

**USULAN PENELITIAN S1**

**IDENTIFIKASI KEMATANGAN ROASTING KOPI DENGAN  
ALGORITMA *SUPERVISED LEARNING* SECARA *REAL-TIME*  
MENGUNAKAN *ELECTRONICS NOSE***



**MUHAMMAD HASANI**

**20/456555/PA/19742**

**PROGRAM STUDI S1 ELEKTRONIKA DAN INSTRUMENTASI  
DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER DAN ELEKTRONIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS GADJAH MADA**

**2023**

**HALAMAN PERSETUJUAN**

**USULAN PENELITIAN S1**

Diusulkan Oleh

Muhammad Hasani  
20/456555/PA/19742

Telah Disetujui

Pada Tanggal

Pembimbing I

Pembimbing II

Danang Lelono, S.Si, M. T.,Dr.  
NIP. 196705171998031001

Dr. Ilona Usuman, S.Si., M.Kom.  
NIP. 197702052006042001

Penguji I

Penguji II

Drs. Bambang Nurcahyo Prastowo, M.Sc.     Dr. Yohanes Suyanto, M.I.Kom.

## DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	i
DAFTAR GAMBAR.....	iii
DAFTAR TABEL.....	iv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	2
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	3
1.5 Manfaat Penelitian.....	3
1.6 Metodologi Penelitian .....	3
1.7 Sistematika Penulisan.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	6
BAB III LANDASAN TEORI .....	14
3.1 Mesin Sangrai Kopi.....	14
3.2 Kopi Arabika .....	15
3.3 <i>Roast Level</i> .....	16
3.3.1 <i>Light Roast</i> .....	16
3.3.2 <i>Medium Roast</i> .....	16
3.3.3 <i>Dark Roast</i> .....	16
3.4 <i>Electronics Nose</i> .....	17
3.5 Sensor Gas.....	17
3.5.1 Sensor MQ135 .....	17
3.5.2 Sensor MQ136 .....	18
3.5.3 Sensor MQ137 .....	18
3.5.4 Sensor MQ138 .....	18
3.5.5 Sensor MQ2 .....	18
3.5.6 Sensor MQ3 .....	19
3.5.7 Sensor TGS822.....	19
3.5.8 Sensor TGS2620.....	19
3.6 <i>Machine Learning</i> .....	19
3.6.1 <i>Supervised Learning</i> .....	20

3.6.2 <i>Unsupervised Learning</i> .....	20
3.7 <i>Support Vector Machine (SVM)</i> .....	21
3.8 Pengujian.....	21
BAB IV METODE PENELITIAN .....	24
4.1 Analisis Sistem.....	24
4.2 Alat dan Bahan .....	24
4.3 Tahapan Penelitian .....	26
4.4 Analisis Kebutuhan Sistem .....	28
4.4.1 Rancangan Perangkat Keras .....	29
4.4.2 Proses Akuisisi dan Pengambilan Data .....	30
4.5 Penerapan Metode Penelitian .....	30
4.5.1 Support Vector Machine (SVM).....	30
4.6 Pengujian Sistem .....	31
BAB V JADWAL PENELITIAN.....	33
DAFTAR PUSTAKA .....	34

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Mesin Sangrai Jenis Air Roaster .....	14
Gambar 3.2 Mesin Sangrai Jenis Drum Roaster .....	15
Gambar 3.3 Contoh Aplikasi Supervised Learning (Rudolf, 2018).....	20
Gambar 3.4 Grafik Support Vector Machine (Rudolf, 2018) .....	21
Gambar 3.5 Matriks Kotak Confusion Matrix .....	22
Gambar 4.1 Tahap Penelitian .....	27
Gambar 4. 2 Rancangan Input Data .....	28
Gambar 4. 3 Rancangan Sistem Utama.....	28
Gambar 4.4 Rancangan Sistem Perangkat Keras .....	29
Gambar 4.5 Diagram Alir Implementasi SVM (Xydas, et al., 2013) .....	31

**DAFTAR TABEL**

Tabel 2.1 Sensitivitas Sensor .....	8
Tabel 2.2 Korelasi Penelitian Terdahulu.....	10
Tabel 4. 1 Daftar Alat.....	24
Tabel 4.2 Daftar Bahan .....	25
Tabel 5. 1 Tabel Tahap Penelitian.....	33

## **BAB I**

### **PENDAHULUAN**

#### **1.1 Latar Belakang**

Kopi merupakan salah satu minuman yang paling populer yang dikonsumsi di seluruh dunia, karena memiliki cita rasa dan aroma yang khas. Negara Indonesia menjadi salah satu negara yang menghasilkan dua jenis kopi yaitu arabika dan robusta. Biji kopi yang dihasilkan merupakan salah satu komoditas unggulan bagi pendapatan nasional negara Indonesia. Pada tahun 2019 produksi kopi sebesar 752,51 ribu ton naik menjadi 762,38 ribu ton pada tahun 2020 atau naik sebesar 1,31 persen. Tahun 2021 produksi kopi naik menjadi 786,19 ribu ton atau meningkat sebesar 3,12 persen (Badan Pusat Statistik, 2021). Dalam meningkatkan pangsa pasar dan produktivitas jumlah ekspor kopi di Indonesia, diperlukan adanya kualifikasi dan klasifikasi pada biji kopi. Dalam proses kualifikasi dan klasifikasi tersebut, biji kopi akan dikualifikasi dari biji kopi yang masih dalam kategori biji kopi mentah (*greenbean*) hingga biji kopi yang telah disangrai, kemudian diklasifikasikan menjadi tiga profil *roast*, yaitu *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*.

*Roast Level* atau tingkat penyangraian biji kopi merupakan salah satu faktor terpenting yang menentukan cita rasa kopi di dalam cangkir. Pada dasarnya, cara yang paling umum untuk menggambarkan level sangrai kopi adalah dengan melihat hasil akhir warna biji kopi yang telah disangrai, mulai dari level sangrai terendah yaitu *light roast* (warna terang) sampai dengan *dark roast*/warna gelap (Agustina *et al.* 2019). Pada tahap *roast* biji kopi menghasilkan aroma akibat adanya penguapan senyawa volatil pada kopi yaitu alkohol, keton, dan aldehid. Pada umumnya aroma kopi dinilai oleh penguji kopi yang berpengalaman secara subjektif berdasarkan pengalaman dan kemampuan penguji tersebut. Kualitas kopi juga dapat dianalisis menggunakan dianalisis menggunakan *Gas Chromatography and Mass Spectroscopy* (GC-MS). Metode ini memiliki kekurangan yaitu memerlukan finansial yang tinggi (Alexander *et al.*, 2017). Salah satu cara mengidentifikasi aroma tersebut perlu menggunakan piranti yang dapat mendeteksi

tiap gas yang berada pada area tersebut secara spesifik yang disebut dengan *electronic nose*.

*Electronic Nose* merupakan teknologi yang saat ini sedang dalam pengembangan. *Electronic Nose* atau yang sering disebut dengan *e-nose* sendiri merupakan piranti yang dirancang dengan menirukan cara kerja indera penciuman manusia. *Electronic nose* dirancang dengan menggunakan sistem olfaktori elektronik yang cara kerjanya dengan cara menangkap bau atau aroma yang ditangkap oleh *array* odor sensor atau larik sensor gas (Lelono et al., 2013). Digunakan sensor berbasis *array* karena dalam aroma biji kopi terdapat berbagai kandungan gas sehingga perlu dilakukan identifikasi dari gas yang terkandung dalam aroma untuk mendapatkan hasil keluaran gas yang dapat digunakan untuk klasifikasi dalam menentukan tingkat kematangan biji kopi selama proses *roasting* kopi.

Secara umum, penggunaan *e-nose* telah banyak digunakan dalam klasifikasi varietas kopi dan telah dikembangkan dengan baik, namun penerapannya dalam klasifikasi tingkat kematangan kopi masih terbatas. Tingkat kematangan biji kopi mempengaruhi profil aroma yang dihasilkan, dan tingkat kematangan kopi memiliki nilai penting dalam industri kopi. Saat ini dalam penilaian tingkat kematangan kopi masihi dilakukan secara subjektif oleh para ahli atau penikmat kopi berdasarkan pengamatan visual dengan memperhatikan perubahan warna saat proses *roasting* kopi untuk mengindikasikan tingkat kematangannya. Pada penggunaan *e-nose* dalam klasifikasi tingkat kematangan kopi untuk mendeteksi dan menganalisis perbedaan aroma terkait dengan tingkat kematangan kopi, sehingga dapat menghasilkan tingkat kematangan biji kopi secara objektif.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan permasalahan yang sudah dipaparkan pada latar belakang dapat dirumuskan bahwa dalam penelitian ini adalah untuk menentukan kematangan *roasting* biji kopi dengan *e-nose* dalam bentuk klasifikasi. Saat ini Identifikasi kematangan biji kopi masih dilakukan secara subjektif, melalui penelitian ini, diharapkan dapat meningkatkan kemampuan identifikasi



kematangan biji kopi secara *real-time* menggunakan *e-nose* dan algoritma *Supervised Learning*.

### 1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Proses klasifikasi biji kopi hanya terbatas pada jenis kopi Arabika
2. Jenis klasifikasi kematangan biji kopi terbatas pada *light roast*, *medium roast*, dan *dark roast*.
3. Takaran biji kopi terbatas 250 sampai 1000 gram
4. Sensor yang digunakan (MOS dan TGS *series* sejumlah 8
5. *Supervised* model yang digunakan adalah *Support Vector Machine*

### 1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk merancang sistem pada mesin *roasting* kopi yang dapat mengidentifikasi tingkat kematangan *roasting* kopi secara *real-time* menggunakan *e-nose* dan algoritma *supervised learning*. Dengan sistem ini, diharapkan dapat mengurangi ketergantungan pada penilaian subjektif dan meningkatkan akurasi dalam menentukan tingkat kematangan kopi.

