuk <i>grade</i> kopi menurut SCAA.....	39
Tabel 4.1 Spesifikasi <i>e-nose</i> (Triyana et al., 2018).....	43
Tabel 4.2 Gas target selektif untuk semua sensor kemoresistif yang digunakan pada <i>e-nose</i> (Hidayat et al., 2022). .....	43
Tabel 4.3 Pengaturan GC-MS .....	46
Tabel 4.4 <i>Hyperparameter</i> yang digunakan dalam model pembelajaran mesin .....	59
Tabel 5.1 Rata-rata $R^2$ pada setiap sensor berdasarkan derajat fungsi polinomial.....	67
Tabel 5.2 Akurasi model klasifikasi dengan metode fitur statistik.....	73
Tabel 5.3 Perbandingan model klasifikasi jenis kopi pada tahap pengujian dengan fitur <i>slope</i> .....	74
Tabel 5.4 Akurasi berbagai model klasifikasi berdasarkan metode fitur polinomial.....	76
Tabel 5.5 Perbandingan model klasifikasi jenis kopi pada tahap pengujian fitur koefisien polinomial derajat 3 .....	78
Tabel 5.6 Performa metode ekstraksi fitur terbaik statistik dan polinomial.....	80
Tabel 5.7 Hasil <i>kromatografi gas-spektrometri massa</i> (GC-MS) untuk senyawa organik volatil (VOC) dari kopi luwak dan kopi non-luwak.....	91

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Perbandingan sistem penciuman manusia dan <i>e-nose</i> (El Kazzy et al., 2021).....	17
Gambar 3.2 Rangkaian pemanas (a) tegangan konstan dan (b) resistansi konstan (Vanneste & Geise, 2002).....	20
Gambar 3.3 Diagram fungsional sistem DAQ (Di & Emilio, 2013) .....	22
Gambar 3.4 Diagram perubahan resistansi sensor MOS tipe-n dan tipe-p ketika terdapat gas target (gas pereduksi) (Choopun et al., 2012).....	24
Gambar 3.5 Ilustrasi cara kerja sensor gas MOS (a) komponen aktif sensor (b) pembentukan electron bebas (c) pengikatan electron bebas (d) .....	26
Gambar 3.6 Mekanisme kerja <i>e-nose</i> (Jha, 2010).....	26
Gambar 3.7 <i>Hyperplane</i> yang memisahkan dua kelas positif (+1) dan negatif(-1).....	33
Gambar 3.8 Diagram sederhana GC-MS yang menunjukkan (1) <i>carrier gas</i> , (2) <i>autosampler</i> , (3) <i>inlet</i> , (4) <i>analytical column</i> , (5) <i>interface</i> , (6) <i>vacuum</i> , (7) <i>ion source</i> , (8) <i>mass analyzer</i> , (9) <i>ion detector</i> dan (10) PC.....	38
Gambar 4.1 Perangkat <i>e-nose</i> (a) panel depan (b) bagian samping (c) bagian belakang.....	41
Gambar 4.2 Tampilan dashboard GeNose Data Logger .....	44
Gambar 4.3 <i>Gas Chromatography - Mass Spectrometry</i> (GC-MS) .....	46
Gambar 4.4 Sampel biji kopi sangrai non-luwak: (a) arabika blawan, (b) arabika jampit, dan (c) luwak .....	48
Gambar 4.5 (a) Diagram skematik sistem sensor <i>e-nose</i> (b) kurva respon sensor <i>e-nose</i> dari sampel kopi luwak (c) kurva fitting polinomial.....	48
Gambar 4.6 Diagram alir pengambilan data .....	51

