

**UJI DETEKSI CEPAT VARIETAS KOPI BERDASARKAN AROMA
MENGUNAKAN *ELECTRONIC NOSE* DENGAN JARINGAN SYARAF
TIRUAN MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION***

(Skripsi)

Oleh

Khairul Umam Muzakki

2017041047



**JURUSAN FISIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2026**

ABSTRAK

UJI DETEKSI CEPAT VARIETAS KOPI BERDASARKAN AROMA MENGUNAKAN *ELECTRONIC NOSE* DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION*

Oleh

KHAIRUL UMAM MUZAKKI

Kopi merupakan salah satu komoditas unggulan yang memiliki variasi aroma khas pada setiap varietasnya, seperti Arabika, Robusta dan Liberika. Perbedaan aroma tersebut dapat dimanfaatkan sebagai dasar identifikasi varietas kopi. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan menguji sistem *electronic nose* (E-Nose) dalam mendeteksi varietas kopi secara cepat berdasarkan aroma menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *backpropagation*. Sistem E-Nose yang dikembangkan menggunakan empat sensor gas, yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-135, dan TGS-2600, untuk menangkap respons aroma kopi. Data sensor yang diperoleh diproses melalui tahapan praproses dan ekstraksi ciri, kemudian digunakan sebagai input pada JST dengan satu *hidden layer*. Proses pelatihan dan pengujian jaringan dilakukan menggunakan perangkat lunak MATLAB. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mengklasifikasikan varietas kopi dengan tingkat akurasi sebesar 72,45%. Sensor MQ-2, MQ-135, dan TGS-2600 menunjukkan kontribusi yang lebih dominan dalam membedakan aroma kopi dibandingkan sensor MQ-3. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem E-Nose berbasis JST memiliki potensi untuk digunakan sebagai metode alternatif dalam identifikasi varietas kopi secara cepat dan objektif.

Kata kunci: *Electronic Nose*, Jaringan Syaraf Tiruan, *Backpropagation*, Aroma Kopi, Klasifikasi Varietas.

ABSTRACT

RAPID DETECTION TEST OF COFFEE VARIETIES BASED ON AROMA USING ELECTRONIC NOSE WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH BACKPROPAGATION METHOD

By

KHAIRUL UMAM MUZAKKI

Coffee is a leading commodity that has distinctive aroma variations in each variety, such as Arabica, Robusta, and Liberica. These aroma differences can be used as a basis for identifying coffee varieties. This study aims to design and test an electronic nose (E-Nose) system to quickly detect coffee varieties based on aroma using the Artificial Neural Network (ANN) method with the backpropagation algorithm. The developed E-Nose system uses four gas sensors, namely MQ-2, MQ-3, MQ-135, and TGS-2600, to capture the coffee aroma response. The obtained sensor data is processed through preprocessing and feature extraction stages, then used as input to the ANN with one hidden layer. The network training and testing process were carried out using MATLAB software. The test results show that the system is able to classify coffee varieties with an accuracy level of 72.45%. The MQ-2, MQ-135, and TGS-2600 sensors show a more dominant contribution in distinguishing coffee aromas compared to the MQ-3 sensor. These results indicate that the JST-based E-Nose system has the potential to be used as an alternative method for rapid and objective identification of coffee varieties.

Keywords: Electronic Nose, Artificial Neural Network, Backpropagation, Coffee Aroma, Variety Classification.

**UJI DETEKSI CEPAT VARIETAS KOPI BERDASARKAN AROMA
MENGUNAKAN *ELECTRONIC NOSE* DENGAN JARINGAN SYARAF
TIRUAN MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION***

Oleh

Khairul Umam Muzakki

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mencapai Gelar
SARJANA SAINS**

**Pada Jurusan
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam**



**JURUSAN FISIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS LAMPUNG
2026**

Judul : UJI DETEKSI CEPAT VARIETAS KOPI BERDASARKAN AROMA MENGGUNAKAN ELECTRONIC NOSE DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION

Nama Mahasiswa : **Khairul Umam Muzakki**

No. Pokok Mahasiswa : 2017041047

Jurusan : Fisika

Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



1. Komisi Pembimbing

Dr. Junaidi, S.Si., M.Sc.
NIP. 198206182008121001

Humairoh Ratu Ayu, S.Pd., M.Si.
NIP. 199011252019032018

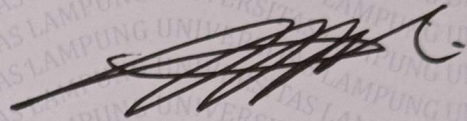
2. Ketua Jurusan

Humairoh Ratu Ayu, S.Pd., M.Si.
NIP. 199011252019032018

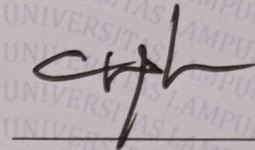
MENGESAHKAN

1. Tim Penguji


Ketua : Dr. Junaidi, S.Si., M.Sc.



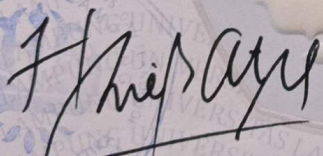
Sekretaris : Humairoh Ratu Ayu, S.Pd., M.Si.



Penguji : Dr. Sri Wahyu Suciwati, S.Si., M.Si.



2. Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam



Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si.
NIP. 197110012005011002

Tanggal Lulus Ujian Skripsi : 8 April 2026

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Khairul Umam Muzakki
Nomor Pokok Mahasiswa : 2017041047
Jurusan : Fisika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Perguruan Tinggi : Universitas Lampung

Menyatakan bahwa dalam skripsi saya dengan judul **“Uji Deteksi Cepat Varietas Kopi Berdasarkan Aroma Menggunakan *Electronic Nose* Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode *Backpropagation*”** adalah benar hasil karya saya sendiri, baik ide, hasil maupun analisisnya. Selanjutnya saya tidak keberatan jika sebagian atau seluruh data di dalam skripsi digunakan oleh dosen atau program studi dalam kepentingan publikasi atas persetujuan penulis dan sepanjang nama saya disebutkan sebelum dilakukan publikasi.

Dengan pernyataan ini saya buat dengan penuh kesadaran untuk dapat digunakan sebagaimana mestinya.

Bandar Lampung, 8 April 2026

Penulis,



Khairul Umam Muzakki
NPM. 2017041047

RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama Khairul Umam Muzakki, lahir desa Tanggul Angin, Kecamatan Punggur, Kabupaten Lampung Tengah, Provinsi Lampung pada 08 Februari 2002. Penulis merupakan anak kedua dari pasangan Bapak Wahono dan Ibu Sri Suyanti, Penulis menyelesaikan pendidikan di TK Dharma Wanita pada tahun 2008, SDN1 Tanggul Angin pada tahun 2014, SMPN 1 Punggur pada tahun 2017, SMKN 2 Metro pada tahun 2020.

Penulis diterima sebagai mahasiswa di Jurusan Fisika FMIPA Universitas Lampung pada tahun 2020 melalui jalur SBMPTN. Selama menempuh pendidikan di Universitas Lampung, penulis aktif tergabung pada organisasi kemahasiswaan. Pada tahun 2021 penulis menjadi anggota pengurus bidang kaderisasi Himpunan Mahasiswa Fisika FMIPA Universitas Lampung dan penulis menjadi Ketua Umum Himpunan Mahasiswa Fisika Unila pada tahun 2022.

Penulis telah melaksanakan Praktik Kerja Lapangan (PKL) pada tahun 2023 dengan judul “Analisis Perbandingan Hasil Pengukuran Kelembaban Digital *Automatic Weather Station* (AWS) dibandingkan Konvensional dengan Vaisala HMP 155 pada BMKG Kelas 1 Raden Inten II” di BMKG Kelas 1 Bandara Raden Inten II. Penulis melakukan pengabdian terhadap masyarakat dengan mengikuti program Kuliah Kerja Nyata (KKN) periode II pada tahun 2023 di Desa Talang Mulya, Kecamatan Teluk Pandang, Kabupaten Pesawaran, Provinsi Lampung.

MOTTO

“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya.”