### 1.5 Manfaat Penelitian

Dengan menggunakan sistem identifikasi kematangan *roasting* biji kopi secara *real-time* menggunakan *e-nose* dan algoritma *supervised learning*. Dapat menghasilkan kualitas kopi yang lebih konsisten dan optimal. Identifikasi yang objektif dan akurat dapat meminimalkan kesalahan dalam identifikasi kematangan *roasting*. Sehingga menghasilkan kopi dengan cita rasa yang lebih konsisten dan berkualitas tinggi.

### 1.6 Metodologi Penelitian

Tahapan yang dilalui dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah  
Melakukan identifikasi masalah-masalah yang ada untuk mencari topik yang akan diselesaikan pada penelitian ini. Pemilihan topik akan dianalisa kemudian dicari solusi permasalahannya.
2. Analisis Masalah

Menganalisis permasalahan untuk ditemukan kemungkinan solusinya. Kemungkinan solusi yang ada dari permasalahan tersebut dapat digunakan untuk merumuskan tujuan dari sistem yang akan dibuat.

### 3. Studi Literatur

Memahami permasalahan secara lebih mendalam dengan pengkajian dan pembelajaran lebih lanjut dari literatur terkait topik permasalahan dan mengembangkan solusi yang dapat digunakan dan teruji pada penelitian terdahulu.

### 4. Perancangan Sistem

Rancangan sistem untuk penelitian ini dibagi menjadi dua bagian, yaitu:

- a. Perancangan alat, yaitu proses pembuatan alat *e-nose* sebagai media untuk proses pengambilan data.
- b. Perancangan perangkat lunak, yaitu pembuatan program sistem klasifikasi data *e-nose*.

### 5. Pengaplikasian dan Percobaan Sistem

Pada tahap ini dilakukan implementasi rancangan sistem yang sebelumnya dibuat.

### 6. Pengujian Sistem

Menguji sistem dengan kumpulan data uji dan melakukan evaluasi terhadap hasil/*output* yang dikeluarkan sistem klasifikasi.

### 7. Penyusunan Laporan

Dilakukan penulisan laporan akhir tentang hasil dan proses penelitian.

## 1.7 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dalam penyusunan usulan penelitian S1 ini adalah sebagai berikut:

### BAB I: PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang latar belakang masalah yang akan dikaji, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, serta sistematika penulisan laporan penelitian.

## BAB II: TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi penelitian-penelitian terdahulu terkait dengan topik klasifikasi tingkat kematangan biji kopi arabika dengan menggunakan sistem pembelajaran mesin. Hasil penelitian akan dijadikan sebagai referensi dan bahan perbandingan terhadap penelitian ini.

## BAB III: LANDASAN TEORI

Bab ini berisi tentang penjabaran teoritis mengenai istilah-istilah yang akan mendukung proses penelitian ini. Teori-teori yang dimaksud termasuk namun tidak terbatas pada pengertian *e-nose*, parameter pendukung, klasifikasi, pembelajaran mesin, *Support Vector Machine (SVM)*, dan Pengujian

## BAB IV: METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tentang penjelasan mengenai rancangan sistem secara keseluruhan meliputi perangkat keras, perangkat lunak, serta proses pemodelan sistem dan rangkaian pengujian sistem

## BAB V: JADWAL PENELITIAN

Bab ini berisi tabel yang menunjukkan rencana waktu penelitian. Rencana waktu penelitian dimulai dari penyusunan proposal sampai pembuatan laporan akhir. Jadwal penelitian dibutuhkan untuk mengetahui progres dari penelitian yang telah dilakukan.

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

Kematangan biji kopi arabika merupakan faktor yang mempengaruhi kualitas dari biji kopi setelah diseduh. Tingkat kematangan yang tepat dapat menghasilkan rasa dan aroma yang diinginkan. Tingkat kematangan yang kurang atau berlebihan dapat menghasilkan rasa dan aroma yang tidak diinginkan. Pada awalnya dalam proses tingkat kematangan dilakukan secara visual dan pemahaman subjektif manusia, sehingga hasilnya belum terstandarisasi dan memungkinkan terjadi *human error*. Dalam penulisan proposal ini, peneliti berusaha mengumpulkan informasi dari beberapa sumber penelitian serta laporan yang telah dilaksanakan sebelumnya sebagai perbandingan untuk kelebihan dan kekurangan yang ada.

Penelitian *Smart Coffee Roaster Design with Connected Devices* oleh Xu, (Shaull et al., 2018) membuat desain *roasting* kopi pintar yang dapat memonitoring suhu, suara retakan pada biji kopi, karbon monoksida dan bisa dikontrol melalui jarak jauh. Pada desain perangkat keras menggunakan resistansi *thermal* yang dipasang pada drum untuk mendeteksi suhu pada drum. Untuk mendeteksi suara retakan yang terjadi pada proses *roasting* kopi menggunakan mikrofon MAX4466. Pada proses deteksi gas yang dihasilkan dari proses *roasting* menggunakan sensor gas MQ-7 untuk mendeteksi kadar karbon monoksida. Perangkat keras yang dirancang terhubung dengan *smartphone* melalui *bluetooth* yang dapat menampilkan dan mengendalikan *roaster* secara *real time*. Metode yang digunakan dalam proses *roasting* menggunakan sistem monitoring grafik dari sensor yang terpasang kemudian ditentukan *threshold* untuk tingkat kematangan yang diinginkan. Jika tingkat kematangan biji kopi yang diinginkan tercapai, sistem akan berhenti secara otomatis.

Kopi yang banyak dihasilkan di Indonesia yaitu kopi Arabika dan kopi Robusta. Tiap daerah di Indonesia memiliki kualitas serta aroma dan rasa yang khas, salah satunya jenis kopi arabika Gayo dari Provinsi Aceh. Berbagai faktor dapat mempengaruhi hasil akhir kopi salah satunya pada proses pengolahan pasca

panen. Perbedaan metode pengolahan pada kopi berpengaruh pada aroma kopi yang dihasilkan. Diimplementasikan seleksi fitur pada proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) berdasarkan jumlah galat *Sum of Absolute Errors* (SAE) untuk mendapatkan kombinasi fitur terbaik dapat diaplikasikan sehingga mendapatkan kinerja yang lebih optimal. Hasilnya adalah didapat susunan kombinasi fitur terbaik utama dengan 5 kombinasi yakni *mean*, *skewness*, *kurtosis*, daya spektrum frekuensi ke-1, dan daya spektrum frekuensi ke-4 dengan kinerja yang lebih baik dari pengaplikasian seluruh fitur dengan nilai akurasi 93,33%, presisi 93,33%, dan sensitivitas 93,33%. Kombinasi dari hasil seleksi fitur terbaik tersebut dapat mengoptimalkan kinerja sistem. (Sumanto et al., 2022)

Terinspirasi oleh prinsip penciuman biologis, *electronic nose* dikembangkan oleh kombinasi teknologi penginderaan modern, teknologi elektronik dan teknologi pengenalan pola yang telah menarik perhatian di banyak bidang. Namun, sensor gas tradisional berdasarkan semikonduktor oksida membutuhkan suhu kerja yang lebih tinggi, sehingga *electronic nose* biasanya berukuran besar dan konsumsi daya tinggi dan membatasi pengembangan *electronic nose*. Sistem yang dibuat dirancang secara independen dengan susunan sensor enam saluran berdasarkan bahan penginderaan gas CQD yang dapat digunakan untuk mengidentifikasi berbagai bau atau gas. *Electronic nose* akan mengenali atmosfer kompleks dengan perbedaan besar. Bahan penginderaan gas CQD konduktif untuk miniaturisasi dan konsumsi daya yang rendah dari *electronic nose*. Untuk membedakan atmosfer dengan celah yang lebih kecil, diperlukan lebih banyak susunan sensor dan uji *throughput* tinggi. Dalam penelitian, tes sensor gas dilakukan pada minuman keras, bir, kopi dan teh (L. Li et al, 2019).

Penelitian *Freshness Evaluation of Beef using MOS Based E-Nose* oleh (Binson et al, 2023) melakukan klasifikasi kesegaran daging sapi menggunakan *Electronic Nose* yang tersusun dari delapan sensor (4 sensor TGS *series* dan 4 MQ *series*) menggunakan mikrokontroler arduino mega. Data sensor dikumpulkan dari arduino sebagai keluaran analog yang kemudian disimpan dalam log excel. Data yang dikumpulkan dianalisis menggunakan algoritma *machine learning*

menggunakan *software* Matlab. Metode yang digunakan yaitu SVM, Decision TREE, Linear Discriminant Algorithm, Logistic Regression, dan Gaussian Naïve Bayes. Parameter yang dihasilkan yaitu akurasi, sensitivitas, dan spesifikasi. Dari keempat metode tersebut, SVM (*Support Vector Machine*) mencapai akurasi tertinggi dengan nilai 91.5%, sedangkan *Gaussian Naive Bayes* menunjukkan kinerja yang lebih rendah dengan akurasi hanya 60.8%. KNN, *Decision Tree*, *Linear Discriminant Algorithm*, dan *Logistic Regression* memiliki akurasi yang serupa, berkisar antara 85.9% hingga 89.9%. Oleh karena itu, SVM merupakan metode yang lebih baik dalam penelitian ini, sementara Gaussian Naive Bayes tidak efektif untuk klasifikasi kesegaran daging sapi.