Gambar 4.7 Ilustrasi grafik sinyal sensor dengan parameter statistik: titik maksimum, <i>mean</i> , <i>area di bawah kurva</i> (AUC), dan <i>slope</i> . .....	54
Gambar 4.8 Diagram alir pengembangan model dengan fitur ekstraksi statistik .....	55
Gambar 4.9 Grafik sinyal sensor dengan kurva <i>fitting</i> polinomial untuk contoh derajat 2, 5 dan 10 .....	57
Gambar 4.10 Diagram alir pengembangan model dengan fitur ekstraksi polinomial .....	58
Gambar 5.1 Dashboard data logger menunjukkan respon 10 sensor <i>e-nose</i> pada salah satu sampel .....	62
Gambar 5.2 (a) Sinyal sensor direkam menggunakan <i>e-nose</i> untuk biji kopi sangrai. (b) Pergeseran respon karena <i>baseline</i> pada $t = 10$ detik untuk setiap sensor .....	63
Gambar 5.3 Karakteristik keluaran sensor gas MOS (a) kondisi udara bersih (b) kondisi udara terpapar gas target .....	64
Gambar 5.4 Boxplot respon sensor berdasar nilai fitur ekstraksi (a) AUC (b) maksimum (c) rata-rata, dan (d) <i>slope</i> .....	66
Gambar 5.5 Kurva Respon sensor dan kurva fungsi polinomial dengan derajat polinomial: (a) derajat 2, (b) derajat 3, (c) derajat 4, (d) derajat 5, (e) derajat 6, (f) derajat 7, (g) derajat 8, (h) derajat 9, dan (i) derajat 10.....	69
Gambar 5.6 Plot PCA dan LDA untuk varietas kopi yang berbeda (blawan, jampit, luwak) menggunakan berbagai fitur yang diekstraksi: (a) maksimum, (b) <i>mean</i> , (c) AUC, (d) <i>slope</i> . .....	70
Gambar 5.7 Plot skor LDA untuk varietas kopi yang berbeda (blawan, jampit, luwak) menggunakan berbagai fitur ekstraksi polinomial: (a) derajat 2, (b) derajat 3, (c) derajat 4, (d) derajat 5, (e) derajat 6, (f) derajat 7, (g) derajat 8, (h) derajat 9, (i) derajat 10. ....	71

Gambar 5.8 Perbandingan performa model terhadap autentikasi luwak pada fitur ekstraksi statistik.....	74
Gambar 5.9 <i>Confusion matrix</i> hasil klasifikasi jenis kopi berdasarkan fitur statistik <i>slope</i> untuk empat model: (a) SVM, (b) LDA, (c) LR, dan (d) QDA. ....	75
Gambar 5.10 Perbandingan performa model terhadap autentikasi luwak pada fitur ekstraksi polinomial derajat 3 .....	78
Gambar 5.11 <i>Confusion matrix</i> hasil klasifikasi jenis kopi berdasarkan fitur polinomial derajat 3 untuk empat model: (a) SVM, (b) LDA, (c) LR, dan (d) QDA. ....	79
Gambar 5.12 Metabolomik tiga jenis kopi: blawan (B1-5), jampit (J1-5), dan luwak (L1-5). <i>Heatmap</i> sampel dan analisis hierarkis.....	85
Gambar 5.13 <i>Heatmap</i> kluster dan hasil PCA: (a) <i>Heatmap</i> kluster, (b) PC1 vs. PC3, (c) PC1 vs. PC4, dan (d) PC1 vs. PC5. Setiap sampel dikelompokkan ke dalam kluster, dengan area yang saling tumpang tindih menunjukkan keberadaan senyawa yang serupa.....	86
Gambar 5.14 Metabolomik tiga jenis kopi: blawan, jampit, dan luwak. (a) Hasil analisis plot skor menggunakan analisis kluster dengan PCA, (b) Hasil analisis plot pemuatan menggunakan PCA. Nilai intensitas relatif (%) untuk setiap senyawa, yang berfungsi sebagai sidik jari hasil analisis metabolomik, adalah sebagai berikut: (c) Senyawa dengan kode 5, (d) kode 6, (e) kode 7, dan (f) kode 8. ....	89
Gambar 5.15 Senyawa yang berpotensi menjadi sidik jari karakteristik setiap sampel: (a) senyawa 9, (b) senyawa 10, (c) senyawa 22, dan (d) senyawa 40.....	90