(Q.S. Al-Baqarah : 286)

*“Maka sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan.
Sesungguhnya bersama kesulitan ada kemudahan.”*

(Q.S. Al-Insyirah : 5-6)

“Semua orang memiliki gilirannya masing-masing, bersabar dan tunggulah. Itu akan datang dengan sendirinya (Giliranmu)”

(Gol D Roger , One Piece :849)

“Jangan takut sebelum mencoba dan jangan menyerah sebelum memulai”

“Aku membahayakan nyawa ibuku untuk lahir ke dunia, jadi tidak mungkin aku tidak ada artinya dan aku membuat ayahku bekerja setiap hari hingga lelah, jadi aku pastikan lelahnya tidak sia-sia”

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan rasa syukur kepada Allah SWT, karya ini ku persembahkan
untuk

Orang tuaku

Bapak Wahono dan Ibu Sri Suyanti

Terimakasih atas segala kasih dan sayang serta dukungan baik materi maupun non
materi yang telah diberikan padaku

Kakak

Wahid Nugroho dan Reni Hidayah

Terimakasih kakaku tersayang yang telah memberikan bantuan moral maupun
moril selama ini

Bapak/Ibu dosen dan Civitas Akademika

Terimakasih telah memotivasi, memberikan dukungan, ilmu dan membimbing
hingga dapat menyelesaikan pendidikan di tingkat Universitas sebagai sarjana

Almamater Tercinta

“UNIVERSITAS LAMPUNG”

KATA PENGANTAR

Segala puji atas syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah memberikan nikmat iman, sehat dan ilmu yang bermanfaat kepada penulis. Sehingga, penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **”Uji Deteksi Cepat Varietas Kopi Berdasarkan Aroma Menggunakan *Electronic Nose* Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode *Backpropagation*”**. Shalawat serta salam penulis haturkan kepada suri tauladan Nabi Muhammad SAW, keluarga, sahabat dan para pengikutnya. Semoga kita semua dapat memperoleh pertolongan beliau di hari akhir kelak. Tujuan penulis skripsi ini sebagai salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains (S.Si) Jurusan Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Lampung.

Penulis menyadari bahwa dalam penyajian skripsi ini masih terdapat kekurangan. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran dari berbagai pihak untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi penulis maupun bagi pembaca.

Bandar Lampung, 8 April 2026

Penulis,

Khairul Umam Muzakki

SANWACANA

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah memberikan limpahan rahmat, hidayat serta karunianya dan tak lupa iringan sholawat senantiasa kita sanjung agungkan kepada Rasulullah Muhammad SAW yang Insya Allah kita akan mendapatkan syafaatnya diyaumul akhir kelak. Sehingga dalam pengerjaan, penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan judul **“Uji Deteksi Cepat Varietas Kopi Berdasarkan Aroma Menggunakan *Electronic Nose* Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Metode *Backpropagation*”**. Penulis menyadari penulisan skripsi ini dapat tersusun dan terselesaikan dengan adanya bantuan, motivasi, dan do’a dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terimakasih kepada:

1. Orang tua penulis, Bapak Wahono dan Ibu Sri Suyanti yang telah memberikan kasih sayang yang melimpah, dukungan dan semangat yang tulus bagi penulis dari kecil hingga saat ini.
2. Bapak Dr. Junaidi, S.Si., M.Sc., selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan bimbingan, waktu, motivasi, arahan dan semangat selama pengerjaan skripsi kepada penulis.
3. Bapak Arif Surtono, S.Si., M.Si., M.Eng. (Alm.) selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, waktu, motivasi, arahan, dan semangat kepada penulis pada tahap awal hingga akhir penyusunan skripsi ini.
4. Ibu Humairoh Ratu Ayu, S.Pd., M.Si. selaku Dosen Pembimbing II yang telah melanjutkan dan memberikan bimbingan, arahan, motivasi, serta masukan kepada penulis hingga terselesaikannya skripsi ini.
5. Ibu Dr. Sri Wahyu Suciyati, S.Si., M.Si., selaku Dosen Pembahas yang telah memberikan arahan, kritik dan saran membangun selama skripsi kepada penulis.