Penelitian *Classification of Coffee Variety using Electronic Nose* oleh (Delmo et al., 2022) *e-nose* akan digunakan untuk membedakan varietas kopi berdasarkan empat jenis kopi yang di produksi secara komersial yaitu arabica, robusta, excelsa, dan liberica. Menggunakan sensor gas jenis MOS yaitu MQ2, MQ7, MQ135, dan MQ137 untuk menganalisis korelasi sensor. Sensor tersebut memiliki sensitivitas terhadap gas yang dapat dilihat pada tabel 2.1

**Tabel 2.1 Sensitivitas Sensor**

Sensor	Sensitivitas
MQ2	LPG, Butana, Propana, Metana, Alkohol, Asap, Hidrogen
MQ7	Karbon Monoksida
MQ135	Karbondioksida
MQ137	Amonia (NH <sub>3</sub> )

Kemudian dilakukan pengujian *e-nose* pada sampel biji kopi, diperoleh 198 data dari sensor dan 12 data dari masing masing empat pembacaan sensor dari masing masing sampel varietas biji kopi. Setiap pembacaan sensor kemudian dibandingkan dengan sensor gas lainnya untuk dianalisis lebih lanjut dari korelasi sensor. Dari pendeteksian keempat varietas kopi, terkumpul sebanyak 198 data yang telah dilakukan *training* dan metode klasifikasi. Gas yang terdeteksi pada

kopi arabika, robusta, excelsa, dan liberica telah diklasifikasikan dengan menerapkan metode *Gaussian Naïve Bayes* dan mendapatkan tingkat akurasi hampir 100%, membandingkan akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini dengan pemanfaatan SVM dengan tingkat akurasi 71% dan Perceptron dengan tingkat akurasi 67%.

Penelitian *Classification Of Arabica And Robusta Coffee Using Electronic Nose* oleh (Magfira et al., 2018) melakukan klasifikasi kopi arabika dan robusta menggunakan satu sensor gas yaitu MQ135. Sensor MQ135 memiliki kepekaan terhadap gas; CO<sub>2</sub>, O<sub>2</sub>, NH<sub>3</sub>, alkohol, benzena dan asap. Penelitian ini menggunakan dua metode untuk membandingkan akurasi dari hasil analisis yang diperoleh. Metode pertama menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), SVM dapat menentukan *hyper-location* terbaik yang dapat memisahkan dua kelas input. SVM dapat diterapkan pada data linear maupun non-linear. Metode kedua menggunakan *Perceptron*, *perceptron* dibuktikan dengan konvergen menjadi bobot yang benar menghasilkan nilai output yang benar untuk setiap pola input training data. Dari pendeteksian kopi arabika didapat data sebanyak 288 data pada setiap pendeteksian yang dilakukan, pendeteksian dilakukan sebanyak tiga kali untuk setiap jenis kopi. Terdapat tiga jenis kopi yang digunakan yaitu arabika gayo, arabika malabar, dan arabika lintong. Dari hasil deteksi gas pada kopi arabika dan robusta akan dilakukan klasifikasi dengan menerapkan dua metode klasifikasi yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan metode *Perceptron* untuk mendapatkan nilai akurasi dari hasil pengujian. Dari hasil klasifikasi yang dilakukan, nilai akurasi yang lebih tinggi dihasilkan dari metode *Support Vector Machine* (SVM). Pada pengelompokan ini, *Support Vector Machine* (SVM) mampu mengelompokkan jenis kopi arabika dan robusta dengan nilai akurasi sebesar 71% dan nilai error sebesar 0.53452. Dan untuk hasil dari metode *Perceptron* mendapatkan akurasi sebesar 57% dengan nilai *error* sebesar 0.65465.

(Rusman, et al., 2019) menggunakan *e-nose* untuk mengklasifikasi 3 kelas mutu biji kakao jawa unggulan, yaitu kakao *dark bean* < 20 %, kakao *dark 9 bean* > 60 %, dan kakao curah, dimana ketiga kakao tersebut tidak mudah dibedakan dari segi kualitas yang tinggi dan rendah. *E-nose* yang digunakan terdiri dari

delapan sensor *metal oxide semiconductor* (MOS) dengan sensor kelembaban dan sensor suhu. Tiga kelas sampel kakao diuji pada *e-nose* dengan masing-masing seratus kali uji sehingga mendapatkan data total sebanyak tiga ratus data. Sebelum melakukan analisis klasifikasi, dilakukan pra pemrosesan data dengan data yang didapat dinormalisasikan. Selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri dengan menggunakan nilai maksimum respon sensor. Terdapat dua metode klasifikasi yang digunakan yaitu ANN dan SVM. Data terlebih dahulu dibagi menjadi dua subset yaitu *training* set dan *testing* set dengan menggunakan algoritma *Kennard Stone* dengan *ratio* 80:20. Selanjutnya dikembangkan model klasifikasi dengan 10-fold *cross validation*, SVM menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) dengan melakukan *hyper* parameter tuning menggunakan metode *grid search*, dengan nilai *cost* (C) diatur sebesar 0,01, 0,1, 1, 10, 100, dan 1000, sedangkan nilai gamma diatur sebesar 0,001, 0,01, 0,1, 1, 10, 100, dan 1000, SVM berhasil mengklasifikasi dengan *training* set 99% dan *testing* set 90%.

Rangkuman perbandingan dan korelasi penelitian terdahulu yang digunakan sebagai acuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

**Tabel 2.2 Korelasi Penelitian Terdahulu**

No	Author (Tahun)	Judul	Keterangan
1	(Shaull et al., 2018)	<i>Smart Coffee Roaster Design with Connected Devices</i>	Membuat <i>roasting</i> kopi pintar yang dapat memonitoring suhu, <i>crack</i> , dan karbon monoksida dan bisa dikontrol melalui jarak jauh. menggunakan mikrofon MAX4466 dan sensor gas MQ-7. Menggunakan metode monitoring grafik sensor dengan <i>threshold</i> tingkat kematangan.



2	(Sumanto et al., 2022)	<i>Seleksi Fitur Terhadap Performa Kinerja Sistem ENose untuk Klasifikasi Aroma Kopi Gayo</i>	Sistem <i>E-Nose</i> digunakan untuk mengklasifikasi aroma yang berbeda dari jenis kopi Gayo natural dan Gayo wine menggunakan metode SVM berdasar jumlah galat SAE dengan hasil nilai akurasi 93,33%, presisi 93,33%, dan sensitivitas 93,33%.
3	(L. Li et al, 2019).	<i>Construction and Simple Application of a Primary Electronic Nose System</i>	<i>Electronic nose</i> yang dibuat berdasarkan penginderaan gas CDQ yang memiliki konsumsi daya rendah
4	(Binson et al, 2023)	<i>Freshness Evaluation of Beef using MOS Based E-Nose</i>	Electronic Nose yang terdiri dari delapan sensor untuk mengklasifikasikan kesegaran daging sapi. Data sensor dikumpulkan melalui mikrokontroller Arduino Mega dan dianalisis menggunakan algoritma machine learning menggunakan MATLAB. Dari lima metode yang digunakan, SVM mencapai akurasi tertinggi sebesar 91.5%, sementara <i>Gaussian Naive Bayes</i> memiliki kinerja yang lebih rendah dengan akurasi hanya 60.8%. KNN, <i>Decision Tree</i> , <i>Linear Discriminant Algorithm</i> , dan <i>Logistic Regression</i> memiliki akurasi serupa, berkisar antara 85.9% hingga 89.9%.

5	(Delmo et al., 2022)	<i>Classification of Coffee Variety using Electronic Nose</i>	<i>E-nose</i> digunakan untuk membedakan varietas empat jenis kopi yaitu arabica, robusta, excelsa, dan liberica. Dari pendeteksian keempat varietas kopi, terkumpul sebanyak 198 data yang telah dilakukan <i>training</i> dan metode klasifikasi. Gas yang terdeteksi pada kopi arabika, robusta, excelsa, dan liberica telah diklasifikasikan dengan menerapkan metode <i>Gaussian Naïve Bayes</i> dan mendapatkan tingkat akurasi hampir 100%, membandingkan akurasi yang diperoleh dalam penelitian ini dengan pemanfaatan SVM dengan tingkat akurasi 71% dan <i>Perceptron</i> dengan tingkat akurasi 67%.
6	(Magfira et al., 2018)	<i>Classification Of Arabica And Robusta Coffee Using Electronic Nose</i>	<i>E-Nose</i> digunakan klasifikasi kopi arabika dan robusta menggunakan satu sensor gas yaitu MQ135. Dari pendeteksian kopi arabika didapat data sebanyak 288 data pada setiap pendeteksian yang dilakukan, pendeteksian dilakukan sebanyak tiga kali untuk setiap jenis kopi. Terdapat tiga jenis kopi yang digunakan yaitu arabika gayo, arabika malabar, dan arabika lintong. Menerapkan dua metode klasifikasi yaitu <i>Support Vector Machine</i> (SVM) dan metode <i>Perceptron</i> untuk mendapatkan nilai akurasi dari hasil pengujian. <i>Support</i>

			<p><i>Vector Machine</i> (SVM) mampu mengelompokkan jenis kopi arabika dan robusta dengan nilai akurasi sebesar 71% dan nilai <i>error</i> sebesar 0.53452. Dan untuk hasil dari metode <i>Perceptron</i> mendapatkan akurasi sebesar 57% dengan nilai <i>error</i> sebesar 0.65465.</p>
7	(Rusman, et al.,2019)	<p><i>Electronic nose coupled with linear and nonlinear supervised learning methods for rapid discriminating quality grades of superior java cocoa beans</i></p>	<p><i>E-nose</i> untuk mengklasifikasi 3 kelas mutu biji kakao jawa unggulan, yaitu kakao <i>dark bean</i> &lt; 20 %, kakao <i>dark bean</i> &gt; 60 %, dan kakao curah, dimana ketiga kakao tersebut tidak mudah dibedakan dari segi kualitas yang tinggi dan rendah. Tiga kelas sampel kakao diuji pada <i>e-nose</i> dengan masing-masing seratus kali uji sehingga mendapatkan data total sebanyak tiga ratus data. Menggunakan metode SVM berhasil mengklasifikasi dengan <i>training</i> set 99% dan <i>testing</i> set 90%.</p>