## INTISARI

Oleh Nasrul Ihsan  
19/452140/SPA/00721

Kopi merupakan salah satu jenis minuman paling populer di dunia, sehingga diperlukan evaluasi kualitas yang menyeluruh untuk memastikan keaslian produk dan memenuhi harapan konsumen. Metode yang sering digunakan dalam industri kopi umumnya bersifat subjektif, memakan waktu, dan membutuhkan biaya tinggi. Karena itu dibutuhkan metode alternatif seperti penggunaan hidung elektronik (*e-nose*).

Penelitian ini berfokus pada optimasi akurasi sistem *e-nose* untuk autentikasi kopi luwak melalui penerapan metode ekstraksi fitur polinomial. Fitur-fitur ini merupakan koefisien polinomial yang diperoleh dari melalui proses *curve fitting* polinomial terhadap respon sensor. Pendekatan ini dilakukan untuk merepresentasikan pola aroma kopi yang bersifat non-linear secara lebih efektif dibandingkan fitur statistik.

Empat algoritma pembelajaran mesin diterapkan dalam studi ini, yaitu *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *Logistic Regression* (LR), *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA), dan *Support Vector Machines* (SVM). Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model LDA dengan fitur koefisien polinomial derajat 3 menghasilkan akurasi validasi tertinggi sebesar  $0,89 \pm 0,04$  dan akurasi pengujian sebesar  $0,93$ . Nilai ini lebih tinggi dibandingkan metode berbasis fitur statistik yang hanya mencapai akurasi validasi  $0,80 \pm 0,07$  dan pengujian  $0,87$ .

Kinerja sistem divalidasi lebih lanjut dengan membandingkan hasil klasifikasi *e-nose* dengan profil senyawa volatil yang diperoleh melalui analisis *gas chromatography-mass spectrometry* (GC-MS). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ekstraksi fitur polinomial secara konsisten meningkatkan kemampuan sistem *e-nose* dalam membedakan kopi luwak dan non-luwak, serta memiliki potensi sebagai metode autentikasi aroma yang objektif dan efisien.

**Kata kunci:** *e-nose*, kopi luwak, pembelajaran mesin, ekstraksi fitur polinomial, autentikasi

## ABSTRACT

by Nasrul Ihsan  
19/452140/SPA/00721

Coffee is one of the most widely consumed beverages worldwide, requiring rigorous quality evaluation to ensure authenticity and meet consumer expectations. Conventional methods in the coffee industry are often subjective, time-consuming, and costly. As an alternative, this study employs an electronic nose (e-nose).

The research focuses on optimizing the classification accuracy of an e-nose system for civet coffee authentication by applying polynomial feature extraction. These features, derived as polynomial coefficients through curve fitting of sensor responses, are designed to more effectively capture complex non-linear aroma patterns compared to conventional statistical features.

Four machine learning algorithms were evaluated: Linear Discriminant Analysis (LDA), Logistic Regression (LR), Quadratic Discriminant Analysis (QDA), and Support Vector Machines (SVM). Results showed that the LDA model with third-degree polynomial features achieved the highest validation accuracy of  $0.89 \pm 0.04$  and test accuracy of 0.93, outperforming models based on statistical features (validation:  $0.80 \pm 0.07$ ; test: 0.87).

To further validate performance, e-nose classifications were compared with volatile compound profiles obtained through gas chromatography–mass spectrometry (GC-MS). Findings confirm that polynomial feature extraction consistently enhances the capability of e-nose systems to distinguish civet and non-civet coffee, highlighting its potential as a reliable, objective, and efficient aroma-based authentication method.