6. Bapak Dr. Eng. Heri Satria, S.Si., M.Si., selaku Dekan FMIPA Universitas Lampung.
7. Bapak dan Ibu Dosen serta staff Jurusan Fisika FMIPA Universitas Lampung yang telah memberikan banyak ilmu, pengalaman dan motivasi kepada penulis selama perkuliahan.
8. Kakak penulis, Wahid Nugroho dan Reni Hidayah yang telah memberikan semangat penuh, motivasi dan menghibur selama pengerjaan skripsi kepada penulis.
9. Seluruh teman-teman KBK Fisika Instrumentasi dan seluruh teman – teman Jurusan Fisika Angkatan 2020, yang tidak dapat disebutkan satu persatu. Terimakasih selalu memberikan semangat dan dorongan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
10. Terakhir untuk Khairul Umam Muzakki, ya! Untuk diri saya sendiri. Terimakasih sudah selalu berjuang untuk menjadi lebih baik dan bertanggung jawab menyelesaikan apa yang harus diselesaikan. Semoga ilmu dan pengalaman yang telah kudapatkan ini dapat bermanfaat untuk diri sendiri dan banyak orang.

Bandar Lampung, 8 April 2026

Khairul Umam Muzakki

DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK	i
ABSTRACT	ii
HALAMAN JUDUL	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
MENGESAHKAN	v
PERNYATAAN	vi
RIWAYAT HIDUP	vii
MOTTO	viii
PERSEMBAHAN	ix
KATA PENGANTAR	x
SANWACANA	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvi
I. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	5
1.5 Batasan Penelitian	5
II. TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Penelitian Terkait	6
2.2 Teori Dasar	13
2.2.1 <i>Electronic Nose</i>	13
2.2.2 Jaringan Syaraf Tiruan	14

2.2.3 Metode <i>Backpropagation</i>	18
2.2.4 <i>Software</i> Matlab	24
2.2.5 Sensor yang Digunakan.....	25
2.2.6 Kopi.....	31
2.2.7 <i>Principal Component Analysis (PCA)</i>	32
III. METODE PENELITIAN	34
3.1 Waktu dan Tempat Penelitian	34
3.2 Alat dan Bahan	34
3.2.1 Alat-alat penelitian	34
3.2.2 Alat-Alat Penelitian.....	35
3.3 Prosedur Penelitian.....	35
3.3.1 Studi Literatur	37
3.3.2 Pemrograman Jaringan Syaraf Tiruan.....	37
3.3.3 Pengujian dan Analisis Sistem <i>E-nose</i>	40
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN.....	41
4.1 Perangkat Lunak (<i>Software</i>).....	41
4.1.1 Perekaman Data Sampel.....	41
4.1.2 <i>Fitting</i> Data	44
4.1.3 Ekstraksi Nilai Puncak	46
4.1.4 Plot PCA.....	47
4.1.5 Pelatihan JST.....	49
4.1.6 Analisa JST Pada GUI.....	54
4.2 Pengambilan Data.....	66
4.2.1 Data Latih.....	66
4.2.2 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan (JST)	73
V. SIMPULAN DAN SARAN	77
5.1 Simpulan.....	77
5.3 Saran.....	77

DAFTAR PUSTAKA

LAMPIRAN

DAFTAR GAMBAR

Gambar	Halaman
2.1 Grafik score plot sampel ikan air tawar	8
2.2 Pola klasifikasi aneka teh hijau dengan LDA (1. TT, 2. TCB, 3. TJ, 4.TKD, 5. TM).	10
2.3 Analogi Sistem Biologi dan <i>e-nose</i>	13
2.4 Model Struktur JST	15
2.5 Model Struktur JST	15
2.6 Arsitektur <i>Backpropagation</i>	19
2.7 Grafik Sensitivitas Sensor MQ-2.....	24
2.8 Grafik Sensitivitas Sensor MQ-135.....	27
2.9 Grafik Sensitivitas Sensor MQ-3.....	28
2.10 Grafik Sensitivitas Sensor MQ-3.....	30
3.1 Diagram Alir Penelitian	36
3.2 Diagram Alir Perancangan JST	37
3.3 Grafik Respon Sensor <i>Array</i>	38
4.1 PCA Sensor dar 3 Jenis Varietas.	48
4.2 Tampilan Antarmuka GUI Electronic Nose untuk Identifikasi Varietas Kopi.....	54
4.3 Hasil Fitting Data Pada GUI.	63
4.4 Arsitektur JST dengan Jumlah 3 <i>Node Hidden Layer</i>	67
4.5 Arsitektur JST dengan Jumlah 4 <i>Node Hidden Layer</i>	69
4.6 Arsitektur JST dengan Jumlah 7 <i>Node Hidden Layer</i>	71
4.7 Grafik Parameter JST Hidden Layer 4.....	75