## **BAB III**

### **LANDASAN TEORI**

#### **3.1 Mesin Sangrai Kopi**

Mesin sangrai kopi pada dasarnya terdapat dua jenis yaitu *drum* atau disebut *semi hot air* dan *hot air*. Mesin sangrai kopi jenis drum atau *semi hot air* atau *indirectly heated drum* memiliki keunikan masing-masing sesuai dengan produsennya baik dari estetika, harga dan lain lain, namun semua memiliki fungsi yang sama yaitu memanaskan biji kopi dari suhu ruangan sampai 230C. Salah satu bagian terpenting dari mesin sangrai kopi yaitu adalah *drum* sangrai dan juga *airflow*. Mesin sangrai *semi hot air* memiliki *drum* yang berputar secara horizontal untuk mengaduk biji kopi. Biasanya mesin sangrai *drum* ini mendapatkan sumber panasnya dari bahan bakar gas cair (LPG), dan paling banyak sumber panas berada di bawah drum mesin sangrai. Ada beberapa jenis mesin sangrai yang umum digunakan saat ini yaitu *Air Roaster* dan *Drum Roaster*.

##### **1. Air Roaster**

*Air Roaster Atau Hot Air Roaster*, adalah mesin yang menggunakan aliran cepat dari udara panas ke biji kopi yang disangrai. Ada berbagai jenis, atau konfigurasi dari mesin sangrai *hot air* ini, tapi semua menggunakan udara panas untuk konveksi terhadap biji kopi dan untuk membantu menjaga kopi terus bergerak tidak menyentuh *chamber* sangrai. Kebanyakan digunakan untuk skala komersil atau industri.



**Gambar 3.1 Mesin Sangrai Jenis *Air Roaster***

##### **2. Drum Roaster**

*Drum Roaster* atau *Semi Hot Air* menggunakan teknologi sederhana yang belum benar-benar berubah banyak selama bertahun-tahun. Dalam arti dasar, *drum roaster* adalah hanya sebuah silinder yang berputar pada sumbu horisontal. Sirip yang berada pada *drum* mencampur atau mengaduk kopi dan mengalirkan udara panas melalui *drum*. Ada dua jenis *Drum roaster*: *drum* yang padat dan *drum* yang berlubang.



**Gambar 3.2 Mesin Sangrai Jenis *Drum Roaster***

### **3.2 Kopi Arabika**

Kopi arabika merupakan salah satu jenis kopi yang banyak di budidayakan di Provinsi Sulawesi Selatan. Kopi arabika termasuk dalam tanaman buah yang memiliki waktu panen dan tingkat kematangan tertentu. Kopi arabika biasanya berwarna hijau saat muda, agak kekuningan sampai kemerahan saat setengah tua dan merah terang sampai merah gelap saat sudah tua (Abdullah et al., 2010). Tingkat kematangan buah kopi arabika mempengaruhi kandungan senyawa kimia dalam biji kopi, terutama kafein. Kadar kafein dalam biji kopi berbeda tergantung pada tingkat kematangan saat buah kopi dipanen. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk mengetahui kadar kafein kopi arabika pada tingkat kematangan muda, sedang dan tua dan mengetahui kadar kafein tertinggi dan terendah kopi arabika pada tingkat kematangan muda, sedang dan tua.

### 3.3 *Roast Level*

*Roast Level* atau tingkat penyangraian biji kopi merupakan salah satu faktor terpenting yang menentukan cita rasa kopi di dalam cangkir. Pada dasarnya, cara yang paling umum untuk menggambarkan *level* sangrai kopi adalah dengan melihat hasil akhir warna biji kopi yang telah disangrai, mulai dari *level* sangrai terendah yaitu *light roast* (warna terang) sampai dengan *dark roast*/warna gelap (Agustina et al. 2019).

#### 3.3.1 *Light Roast*

Pada tingkat *light roast*, biji yang disangrai akan memiliki tingkat kematangan yang paling rendah dibandingkan dengan tingkat *roasting* lainnya. Tingkat panggang jenis ini tidak terlalu harum. Biji kopi akan berwarna coklat muda, dan tidak ada lapisan minyak pada permukaan biji. Pada tingkat *light roast*, keasaman lebih dominan. Olahan *light roast* memiliki rasa biji yang masih segar dan masih berasa buah (*fruity/vegetable*), dan biasanya *light roast* juga memiliki *short after taste* (kekentalan rasa). Bagi yang menyukai kualitas rasa kopi seperti rasa original, tingkat *light roast* ini bisa direkomendasikan. Dalam jenis *roast level* ini ada beberapa nama *roast* yang populer disebut *Light City*, *Half City*, *Cinnamon Roast* dan *New England Roast*. (Bahrumi, P.2022).

#### 3.3.2 *Medium Roast*

Aroma biji kopi yang telah disangrai (*roast beans*) sangat jelas pada tingkat *medium roast*, warna biji kopi lebih gelap dibandingkan pada tingkat *roasting* sebelumnya, dan kandungan gula alami pada biji kopi sudah mulai berkarbonasi dan sedikit karamel. pada level ini, membuat rasa kopi terasa sedikit manis. Pada tingkat *roasting* ini, rasa, aroma, dan keasaman semuanya seimbang (*balance/kompleks*), atau lebih tepatnya kaya rasa. Tingkat pemanggangan ini disebut dengan sejumlah nama pemanggangan, antara lain *Regular Roast*, *American Roast*, *City Roast*, dan *Breakfast Roast*. (Bahrumi, P.2022)

#### 3.3.3 *Dark Roast*

Warna biji kopi akan lebih gelap pada tingkat *dark roast* dibandingkan pada tingkat sebelumnya yaitu coklat agak kehitaman. Jika biji kopi disangrai melebihi titik ini, biji yang dihasilkan akan terlalu matang, yang jelas berdampak buruk bagi

kesehatan manusia. Biji kopi akan melepaskan lapisan minyak yang tebal di permukaannya pada tingkat pemanggangan ini. Pada tingkat *dark roast*, rasa kopi lebih menonjol; itu pahit (pahit) dan sedikit berasap (berasap); Bisa dibilang kualitas rasa sudah menutupi keunikan rasa kopinya. Jika sudah terjadi retakan kedua, proses pemanggangan pada *level* ini dapat segera dihentikan. Bagi yang lebih menyukai kopi dengan *body* yang kental, *level dark roast* sangat ideal. Ada beberapa nama hidangan yang terkenal dengan tingkat *dim meal* seperti ini, yaitu *French Meal*, *Italian Meal*, *Coffee Cook*, *Mainland Broil*, *New Orleans Meal*, dan *Spanish Meal*. (Bahrumi, P.2022)

### 3.4 *Electronics Nose*

*Electronic Nose (E-Nose)* merupakan sebuah alat yang meniru cara kerja hidung manusia. *Electronic Nose* disusun oleh beberapa sensor gas yang memiliki fungsi mendeteksi bau/aroma yang meniru struktur larik saraf penciuman dalam olfaktori manusia. Keluaran *E-Nose* dapat berupa pola-pola yang mewakili masing masing bau/aroma sehingga dapat diterapkan untuk identifikasi, perbandingan, kuantifikasi dan klasifikasi berdasarkan aroma (Telaumbanua, et al., 2021; Baskara, et al., 2016). Berbagai reseptor yang dapat mengidentifikasi aroma bau terdapat di dalamnya. Reseptor ini fungsinya digantikan oleh sensor pada teknologi *E-Nose*. Setiap reseptor memberikan respon yang berbeda dari uap aroma yang sama (Kusumadewi, 2004). Perangkat ini telah mengalami banyak pengembangan serta digunakan untuk memenuhi kebutuhan industri dan lain-lain (Sitohang, 2012).

### 3.5 *Sensor Gas*

Sensor elektrokimia merupakan peralatan pendeteksi polutan gas yang bekerja berdasarkan reaksi antara komponen sensor dengan analit yang dapat berupa gas atau ion kemudian menghasilkan sinyal elektrik yang setara dengan konsentrasi analit

#### 3.5.1 *Sensor MQ135*

Sensor MQ-135 digunakan untuk mendeteksi gas gas amonia ( $\text{NH}_3$ ), natrium(di)oksida ( $\text{NO}_x$ ), alkohol/ethanol ( $\text{C}_2\text{H}_5\text{OH}$ ), benzena ( $\text{C}_6\text{H}_6$ ), karbondioksida ( $\text{CO}_2$ ), gas belerang/sulfur-hidroksida( $\text{H}_2\text{S}$ ) dan asap/gas-gas lainnya di udara. Material sensitif yang digunakan pada sensor ini adalah  $\text{SnO}_2$  (*Tin*

*Oxide*). Konduktivitas bahan SnO<sub>2</sub> yang lebih rendah di udara bersih. konduktivitas sensor ini lebih tinggi seiring dengan kenaikan gas konsentrasi. Jangkauan deteksi sensor MQ 135 adalah 10- 10.000 ppm dengan tingkat tegangan sekitar  $5.0V \pm 0.1V$  AC atau DC. (Abbas et al., 2020)

### **3.5.2 Sensor MQ136**

Sensor MQ-136 adalah suatu komponen semikonduktor yang berfungsi sebagai pengindera bau gas tin oksida (SnO<sub>2</sub>). Sensor gas MQ136 memiliki sensitivitas tinggi terhadap SO<sub>2</sub>, juga bisa digunakan untuk mendeteksi uap lain yang mengandung Sulfur. Ini memiliki sensitivitas rendah terhadap gas yang mudah terbakar normal, dengan biaya rendah dan sesuai untuk aplikasi yang berbeda. (Datasheet MQ136)

### **3.5.3 Sensor MQ137**

Sensor MQ 137 merupakan golongan sensor sensitif yang terbuat dari material gas tin oksida (SnO<sub>2</sub>) dengan konduktivitas rendah jika berada di udara bersih dan konduktivitasnya meningkat bersamaan dengan kenaikan konsentrasi gas yang dideteksi. Untuk mengkonversi perubahan konduktivitas sesuai dengan konsentrasi gas yang digunakan pada rangkaian elektrosirkuit sederhana.