**Keywords:** e-nose, civet coffee, machine learning, polynomial feature extraction, authentication

## BAB I PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Sejak pertama kali diperkenalkan oleh Persaud dan Dodd pada tahun 1982, hidung elektronik (*electronic nose*, *e-nose*) telah berkembang pesat sebagai alat untuk mendeteksi, mengidentifikasi, dan menganalisis senyawa volatil dalam berbagai bidang. Teknologi ini dirancang untuk meniru sistem penciuman manusia dengan menggunakan larik sensor gas yang merespon berbagai senyawa kimia dalam bentuk sinyal listrik, yang kemudian diproses oleh sistem kecerdasan buatan (Karakaya et al., 2020).

Prinsip kerja *e-nose* didasarkan pada perubahan sifat listrik sensor saat berinteraksi dengan senyawa volatil di sekitarnya. Perubahan ini terekam sebagai data deret waktu yang dapat dianalisis secara komputasional. Sensor yang digunakan dalam *e-nose* antara lain *Metal Oxide Semiconductor* (MOS), *Conducting Polymer* (CP), *Quartz Crystal Microbalance* (QCM), dan *Surface Acoustic Wave* (SAW) (Staerz et al., 2020). Sensor MOS merupakan sensor yang paling banyak digunakan dalam *e-nose*. Sensor ini bekerja dengan cara mengubah konduktivitasnya ketika gas teradsorpsi pada permukaannya, Sinyal listrik yang dihasilkan oleh masing-masing sensor ini kemudian diubah ke dalam bentuk digital dan dianalisis menggunakan berbagai teknik pemrosesan data, seperti ekstraksi fitur, reduksi dimensi, dan algoritma klasifikasi (Berna, 2010).

Metode deteksi yang digunakan dalam *e-nose* memiliki keunggulan dibandingkan dengan metode analisis bau konvensional, antara lain sensitivitas yang tinggi pada konsentrasi sampel yang rendah, kecepatan analisis, kemampuan mendeteksi berbagai macam senyawa kimia, dan portabilitas perangkat. Keunggulan tersebut membuat *e-nose* dapat digunakan dalam berbagai aplikasi (Triyana and Hidayat, 2023).

Dalam beberapa dekade terakhir, *e-nose* telah digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk industri makanan dan minuman (Dhar et al., 2018), deteksi penyakit melalui analisis nafas pasien (Hidayat et al., 2022),

serta pemantauan kualitas lingkungan (Röck et al., 2008). Salah satu bidang yang sesuai dengan penggunaan *e-nose* adalah industri kopi, terutama dalam hal autentikasi dan klasifikasi kopi berdasarkan karakteristik aroma volatilnya. Aroma kopi sangat kompleks karena terdiri dari ratusan senyawa volatil yang terbentuk selama proses pemanggangan biji kopi (Caporaso et al., 2022; Masino et al., 2022). Oleh karena itu, teknologi, seperti perangkat *e-nose*, menjadi alat yang menjanjikan untuk mengklasifikasikan kopi berdasarkan varietas, daerah asal, tingkat pemanggangan, hingga membedakan kopi asli dan palsu.

Kopi merupakan komoditas bernilai tinggi secara global, dengan pasar yang terus berkembang mencapai USD 134,25 miliar pada 2023 (Ridder, 2022). Autentikasi kopi menjadi sangat penting mengingat adanya praktik pemalsuan produk premium, seperti kopi luwak, yang merupakan salah satu kopi termahal di dunia. Kopi luwak memiliki profil aroma yang unik karena fermentasi alami dalam sistem pencernaan Luwak (*Paradoxurus hermaphroditus*), yang mengubah komposisi senyawa volatilnya (Marcone, 2004). Profil aroma unik ini yang meningkatkan nilai ekonominya hingga 10-15 kali lipat dibandingkan kopi biasa (Hooper et al., 2022). Kopi luwak telah lama menjadi salah satu komoditas unggulan Indonesia di sektor kopi spesialti. Dengan reputasi sebagai salah satu kopi termahal di dunia, kopi ini menempati posisi eksklusif di pasar global. Pada tahun 2022, menurut laporan *Verified Market Reports* dan *Research and Markets*, nilai pasar kopi luwak diperkirakan mencapai sekitar USD 6,5 hingga 7,1 miliar secara global, dan terus menunjukkan tren pertumbuhan dengan estimasi *Compound Annual Growth Rate* (CAGR) sekitar 5% (International Coffee Organization, 2022). Namun, tingginya harga dan pasaran kopi luwak mendorong praktik pemalsuan dengan mencampur atau menggantinya dengan kopi biasa yang telah melalui perlakuan serupa secara artifisial (Thorburn Burns and Walker, 2021).