DAFTAR TABEL

Gambar	Halaman
2.1 Hasil Identifikasi Jenis Kopi.	6
2.2 Takaran Bubuk Kopi Luwak Campuran	7
2.3 Hasil Deteksi Bau Menggunakan E-Nose.....	9
2.4 Hasil Stabilitas Pengukuran Aroma Kopi.	11
3.1 Jenis Sensor Gas.....	35
3.2 Data Latih Sampel.....	36
3.3 Jumlah Node Hidden Layer.....	39
3.4 Data Uji Sistem E-nose	40
3.5 Rancang Tabel Confuson Matrix Kopi.....	40
4.1 Bobot Positif pada <i>Node 3 Hidden Layer</i>	68
4.2 <i>Node Hidden Layer</i> yang Terpengaruh pada Jenis Kopi.....	68
4.3 Total Bobot Positif 3 <i>Node Hidden Layer</i>	68
4.4 Bobot Positif pada <i>Node 4 Hidden Layer</i>	70
4.5 <i>Node Hidden Layer 4</i> yang Terpengaruh Jenis Kopi.	70
4.6 Total Bobot Positif <i>Node 4 Hidden Layer</i>	70
4.7 Bobot Positif pada <i>Hidden Layer 7</i>	72
4.8 <i>Neuron Hidden Layer 7</i> yang Terpengaruh Jenis Kopi.....	72
4.9 Total Bobot Positif pada <i>Hidden Layer 7</i>	72
4.10 Total Bobot Positif pada Seluruh <i>Hidden Layer</i>	73
4.11 Hasil Prediksi <i>Node 4 Hidden Layer</i>	74
4.12 <i>Binary Confusion Matrix Hidden Layer 4</i>	74
4.13 Analisa Parameter JST <i>Node 4 Hidden Layer</i>	76
4.14 Nilai Rata-rata Parameter JST <i>Node 4 Hidden Layer</i>	76

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah salah satu negara penghasil kopi terbesar di dunia, dengan berbagai varietas kopi yang memiliki karakteristik unik, baik dari segi rasa maupun aroma. Varietas kopi seperti Arabika, Robusta, dan Liberika dikenal memiliki perbedaan dalam kandungan senyawa kimia dan profil aromanya. Perbedaan ini sangat memengaruhi preferensi konsumen dan nilai jual produk kopi. Salah satu parameter kualitas utama kopi adalah aromanya, yang secara signifikan menentukan persepsi konsumen terhadap cita rasa kopi (Clarke and Marcrae, 1987). Selain itu, kopi juga mengandung kafein, senyawa kimia yang memiliki manfaat bagi tubuh dalam kondisi normal. Kafein diketahui sebagai obat analgesik yang mampu menurunkan rasa sakit dan mengurangi demam (Arwangga dkk., 2016).

Petani dan *coffee expert* membedakan varietas kopi melalui bentuk dan karakter dari *green bean* atau kopi mentah. Perbedaan ciri ini meliputi perbedaan warna, bentuk, atau tekstur. Setiap varietas kopi memiliki harga yang berbeda-beda tergantung dari jenis varietasnya. Walaupun demikian, tidak semua petani, dan pemilik *coffee shop* mampu mengenali varietas kopi dengan hanya melihat *green bean*. Sehingga, bisa terjadi kesalahan dalam mengenali varietas kopi jika pemilik *coffee shop* tidak mengetahui pengetahuan tentang kopi. Hal ini bisa disolusikan dengan pemodelan yang dapat mengidentifikasi varietas kopi agar dapat digunakan sebagai *second opinion* untuk mengidentifikasi varietas kopi

(Nugroho dan Sebatubun, 2020). Secara tradisional, klasifikasi varietas kopi dan penentuan kualitasnya dilakukan melalui uji cita rasa manual oleh *cuppers* yang berpengalaman. Meski andal, metode ini sering kali bersifat subjektif, membutuhkan waktu yang lama, dan mahal. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang lebih objektif, efisien, dan konsisten untuk mengidentifikasi varietas kopi berdasarkan profil aromanya. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah pemanfaatan *electronic nose* dengan dukungan algoritma jaringan syaraf tiruan seperti metode *backpropagation*, yang mampu menganalisis profil aroma secara cepat, akurat, dan dapat diandalkan.