### **3.5.4 Sensor MQ138**

Sensor MQ-138 merupakan sensor semikonduktor yang bekerja Bersama dengan penghirup udara dan mikrokontroler untuk mengambil data dari napas pasien. Sensor MQ-138 dilapisi oleh bahan semikonduktor yang mempunyai nilai konduktivitas rendah pada udara normal. Apabila udara sekitar sensor terdapat aroma lain, maka konduktivitas sensor meningkat tergantung dari jenis aroma dan konsentrasi yang terkandung.

### **3.5.5 Sensor MQ2**

Sensor MQ2 merupakan sensor yang mendeteksi gas yang mudah terbakar seperti LPG, CH<sub>4</sub>, butana, metana, dan asap karbon. Semikonduktor SnO<sub>3</sub> merupakan bahan dari sensor MQ2 yang memiliki konduktivitas rendah pada udara bersih sehingga saat sensor mendeteksi adanya gas maka konduktivitas sensor akan semakin tinggi (Radimas Putra et al., 2019).



### 3.5.6 Sensor MQ3

Sensor MQ3 adalah komponen elektronika yang dapat mendeteksi kadar alkohol pada udara. Sensor MQ3 memiliki kepekaan yang tinggi terhadap alkohol dan kepekaan yang rendah terhadap bensin. Selain dapat mendeteksi alkohol, sensor ini juga dapat mendeteksi etanol dan asap rokok. Sensor MQ3 memiliki waktu respon cepat, stabil, dan tahan lama.

### 3.5.7 Sensor TGS822

TGS 822 memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap uap pelarut organik serta mudah menguap. TGS 822 juga memiliki kepekaan terhadap berbagai gas yang mudah terbakar seperti karbon monoksida, sehingga sensor umum digunakan. Juga tersedia dengan keramik dasar yang sangat tahan terhadap lingkungan yang parah setinggi 200 °C. Elemen penginderaan sensor gas Figaro adalah dioksida timah ( $\text{SnO}_2$ ) semikonduktor yang memiliki konduktivitas rendah di udara bersih. Dengan keberadaan gas terdeteksi, yang meningkatkan konduktivitas sensor tergantung pada konsentrasi gas di udara. Sebuah rangkaian listrik sederhana dapat mengkonversi perubahan konduktivitas untuk sinyal output yang sesuai dengan konsentrasi gas.

### 3.5.8 Sensor TGS2620

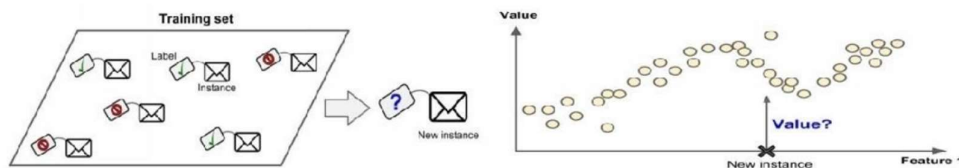
Sensor TGS 2620 memiliki sensitivitas yang tinggi terhadap uap larutan organik selain itu sensitif pula pada gas yang mudah terbakar seperti karbon monoksida maupun hidrogen. Karena ukurannya yang kecil TGS 2620 hanya memerlukan arus untuk mengendalikan pemanas internal sebesar 42mA. Hubungan antara hambatan sensor terhadap konsentrasi gas adalah linier pada skala logaritmik mulai dari beberapa ppm hingga beberapa ribu ppm.

## 3.6 Machine Learning

*Machine Learning* atau pembelajaran mesin merupakan bagian dari *Artificial Intelligence* atau kecerdasan buatan. *Machine Learning* adalah cabang ilmu komputer yang secara luas bertujuan untuk memungkinkan komputer untuk dapat “belajar” tanpa diprogram secara langsung. Dalam praktiknya, komputer diajarkan dengan berbasis kepada “pengalaman” yang biasanya berarti menyesuaikan dengan data dengan pendekatan statistik (Qifang, et.al, 2019).

### 3.6.1 *Supervised Learning*

*Supervised Learning* merupakan tipe dari sistem pembelajaran mesin yang menggunakan pendekatan AI untuk dilatih mengenali pola antara input data dan label output. Klasifikasi dan regresi adalah tipe dari metode ini. Data awalnya akan melatih sistem yang telah dirancang yang nanti sistem dapat memprediksi suatu data tes (Rudolf, 2018).



**Gambar 3.3 Contoh Aplikasi *Supervised Learning* (Rudolf, 2018)**

Dalam metode ini, terdapat beberapa algoritma yang populer seperti:

- a. K-nears neighbors
- b. Linear Regression
- c. Neural Network
- d. Support Vector Machine
- e. Logistic Regression
- f. Decision Tree dan Random Forest

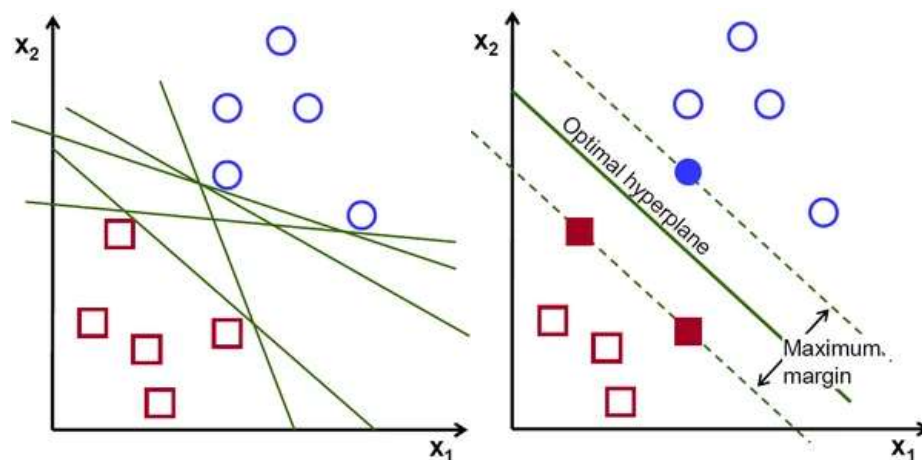
### 3.6.2 *Unsupervised Learning*

*Unsupervised Learning* adalah metode atau teknik yang digunakan dengan tidak perlu melatih algoritma komputer untuk dapat mengenali penyusunan AI. Model dirancang untuk dapat bisa belajar mandiri untuk dapat mengumpulkan informasi termasuk data yang tidak berlabel (Rudolf, 2018). Beberapa algoritma dari *Unsupervised Learning*, antara lain:

- a. *Clustering*: K-means, Hierarchical Cluster Analysis
- b. *Association rule learning*: Eclat, Apriori
- c. *Visualization and dimensionality reduction*: Kernel PCS, t-distributed, PCA

### 3.7 Support Vector Machine (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) adalah suatu metode klasifikasi dalam *Machine Learning* yang berfokus pada pencarian *hyperplane* dalam ruang berdimensi  $N$  ( $N$ -jumlah fitur) yang secara jelas mengklasifikasikan titik-titik data. Dalam pemisahan dua kelas titik data, ada banyak kemungkinan *hyperplane* yang bisa dipilih. Tujuannya adalah menemukan bidang yang memiliki margin maksimum, yaitu jarak maksimum antara titik data dari kedua kelas. Memaksimalkan jarak margin memberikan penguatan sehingga titik data di masa mendatang dapat diklasifikasikan dengan lebih percaya diri (Mukhopadhyay, 2018).



**Gambar 3.4 Grafik Support Vector Machine (Rudolf, 2018)**

*Hyperplanes* adalah batas keputusan yang membantu mengklasifikasikan titik data. Poin data yang jatuh di kedua sisi *hyperplane* dapat dikaitkan dengan kelas yang berbeda. Juga, dimensi *hyperplane* bergantung pada jumlah fitur. Jika jumlah fitur input adalah 2, maka *hyperplane* hanya berupa garis. Jika jumlah fitur masukan adalah 3, maka *hyperplane* menjadi bidang dua dimensi. Sulit membayangkan ketika jumlah fitur melebihi 3 (Mukhopadhyay, 2018).

### 3.8 Pengujian

Menurut KBBI, pengujian adalah proses, cara, dan perbuatan menguji yang memeriksa apakah sistem, baik perangkat lunak maupun perangkat keras,

berperilaku sesuai dengan yang diinginkan. Pengujian merupakan suatu rangkaian aktivitas yang dirancang dan direncanakan dan akan dilakukan secara sistematis. Pengujian adalah bagian dari proses pengembangan atau pembuatan suatu sistem. Proses pengujian dilakukan untuk mengetes seluruh sistem yang telah dibuat dan dikembangkan melalui beberapa tes dengan tujuan utama mengenai akurasi sistem dibandingkan dengan hasil nyata di lingkungan.

Sebagai pengujian dari sistem yang telah dilatih, dapat dilakukan evaluasi performa sistem dengan prediksi sebagai *classification report* dan juga evaluasi akurasi performa sistem yang telah dilatih. Dalam sistem model *machine learning* khususnya klasifikasi, terdapat metode pengujian yang umum digunakan yaitu *Confusion Matrix*.