Dalam beberapa tahun terakhir, berbagai pihak telah mengungkap praktik pemalsuan kopi luwak, baik melalui pencampuran dengan kopi biasa, klaim palsu mengenai asal-usul liar, hingga pemanfaatan luwak yang dipelihara secara tidak manusiawi. Seorang ahli kopi bersertifikat *Q-Grader*, Laila Wida, memperkirakan bahwa lebih dari 95% produk kopi luwak di Indonesia tidak autentik, karena menggunakan metode campuran dengan kopi biasa atau pemrosesan yang tidak sesuai standar fermentasi alami luwak. Pendapat ini diperkuat oleh investigasi Tony Wild, penggagas pengenalan kopi luwak ke Barat, yang kemudian meluncurkan kampanye "*Cut the Crap*" untuk mengkritisi eksploitasi dan penipuan di industri ini (Wild, 2013). Wild menyatakan bahwa sebagian besar kopi luwak yang beredar saat ini berasal dari luwak tangkar dalam kondisi buruk, bukan dari hewan liar seperti yang banyak diklaim produsen. Barista dan pakar kopi internasional James Hoffmann menyampaikan kritik tajam bahwa sebagian besar kopi luwak yang dijual di pasar internasional bersumber dari praktik yang tidak etis atau bahkan tidak benar-benar berasal dari proses pencernaan luwak, melainkan hanya "produk rekayasa marketing" (Hoffmann, 2020). Temuan-temuan ini mengindikasikan urgensi perlunya metode validasi ilmiah terhadap keaslian kopi luwak, terutama untuk membedakan antara kopi murni hasil fermentasi pencernaan luwak dengan produk tiruan yang hanya mengandalkan klaim tanpa dasar kimiawi atau sensorik yang kuat.

Berbagai metode telah digunakan untuk autentikasi kopi, termasuk sensoris dengan panel uji rasa (Perez et al., 2021), spektroskopi inframerah seperti (*Fourier transform infrared spectroscopy*, FTIR) (Belchior et al., 2020) dan *Near Infrared* (NIR) (de Araújo et al., 2021), serta *Gas Chromatography-Mass Spectrometry* (GC-MS) yang telah lama dianggap sebagai *gold standard* dalam analisis senyawa volatile (Marek et al., 2020). Namun, metode-metode tersebut memerlukan peralatan laboratorium canggih, biaya tinggi, serta waktu pemrosesan yang lama sehingga tidak praktis untuk digunakan di lapangan.

*E-nose* menawarkan alternatif yang lebih efisien untuk mengklasifikasikan kopi dengan mendeteksi pola senyawa volatil tanpa memerlukan preparasi sampel yang kompleks. Perangkat e-nose bekerja dengan merekam perubahan yang terjadi akibat interaksi senyawa volatil dengan gas pada sensor, menghasilkan respons sinyal dalam bentuk deret waktu. Setiap sensor memberikan pola deret waktu yang unik, dan kombinasi pola dari seluruh sensor secara kumulatif diterjemahkan menjadi interpretasi terhadap karakteristik sampel tertentu. Dengan integrasi algoritma kecerdasan buatan, sistem e-nose dapat mempelajari dan mengenali pola yang ada, sehingga akurasi dalam membedakan sampel berdasarkan profil aroma volatil yang unik dapat ditingkatkan.