Electronic Nose, atau *E-nose*, merupakan perangkat instrumentasi elektronik yang meniru mekanisme penciuman biologis manusia. Sistem ini terdiri dari larik sensor kimia yang sensitif terhadap senyawa volatil dan perangkat lunak pengolah pola sinyal. Dalam berbagai penelitian, *E-nose* telah berhasil digunakan untuk mendeteksi dan menganalisis aroma pada berbagai produk, termasuk makanan halal dan produk pertanian, serta menunjukkan potensi besar untuk aplikasi autentikasi dan klasifikasi (Widyastuti, 2020).

Selanjutnya, sistem *E-Nose* meniru prinsip kerja hidung manusia melalui sensor-sensor gas yang membentuk larik sensor sebagai reseptor aroma. Setiap sistem *E-Nose* disesuaikan dengan tujuan penggunaannya, tergantung dari kombinasi sensor dan karakter aroma yang hendak dianalisis. Kini, berbagai sensor berbasis *Metal Oxide Semiconductor* (MOS) seperti seri TGS dan MQ telah tersedia secara komersial dalam bentuk modul yang ekonomis dan praktis, memungkinkan pembuatan sistem *E-Nose* yang sederhana namun efektif (Shiddiq dkk., 2021). *E-nose* telah muncul sebagai teknologi yang menjanjikan untuk analisis non-destruktif berbagai produk pertanian, termasuk buah-buahan (Qiao *et al.*, 2022). *E-nose* mampu mendeteksi dan menganalisis profil aroma yang dihasilkan oleh senyawa volatil organik (VOCs) yang dilepaskan (Zakaria *et al.*, 2010).

Namun, data yang dihasilkan oleh sensor *E-Nose* sangat kompleks dan memerlukan teknik analisis lanjutan. Salah satu pendekatan yang digunakan

adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST), yaitu sistem pemrosesan informasi yang meniru jaringan syaraf biologis manusia. JST bekerja berdasarkan konsep *neuron* dan bobot sinaptik untuk mentransformasikan masukan menjadi keluaran. JST tercipta sebagai generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (*human cognition*) yang didasarkan atas asumsi bahwa pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut *neuron*. Sinyal mengalir di antara sel saraf/*neuron* melalui sambungan penghubung, di mana setiap sambungan memiliki bobot tertentu yang digunakan untuk menggandakan atau mengalikan sinyal yang dikirim melaluinya. Setiap sel saraf akan menerapkan fungsi aktivasi terhadap sinyal hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan sinyal keluarannya (Wuryandari dan Afrianto, 2012). *Backpropagation* merupakan salah satu metode JST yang sering digunakan untuk mengatasi kasus prediksi karena mampu menghasilkan hasil prediksi dengan baik (Junanda dan Midyanti, 2018). Data *e-nose* yang kompleks membutuhkan teknik analisis yang canggih. JST yang menggunakan algoritma *backpropagation* telah terbukti berhasil dalam mengklasifikasikan data sensor yang kompleks. JST *backpropagation* telah digunakan dalam berbagai aplikasi, termasuk prediksi kualitas air (Haekal and Wibowo, 2023) dan klasifikasi penyakit tanaman (Wardaya dan Hermawan, 2023).