*Confusion Matrix* adalah alat untuk analisa prediksi dalam algoritma *machine learning* dengan tujuan untuk mengecek performa dari klasifikasi berdasarkan model yang telah dibuat. Selain itu, *Confusion Matrix* juga dapat disebut sebagai rangkuman tabel dari prediksi benar dan salah dari suatu model klasifikasi untuk tugas klasifikasi biner (Zohreh, 2021).

3x3	<i>Predict</i>		
<i>Actual</i>	A	B	C
A	TP(A)	FP(B)	FP(C)
B	FP(A)	TP(B)	FP(C)
C	FP(A)	FP(B)	TP(C)

**Gambar 3.5 Matriks Kotak *Confusion Matrix***

Dalam pengujian yang dapat dilakukan dengan metode *Confusion Matrix*, terdapat beberapa formulasi pengujian yang dapat dilakukan, yaitu:

a. Akurasi

Akurasi adalah pengukuran berapa banyak prediksi benar dari suatu model. Akurasi menjadi pengujian paling dasar untuk mengukur performa dari suatu model.

$$Accuracy = \frac{TP(A) + TP(B) + TP(C)}{Total\ Sample}$$

b. Presisi

Presisi dapat memberikan hasil pengukuran berapa banyak kasus yang diprediksi benar dan bernilai positif. Hal ini dapat menentukan apakah model dapat diandalkan atau tidak. Presisi berguna jika *False Positive* lebih diperhatikan daripada *False Negative*.

- $Precision(A) = \frac{TP(A)}{TP(A)+FP(A)}$
- $Precision(B) = \frac{TP(B)}{TP(B)+FP(B)}$
- $Precision(C) = \frac{TP(C)}{TP(C)+FP(C)}$

c. Recall (Sensitivity)

*Recall* dapat memberikan informasi berapa banyak kasus positif aktual yang dapat diprediksi dengan benar. Hal ini berguna ketika *False Positive* lebih diperhatikan dibanding dengan *False Negative*. *Recall* yang tinggi akan menginterpretasikan akurasi keseluruhan yang rendah.

- $Recall(A) = \frac{TP(A)}{TP(A)+FN(A)}$
- $Recall(B) = \frac{TP(B)}{TP(B)+FN(B)}$
- $Recall(C) = \frac{TP(C)}{TP(C)+FN(C)}$

d. F1-Score

*F1-Score* adalah rata-rata harmonik dari Presisi dan *Recall*, *F1-Score* memberikan gagasan gabungan tentang kedua matriks ini. Ini maksimum ketika presisi sama dengan *recall*. Ketika model yang dibuat kurang baik dari nilai uji pada presisi dan *recall*, *F1-Score* digunakan dalam kombinasi dengan matriks evaluasi lain yang dapat memberikan gambaran lengkap dari hasil.

- $F1 - Score(A) = \frac{2 * (Presisi(A) * Recall(A))}{(Presisi(A) + Recall(A))}$
- $F1 - Score(B) = \frac{2 * (Presisi(B) * Recall(B))}{(Presisi(B) + Recall(B))}$
- $F1 - Score(C) = \frac{2 * (Presisi(C) * Recall(C))}{(Presisi(C) + Recall(C))}$

## BAB IV METODE PENELITIAN

### 4.1 Analisis Sistem

Sistem identifikasi kematangan *roasting* kopi dilakukan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan kopi berdasarkan level tingkat *roasting* yaitu *light*, *medium*, dan *dark*. Pada deteksi gas biji kopi digunakan perangkat *e-nose* yang terdiri dari sensor gas larik untuk membaca nilai gas pada saat *roasting* kopi berlangsung. Sensor gas larik terdiri dari 8 sensor yaitu MQ135, MQ136, MQ137, MQ138, MQ2, MQ3, TGS822 dan TGS2620. Proses pengambilan data dimulai dengan *meroasting* biji kopi pada tingkat kematangan yang berbeda, yaitu *light*, *medium* dan *dark*. Setelah proses *roasting*, biji kopi yang telah di *roasting* akan diambil sebagai sampel untuk pengukuran aroma menggunakan *E-Nose*. Sensor-sensor tersebut akan mendeteksi dan mengukur perubahan dalam komposisi gas yang dihasilkan oleh aroma kopi pada masing-masing tingkat kematangan *roasting*. Selanjutnya, respons sensor-sensor terhadap aroma kopi pada berbagai tingkat kematangan akan direkam dan dikumpulkan sebagai data aroma. Data ini akan digunakan dalam tahap pra-pemrosesan dan algoritma SVM untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan *roasting* kopi menjadi *light*, *medium*, dan *dark* berdasarkan respons aroma yang terdeteksi oleh *E-Nose*.

### 4.2 Alat dan Bahan

Penelitian ini menggunakan komponen yang ditunjukkan pada Tabel Bahan dan Tabel Alat untuk membuat sebuah alat *roasting* kopi yang dapat mengidentifikasi tingkat kematangan kopi. Untuk itu, diperlukan beberapa perangkat, seperti pada Tabel 4.1 dan Tabel 4.2.

**Tabel 4. 1 Daftar Alat**

No	Alat	Fungsi
1	Mini PC M6 8/256GB SSD Intel JasperLake N5105, Clock 2.0 GHz Up to 2.9Ghz GPU: 16EU Intel Graphics	Perangkat untuk menjalankan proses penelitian berbasis perangkat lunak

2	Python 3.8	Bahasa pemrograman untuk menjalankan segala proses pemrograman pembuatan dan pelatihan sistem
4	<i>Google Colab</i>	<i>Text editor</i> untuk menuliskan naskah program dalam pembuatan dan pelatihan sistem klasifikasi
5	<i>VS Code</i>	<i>Text editor</i> untuk menuliskan naskah program dalam pengujian sistem klasifikasi
6	Mesin Roasting Kopi	Digunakan untuk melakukan proses roasting pada biji kopi.

**Tabel 4.2 Daftar Bahan**

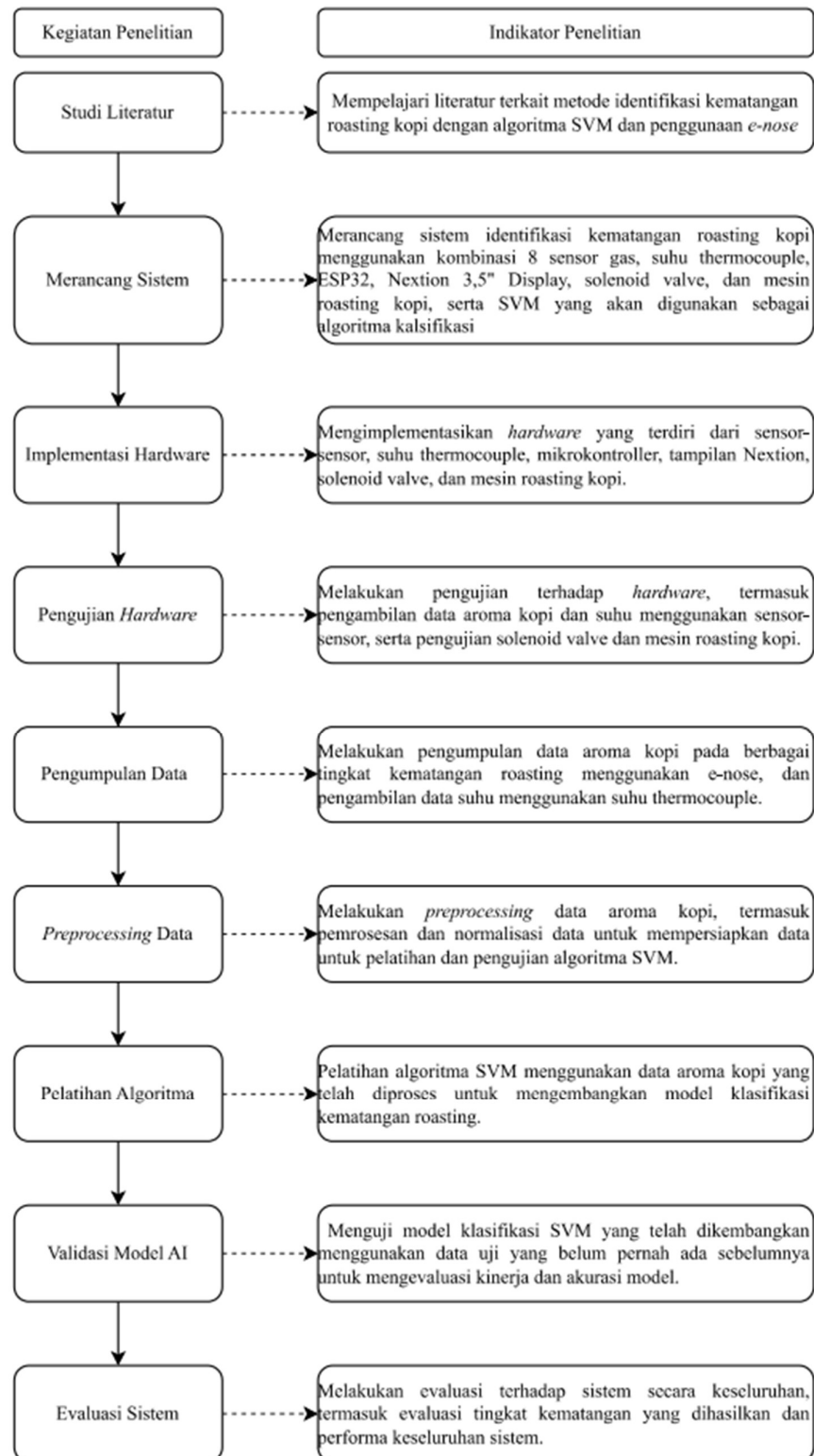
No	Nama	Fungsi
1	Mikrokontroller ESP32	Mengendalikan dan memproses data dari sensor-sensor, menghubungkan dengan komponen lainnya
2	Nextion 3,5" Display	Menampilkan informasi dan hasil identifikasi kematangan roasting kopi
3	Sensor Suhu Thermocouple	Sensor Suhu Thermocouple
4	Solenoid Valve	Mengontrol aliran udara atau gas ke dalam sistem untuk mengatur kondisi lingkungan saat pengambilan data aroma
5	Sensor MQ135	Mendeteksi gas NH <sub>3</sub> , CO <sub>2</sub> , dan alkohol dalam aroma kopi
6	Sensor MQ136	Mendeteksi gas NH <sub>3</sub> , NO <sub>x</sub> , dan senyawa nitrogen dalam aroma kopi
7	Sensor MQ137	Mendeteksi gas NH <sub>3</sub> , NO <sub>x</sub> , dan amonia dalam aroma kopi