Namun demikian, tantangan utama dalam penggunaan e-nose adalah bagaimana meningkatkan akurasi melalui pemrosesan sinyal sensor. Keterbatasan metode ekstraksi fitur konvensional (sering digunakan), seperti statistik deskriptif (misalnya nilai maksimum, rata-rata, atau area di bawah kurva), sering kali menghambat kemampuan sistem dalam menangkap pola volatilitas aroma yang kompleks. Untuk mengatasi keterbatasan ini, pola sinyal sensor didekati dengan persamaan nonlinier melalui penerapan metode *fitting* pada respons sinyal asli. Pendekatan ini memungkinkan sistem menangkap fluktuasi dan dinamika sinyal secara lebih detail, sehingga fitur yang dihasilkan dapat merepresentasikan karakteristik aroma volatil dengan lebih akurat. Beberapa model *fitting* yang dapat diterapkan antara lain polinomial, eksponensial, Gaussian, spline, Fourier, dan wavelet transform, yang masing-masing memiliki keunggulan dalam memetakan pola deret waktu sesuai karakteristik sinyal yang dihasilkan oleh e-nose.

Hasil respon e-nose umumnya terbaca sebagai kurva perubahan tegangan terhadap waktu yang naik secara eksponensial di awal lalu kemudian stabil atau turun dalam fase pengukuran. Pola ini paling sesuai disesuaikan dengan persamaan polinomial dengan derajat tertentu. Pada pendekatan polinomial, koefisien polinomial ditawarkan menjadi fitur alternatif yang lebih fleksibel dibandingkan fitur statistik. Koefisien polinomial memungkinkan

representasi hubungan yang lebih kompleks antara sinyal sensor dan komposisi senyawa volatil sehingga mampu menangkap pola non-linier yang tidak terdeteksi oleh metode konvensional (Zhao et al., 2022). Di bidang lain, teknik ini telah diterapkan dalam pengolahan citra untuk meningkatkan deteksi fitur pada pola kompleks (Chen et al., 2021) serta dalam pengenalan pola suara untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sinyal akustik (Gonzalez Viejo et al., 2021). Oleh karena itu, dengan menerapkan metode ini dalam *e-nose*, diharapkan dapat meningkatkan akurasi sistem dalam mengklasifikasikan kopi luwak dan non-luwak, serta berpotensi untuk diaplikasikan dalam analisis aroma di bidang lainnya.

Dalam analisis data *e-nose*, berbagai model klasifikasi telah digunakan untuk meningkatkan akurasi identifikasi. Model seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA), dan *Logistic Regression* (LR) telah banyak diterapkan dalam klasifikasi pola sinyal dari sensor *e-nose* (Rodriguez Lujan et al., 2016). SVM dikenal memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan data dengan margin yang optimal, sementara LDA dan QDA digunakan untuk membedakan kelas berdasarkan distribusi probabilitasnya. Meskipun metode-metode ini telah menunjukkan hasil yang baik dalam banyak aplikasi, keberhasilannya juga sangat bergantung pada bagaimana fitur diekstraksi dari sinyal sensor. Sebagian besar penelitian sebelumnya masih menggunakan fitur berbasis statistik seperti maksimum, rata-rata (*mean*), standar deviasi, variansi, atau transformasi sinyal seperti *Fourier Transform* (FT) dan *Wavelet Transform* (WT) untuk mengekstrak informasi dari data sensor (Llobet et al., 1999). Namun, pendekatan ini memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan non-linier dalam data sensor, yang dapat menyebabkan kehilangan informasi penting dalam proses klasifikasi aroma yang kompleks.

Kajian yang memanfaatkan ekstraksi fitur berbasis koefisien polinomial pada data *e-nose* untuk autentikasi kopi luwak, khususnya dalam bentuk biji sangrai, masih terbatas. Padahal, bentuk biji sangrai lebih umum

dalam perdagangan dan konsumsi. Penelitian sebelumnya juga cenderung tidak mengintegrasikan data *e-nose* dengan hasil GC-MS sebagai bentuk validasi silang untuk meningkatkan kredibilitas hasil klasifikasi.