Berdasarkan penjelasan di atas, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi varietas kopi yang inovatif dan presisi, dengan mengintegrasikan teknologi *e-nose* dan metode analisis canggih JST menggunakan algoritma *backpropagation*. Sistem ini dirancang untuk mendeteksi dan menganalisis profil aroma yang kompleks dari berbagai varietas kopi, seperti Arabika, Robusta, Liberika atau jenis kopi lain yang akan dibahas pada penelitian ini. Dengan memanfaatkan kemampuan *e-nose* dalam mendeteksi senyawa volatil organik (VOCs) yang dilepaskan oleh kopi, dikombinasikan dengan kapabilitas JST dalam mengenali pola dan melakukan klasifikasi,

pendekatan ini diharapkan dapat memberikan metode yang jauh lebih akurat, konsisten, dan non-destruktif dibandingkan dengan teknik konvensional yang ada saat ini. Selain itu, analisis statistik kompleks seperti *Principal Component Analysis* (PCA) dapat digunakan sebelum proses klasifikasi JST untuk mengurangi dimensi data sensor *E-Nose* dan mengekstraksi fitur utama aroma kopi. PCA menyaring informasi penting dari sinyal sensor, yang meningkatkan kinerja klasifikasi JST dan mengurangi resiko *overfitting* pada model pelatihan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang di atas, maka muncul rumusan masalah pada penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana karakteristik profil aroma dari berbagai varietas kopi yang dapat dideteksi menggunakan *e-nose*?
2. Sejauh mana efektivitas integrasi *e-nose* dengan JST metode *backpropagation* dalam mengklasifikasikan varietas kopi berdasarkan profil aromanya?
3. Apa parameter optimal dari JST dengan metode *backpropagation* untuk mencapai akurasi tertinggi dalam klasifikasi varietas kopi berdasarkan data *e-nose*?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dilakukan penelitian ini sebagai berikut:

1. Mendapatkan hasil identifikasi dan karakterisasi profil aroma dari berbagai varietas kopi menggunakan *e-nose*.
2. Dapat mengevaluasi efektivitas dan akurasi sistem klasifikasi yang dikembangkan dalam menentukan varietas kopi berdasarkan profil aromanya.
3. Mendapatkan hasil analisis kemampuan sistem dalam membedakan varietas kopi yang memiliki karakteristik aroma yang mirip.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang karakteristik dan perbedaan profil aroma dari berbagai varietas kopi, yang dapat digunakan sebagai dasar untuk penelitian lanjutan.
2. Memberi dasar untuk pembentukan standar yang objektif untuk mengevaluasi kualitas kopi Indonesia.
3. Membuka peluang untuk pengembangan alat penilaian kualitas kopi portabel berbasis *e-nose*.

1.5 Batasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa batasan sebagai berikut:

1. Penelitian hanya dilakukan pada tiga varietas kopi yaitu kopi arabika, kopi robusta dan kopi liberika.
2. Sistem *e-nose* menggunakan empat sensor gas, yaitu MQ-2, MQ-3, MQ-135, dan TGS-2600.
3. Analisis data menggunakan JST dengan algoritma *backpropagation*.
4. Aroma yang dianalisis terbatas pada senyawa volatil dari kopi bubuk.

II. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Penelitian Terkait

Novita dkk. (2021) melakukan penelitian dengan judul identifikasi jenis kopi menggunakan sensor *E-Nose* dengan metode pembelajaran jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Pada penelitian ini berfokus pada identifikasi jenis kopi menggunakan alat *Electronic Nose (E-Nose)*, yang berfungsi meniru cara kerja hidung manusia. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membedakan berbagai jenis kopi, termasuk kopi robusta dan arabika, berdasarkan aroma yang dihasilkan. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *backpropagation*, yang melibatkan arsitektur jaringan dengan satu *input*, dua *hidden layers*, dan satu *output*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *E-Nose* mampu mengidentifikasi lima jenis kopi dengan tingkat keberhasilan yang bervariasi. **Tabel 2.1** menunjukkan hasil identifikasi jenis kopi.

Tabel 2. 1 Hasil Identifikasi Jenis Kopi (Novita dkk., 2021).