8	Sensor MQ138	Mendeteksi gas formaldehida dan alkohol dalam aroma kopi
9	Sensor MQ2	Mendeteksi gas LPG, propana, metana, dan hidrogen dalam aroma kopi
10	Sensor MQ3	Mendeteksi gas alkohol dalam aroma kopi
11	Sensor TGS822	Mendeteksi gas hidrogen sulfida ( $H_2S$ ) dan senyawa sulfur dalam aroma kopi
12	Sensor TGS2620	Mendeteksi gas amonia ( $NH_3$ ) dan senyawa nitrogen dalam aroma kopi

### 4.3 Tahapan Penelitian

Penelitian ini memerlukan beberapa tahapan yang terbagi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.1.

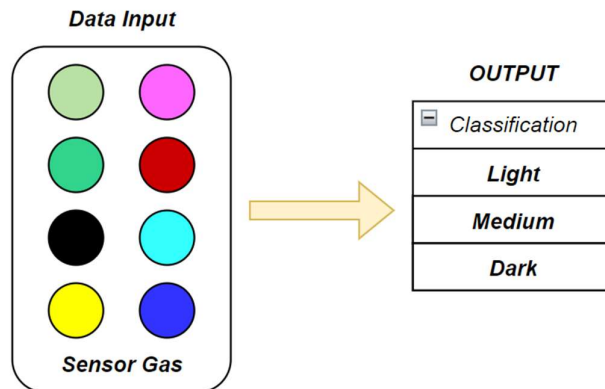




Gambar 4.1 Tahap Penelitian

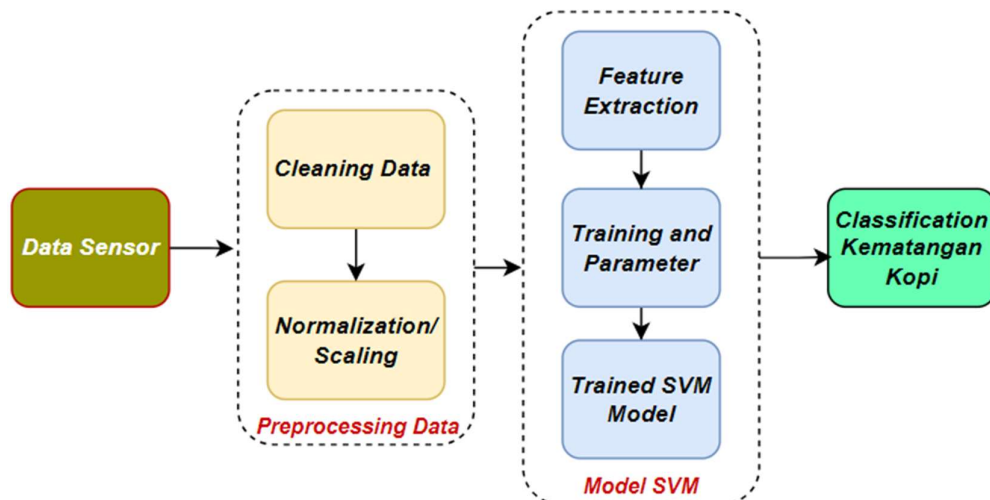
#### 4.4 Rancangan Sistem

Terdapat dua komponen penting dalam sistem yang akan dibangun yaitu sistem perangkat keras sebagai media dalam proses akuisisi data dan sistem perangkat lunak yang meliputi perancangan, pelatihan, dan pengujian sistem klasifikasi berbasis *Supervised Learning*.



**Gambar 4. 2 Rancangan Input Data**

Pada rancangan input data menggunakan 8 sensor gas yang terdiri dari MQ *series* dan TGS *series*. Data dari pembacaan sensor akan di klasifikasi sehingga menghasilkan 3 kelas output tingkat kematangan kopi yaitu *light*, *medium*, dan *dark*.

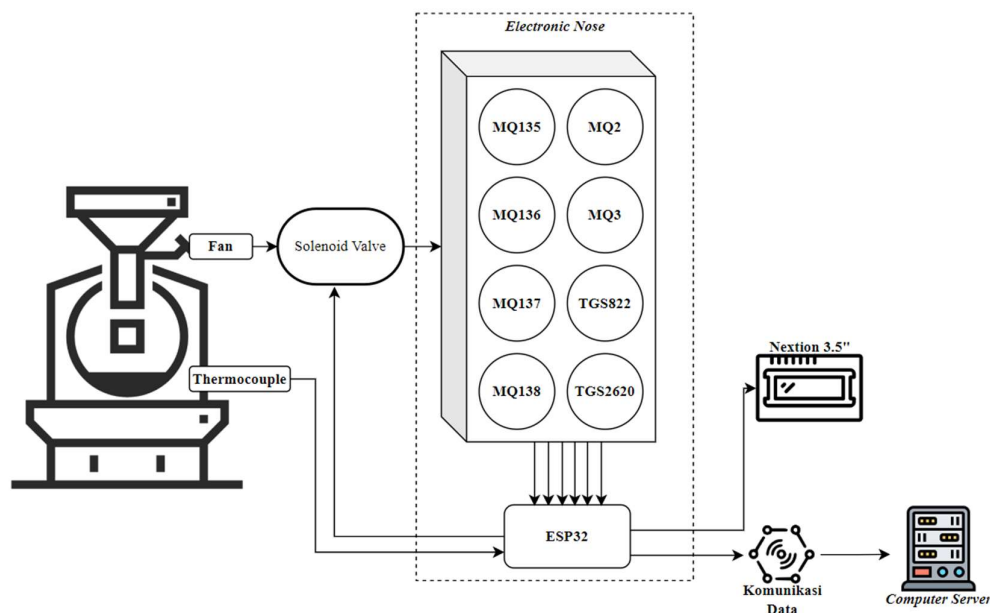


**Gambar 4. 3 Rancangan Sistem Utama**

Pada rancangan sistem utama dimulai dari proses dari pengambilan data sensor hingga mendapatkan hasil klasifikasi tingkat kematangan kopi menggunakan model SVM. Data yang diperoleh dari sensor gas kemudian dibersihkan, dinormalisasi dan di ekstraksi fiturnya. Model SVM dilatih dengan data tersebut dan hasilnya digunakan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan kopi berdasarkan data input sensor gas yang baru.

#### 4.4.1 Rancangan Perangkat Keras

Perangkat keras berperan sebagai alat pengambilan data berupa data sensor gas. Sensor gas digunakan untuk mendeteksi aroma kopi pada tahap *roasting*. Sensor suhu *thermocouple* digunakan untuk mengukur suhu pada mesin *roasting* kopi. Mikrokontroler ESP32 berfungsi sebagai pusat pengendalian, mengumpulkan data dari sensor-sensor dan mengatur operasi mesin *roasting* kopi. *Nextion 3,5" Display* yang memungkinkan pengguna memantau dan mengontrol proses *roasting* dengan mudah. Selain itu, *solenoid valve* digunakan untuk mengendalikan aliran udara pada mesin kopi. Data *roasting* yang diperoleh kemudian dikirim menuju komputer server untuk dilakukan klasifikasi tingkat kematangan kopi.



**Gambar 4.4 Rancangan Sistem Perangkat Keras**

#### 4.4.2 Proses Akuisisi dan Pengambilan Data

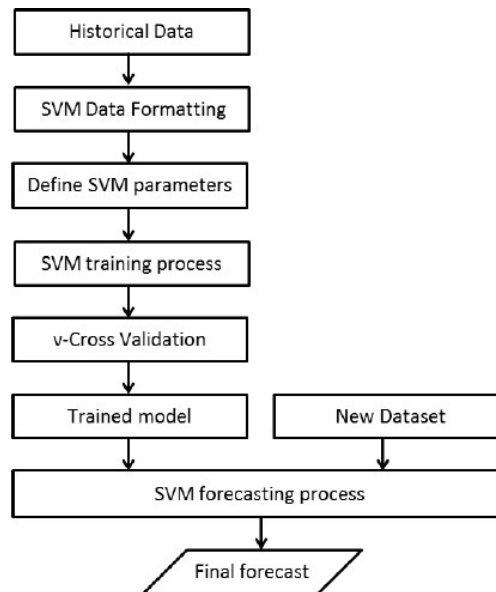
Proses akuisisi data dalam identifikasi kematangan *roasting* kopi menggunakan algoritma SVM berbasis mesin *roasting* kopi dengan *e-nose* melibatkan langkah-langkah seperti pengaturan perangkat keras, persiapan sampel kopi, pemasangan sensor, pengambilan data aroma menggunakan *e-nose*, pengukuran suhu menggunakan suhu *thermocouple*, dan penyimpanan data aroma kopi dan suhu. Selama proses *roasting*, sensor-sensor akan mendeteksi aroma kopi yang dihasilkan, sementara suhu *thermocouple* akan mengukur suhu pada setiap tahap *roasting*. Data aroma kopi dan suhu yang terkumpul akan dibagi dua menjadi data latih (*training data*) yang digunakan untuk melatih model SVM dan data uji (*testing data*) untuk menguji performa sistem yang telah dilatih untuk menghindari overfitting, di mana model mementingkan “hafalan” data latih dan tidak bisa mengklasifikasi data baru. Selanjutnya dilakukan *preprocessing* data untuk seluruh data yang sudah diambil, pelatihan algoritma dan validasi model untuk data latih, terakhir pengujian data menggunakan data latih yang sudah diproses ke dalam model dan data uji yang sudah dilakukan *preprocessing* sebelumnya, sehingga sistem dapat mengidentifikasi kematangan *roasting* kopi dengan akurasi yang tinggi berdasarkan data yang telah diakuisisi.