Dari perspektif sosial dan ekonomi, penelitian ini memiliki dampak yang signifikan. Dengan adanya metode autentikasi yang lebih akurat, petani kopi luwak dapat memastikan keaslian produk mereka, yang pada akhirnya dapat meningkatkan nilai jual dan pendapatan mereka. Selain itu, metode ini dapat membantu mengurangi praktik pemalsuan kopi luwak yang sering terjadi di pasaran. Berkurangnya praktik pemalsuan akan melindungi konsumen dari produk yang tidak sesuai dengan klaimnya. Teknologi *e-nose* yang dioptimalkan dengan ekstraksi fitur berbasis polinomial juga dapat diterapkan pada produk lain dengan karakteristik aroma khas, seperti teh, coklat, dan rempah-rempah sehingga berkontribusi pada peningkatan daya saing industri pangan berbasis volatilitas aroma.

Berdasarkan latar belakang di atas, penelitian ini bertujuan mengembangkan metode ekstraksi fitur berbasis koefisien polinomial untuk meningkatkan akurasi identifikasi aroma menggunakan *e-nose*, mengevaluasi efektivitas metode yang diusulkan dalam membedakan kopi luwak dan non-luwak. Hasil ekstraksi fitur diterapkan dalam model klasifikasi SVM, LDA, QDA dan LR. Pada setiap model dilakukan *cross validasi* dan *tuning hyperparameter* sesuai karakteristik model. Selain menggunakan *e-nose*, sampel kopi yang sama juga dianalisis dengan menggunakan GC-MS untuk mengetahui senyawa penciri (*finger print*) yang ada pada masing-masing jenis sampel. Dengan mengombinasikan *e-nose* dan GC-MS, penelitian ini tidak hanya bertujuan untuk meningkatkan performa *e-nose* dalam klasifikasi kopi, tetapi juga memberikan justifikasi ilmiah yang kuat terhadap hasil yang diperoleh serta potensi penerapannya dalam autentikasi produk berbasis aroma volatil lainnya.

## 1.2. Rumusan Masalah

1. Seberapa besar peningkatan akurasi model pembelajaran mesin dengan ekstraksi fitur polinomial dibandingkan fitur statistik konvensional dalam klasifikasi kopi luwak?
2. Bagaimana performa komparatif algoritma SVM, LDA, LR dan QDA pada dataset *e-nose* dengan fitur polinomial?
3. Apa saja senyawa penanda yang teridentifikasi dengan GC-MS yang dapat dijadikan sebagai validasi hasil klasifikasi kopi luwak menggunakan *e-nose*?

## 1.3. Batasan Masalah

1. Penelitian ini menggunakan sampel kopi luwak dan non-luwak dari jenis arabika yang diperoleh dari PT Perkebunan Nasional XII (PTPN XII) dalam bentuk biji sangrai standar untuk menjamin keaslian dan konsistensi sumber.
2. Sampel kopi yang diuji hanya bentuk biji yang telah disangrai (*roasted bean coffee*) oleh produsen (PTPN XII) untuk memastikan standar *roasting* yang sama.
3. Penelitian ini hanya berfokus pada penerapan fitur ekstraksi statistik dan polinomial untuk meningkatkan akurasi klasifikasi kopi.
4. Hasil pengukuran dengan *e-nose* hanya divalidasi dengan analisis senyawa penanda kopi dengan menggunakan GC-MS.
5. Tidak dilakukan modifikasi pada perangkat keras *e-nose*. *E-nose* hanya digunakan sebagai

## 1.4. Tujuan Penelitian

1. Mengembangkan model pembelajaran mesin berbasis *e-nose* dengan ekstraksi fitur koefisien polinomial untuk autentikasi kopi luwak secara efisien dan akurat.