#### 4.5 Penerapan Metode Penelitian

Pada penelitian ini, digunakan metode dalam pembangunan sistem klasifikasi yaitu *Support Vector Machine* (SVM)

##### 4.5.1 Support Vector Machine (SVM)

Dalam penerapannya, SVM menerapkan ruang hipotesis fungsi linier sebagai *feature space*. Dalam grafiknya, SVM menggunakan teorema untuk mendapatkan *hyperplane* terbaik dengan pemaksimalan jarak pemisah antara kelas-kelas klasifikasi ataupun regresi (Al farobi, 2021).



**Gambar 4.5 Diagram Alir Implementasi SVM (Xydas, et al., 2013)**

#### 4.6 Pengujian Sistem

Model SVM dilatih menggunakan data latih yang terdiri dari vektor fitur yang dihasilkan melalui sensor MOS dan label kematangan kopi yang sesuai, untuk menemukan garis pembatas (hyperplane) terbaik dalam ruang fitur sensor MOS yang dapat memisahkan kelas-kelas kematangan yang berbeda. Selanjutnya model tersebut akan diuji dengan data uji yang sudah disiapkan. Performa sistem akan dievaluasi melalui perhitungan matriks evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi merupakan proporsi klasifikasi yang benar dari seluruh data uji, Presisi digunakan sebagai ukuran seberapa banyak hasil positif yang diprediksi oleh model yang benar (*True Positive*), recall mengukur seberapa baik model mengidentifikasi hasil yang positif, serta F1-score yakni rata-rata harmonik presisi dan recall.

Terakhir untuk meningkatkan performa sistem, dapat dilakukan pengujian sensitivitas. Pengujian sensitivitas dilakukan dengan memvariasikan parameter-parameter SVM seperti parameter kernel (*linear, polynomial, atau radial basis function*), C (parameter penalti untuk kesalahan klasifikasi), dan gamma (koefisien kernel untuk kernel non-linear). Variasi parameter tersebut bertujuan mencari

performa sistem yang optimal, serta akurasi yang lebih tinggi dalam meningkatkan kemampuan sistem untuk mengklasifikasi tingkat kematangan kopi dengan tepat.

Sistem klasifikasi menggunakan algoritma SVM untuk identifikasi kematangan *roasting* kopi melibatkan beberapa langkah pengujian yang mencakup pembagian data menjadi data latih dan data uji, pelatihan model SVM menggunakan data latih, evaluasi performa sistem menggunakan data uji dengan menghitung matrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score, serta pengujian sensitivitas dengan memvariasikan parameter-parameter SVM. Melalui serangkaian pengujian ini, sistem dievaluasi untuk mengukur kemampuannya dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan kopi dengan tepat. Jika hasil akurasi yang didapatkan kurang dari 90%, maka akan dilakukan penyesuaian pada parameter pelatihan yang akan dilakukan kembali hingga angka akurasi yang didapatkan di atas angka 90%.

## BAB V

### JADWAL PENELITIAN

Jadwal penelitian ditunjukkan oleh tabel 5.1. Rencana jadwal penelitian tersebut disusun berdasarkan tahapan-tahapan penelitian yang dimulai dari persiapan dan pembuatan piranti keras-lunak hingga tahap evaluasi akhir setelah dilakukan uji coba.

**Tabel 5. 1 Tabel Tahap Penelitian**

No	Nama Kegiatan	Agustus				September				Oktober				November			
		1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
1	Analisa Sistem																
2	Studi Literatur dan Referensi																
3	Perancangan Dasar Sistem																
4	Implementasi Hardware																
5	Akuisisi Data																
6	Implementasi Algoritma Sistem																
7	Pelatihan Sistem																
8	Validasi Model AI																
9	Pengujian Sistem Akhir																
10	Penulisan Laporan Akhir																

## DAFTAR PUSTAKA

- Abbas, F. N., Saadoon, I. M., Abdalrdha, Z. K., & Abud, E. N. (2020). Capable of gas sensor MQ-135 to monitor the air quality with Arduino Uno. *Int. J. Eng. Res. Technol*, 13(10), 2955-2959.
- Abdullah, S. S., Yusup, S., Ahmad, M. M., Ramli, A., & Ismail, L. (2010). Thermogravimetry study on pyrolysis of various lignocellulosic biomass for potential hydrogen production. *International Journal of Chemical and Molecular Engineering*, 4(12), 750-754.
- Al Farobi, O., 2021, Implementasi Metode Support Vector Machine (SVM) untuk mengetahui respon Masyarakat Indonesia terhadap pemberian vaksin sinovac (Bachelor's thesis, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri
- Agustina, R., Nurba, D., Antono, W., & Septiana, R. (2019, June). Pengaruh suhu dan lama penyangraian terhadap sifat fisik-kimia kopi arabika dan kopi robusta. In *Prosiding Seminar Nasional Inovasi Teknologi Untuk Masyarakat* (Vol. 53, No. 9, pp. 285-299).
- Bahrumi, P., Ratna, R., & Fadhil, R. (2022). Levelisasi Penyangraian Kopi: Suatu Kajian. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 7(1).
- Baskara, S., Lelono, D., & Widodo, T. W. (2016). Pengembangan Hidung Elektronik untuk Klasifikasi Mutu Minyak Goreng dengan Metode Principal Component Analysis. *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst*, 6(2), 221.
- Bi, Q., Goodman, K. E., Kaminsky, J., & Lessler, J. (2019). What is machine learning? A primer for the epidemiologist. *American journal of epidemiology*, 188(12), 2222-2239.
- Binson, V. A., George, M. M., Sibichan, M. A., Raj, M., & Prasad, K. (2023, January). Freshness Evaluation of Beef using MOS Based E-Nose. In *2023 International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (IDCIoT)* (pp. 792-797). IEEE.
- Delmo, J. A. B., Villarica, M. V., & Vinluan, A. A. (2022, May). Classification of Coffee Variety using Electronic Nose. In *2022 IEEE 18th International Colloquium on Signal Processing & Applications (CSPA)* (pp. 248-253). IEEE.
- Hernández, J. A., Heyd, B., & Trystram, G. (2008). Prediction of brightness and surface area kinetics during coffee roasting. *Journal of Food Engineering*, 89(2), 156-163.
- Karimi, Z., 2021. Confusion Matrix. *Encycl. Mach. Learn. Data Min.*, no. October, pp.260-260.
- Kusumadewi, S. (2004). Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK. *Yogyakarta: Graha Ilmu*.
- Lelono, D., & Prastya, K. (2013). Karakterisasi Pola dan Konsentrasi Gas Polutan Berbasis E-Nose. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 3(1), 83-94.



- Magfira, D. B., & Sarno, R. (2018, March). Classification of Arabica and Robusta coffee using electronic nose. In *2018 International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT)* (pp. 645-650). IEEE.
- Mukhopadhyay, Sayan, 2022. *Advanced Data Analytics Using Python: With Machine Learning, Deep Learning, and NLP Examples* (pp. 49-75). Berkeley, CA: Apress.
- Putra, M. L. R., Rivai, M., & Irfansyah, A. N. (2019, May). Unmanned surface vehicle navigation based on gas sensors and fuzzy logic control to localize gas source. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1201, No. 1, p. 012001). IOP Publishing.
- Rao, S., (2014), *The Coffee Roaster's Companion*, Scott Rao, New York.
- Sitohang, M. E. (2012). Analisis Sinyal Electronic Nose Berbasis Wavelet Menggunakan Support Vector Machine untuk Identifikasi Jenis Teh Hitam. *Jurnal Sistem Komputer*, 2(2), 47-53.
- Sumanto, B., Java, D. R., Wijaya, W., & Hendry, J. (2022). Seleksi Fitur Terhadap Performa Kinerja Sistem E-Nose untuk Klasifikasi Aroma Kopi Gayo. *MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, 21(2), 429-438.
- Telaumbanua, M., Novita, D. D., Triyono, S., & Saragih, C. (2021). Tipe chamber dan posisi sensor e-nose untuk mendeteksi aroma biji kopi robusta menggunakan mikrokontroler. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Pertanian dan Biosistem*, 9(1), 84-95.
- Xu, Y., Shaull, J., Bavar, T., & Tan, L. (2018, January). Smart coffee roaster design with connected devices. In *2018 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE)* (pp. 1-5). IEEE.
- Xydas, Erotokritos & Marmaras, Charalampos & Cipcigan, Liana & Sani Hassan, Abubakar & Jenkins, Nick., 2013. Forecasting Electric Vehicle charging demand using Support Vector Machines. *Proceedings of the Universities Power Engineering Conference*. 1-6. 10.1109/UPEC.2013.6714942.
- Yashin, Alexander, et al. "Chromatographic methods for coffee analysis: a review." *Journal of Food Research* 6.4 (2017): 60-82.