2. Menganalisis performa komparatif algoritma SVM, LDA, LR dan QDA pada dataset *e-nose* hasil ekstraksi fitur koefisien polinomial.
3. Mengidentifikasi senyawa *finger print* kopi luwak dengan menggunakan GC-MS sebagai validasi klasifikasi kopi dengan *e-nose*

### 1.5. Manfaat Penelitian

Penelitian ini memberikan kontribusi teoritis dalam pengembangan metode ekstraksi fitur untuk pengolahan data *e-nose*. Secara praktis metode ini dapat diterapkan dalam prototipe *e-nose* portabel berbiaya rendah untuk mendukung kontrol kualitas dan autentikasi kopi luwak oleh Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM), dengan potensi pengikatan efisiensi dan akurasi. Secara sosial-ekonomi hasil penelitian ini dapat meningkatkan kepercayaan konsumen terhadap kopi luwak dan meningkatkan perlindungan konsumen serta nilai jual kopi luwak asli

### 1.6. Aspek Kebaruan

Aspek kebaruan dalam penelitian ini adalah penggunaan metode ekstraksi fitur berbasis polinomial. Fitur dihasilkan dari *curve fitting* persamaan polinomial terhadap data respon sinyal yang merekam aroma VOC pada sampel dalam perangkat *e-nose*. Hasil temuan menunjukkan kombinasi metode fitur ekstraksi ini dengan algoritma pembelajaran mesin SVM dan LDA menunjukkan hasil yang stabil dan akurat. Kombinasi perangkat *e-nose* portabel, metode fitur ekstraksi dan algoritma pembelajaran mesin yang diusulkan, serta sampel non-invasif dalam bentuk biji kopi sangrai menunjukkan keunggulan dalam proses klasifikasi dan autentikasi kopi premium seperti kopi luwak.

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Teknologi Hidung Elektronik (*Electronic Nose*) dan Pembelajaran

#### Mesin

*Electronic nose* (*e-nose*) adalah instrumen yang dirancang untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan aroma dengan meniru fungsi indera penciuman manusia. Sistem ini terdiri atas larik sensor gas, seperti *Metal Oxide Semiconductor* (MOS), *Conducting Polymer* (CP), *Quartz Crystal Microbalance* (QCM), dan *Surface Acoustic Wave* (SAW), yang menghasilkan sinyal listrik saat berinteraksi dengan senyawa volatil (Persaud and Dodd, 1982). Sinyal tersebut diubah menjadi pola digital yang mewakili karakteristik aroma spesifik, kemudian diproses menggunakan algoritma pembelajaran mesin untuk klasifikasi atau identifikasi (Keerthana and Santhi, 2020).

Data keluaran *e-nose* dikumpulkan melalui mikrokontroler, seperti *Arduino* atau *Raspberry Pi*, untuk analisis lebih lanjut. Teknik ekstraksi fitur, seperti *Principal Component Analysis* (PCA), digunakan untuk memilih informasi penting dari sinyal sensor. Algoritma pembelajaran mesin, seperti *Support Vector Machine* (SVM), *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA), dan *Logistic Regression* (LR), diterapkan untuk mengklasifikasikan pola aroma (Rodriguez-Fernandez et al., 2019). Pemilihan model ini didasarkan pada karakteristik data *e-nose* yang sering kali berdimensi tinggi, mengandung kebisingan, dan memiliki pola non-linier. SVM efektif untuk dataset dengan korelasi antar-sensor dan jumlah sampel terbatas, seperti dalam klasifikasi kopi. LDA dan QDA cocok untuk data dengan distribusi probabilitas tertentu, dengan QDA lebih fleksibel untuk variansi kelas yang berbeda. LR, sebagai model sederhana, efisien untuk klasifikasi biner, seperti membedakan kopi luwak dan non-luwak (Rodriguez Gamboa et al., 2019). Aplikasi *e-nose* sangat signifikan dalam industri makanan dan minuman, khususnya untuk klasifikasi kopi berdasarkan profil aroma volatilnya, seperti ditunjukkan pada Tabel 2.1