Jenis Kopi	Persentase Keberhasilan
Natural Robusta Lampung	100%
Natural Robusta	100%
Robusta Semi-Wash	72%
Natural Arabika	100%
Arabika Fullwash	100%

Kopi natural robusta Lampung dan natural robusta memiliki tingkat keberhasilan identifikasi sebesar 100%, sedangkan kopi robusta semi-wash menunjukkan tingkat keberhasilan sebesar 72%. Fungsi aktivasi terbaik yang diterapkan dalam

model adalah logsig - logsig - tansig, dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 0,003602368 dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 0,991. Temuan ini menunjukkan potensi *E-Nose* dalam melakukan identifikasi kopi secara cepat dan akurat, serta memberikan rekomendasi untuk penelitian lebih lanjut dengan menggunakan sensor yang lebih sensitif.

Hulda dkk., (2019) melakukan penelitian menggunakan teknologi *E-Nose* untuk mengidentifikasi bubuk kopi luwak murni dan campuran. Tujuan dari sensor *piezoelectric transducers* adalah untuk membedakan antara bubuk kopi luwak murni dan campuran. Dalam penelitian ini, bubuk kopi luwak murni dan bubuk kopi arabika dicampur dalam berbagai perbandingan, seperti 55, 64, 72, 82, dan 90. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *E-Nose* dapat merespon aroma bubuk kopi dalam waktu 5,64 detik dan berhasil mengklasifikasikan jenis kopi dalam waktu 11,09 detik dengan tingkat keberhasilan 100%. Metode analisis yang digunakan dalam penelitian ini adalah PCA dengan pengurangan jarak sebelum perawatan, yang memungkinkan pengenalan yang akurat antara kedua jenis kopi.

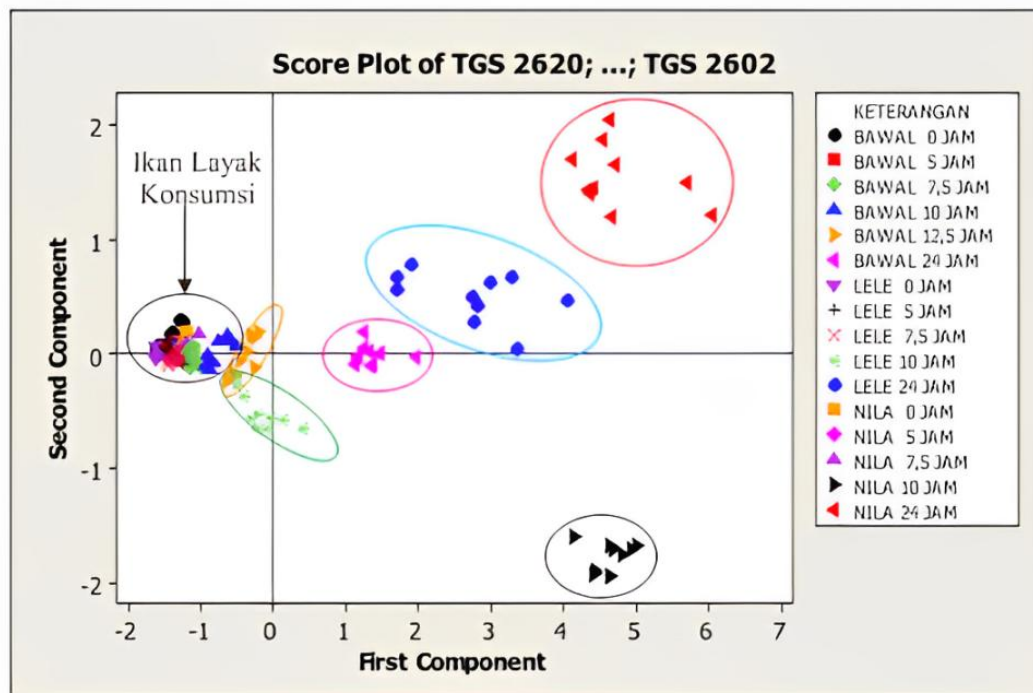
Tabel 2.2 Takaran Bubuk Kopi Luwak Campuran (Hulda & Arip Munawar, 2019)

No.	Jenis Luwak Campuran	Perbandingan pencampuran	
		Luwak Murni (%)	Arabika (%)
1	LC 1	50	50
2	LC 2	60	40
3	LC 3	70	30
4	LC 4	80	20
5	LC 5	90	10

Lintang dkk. (2016) merancang *electronic nose* Untuk mendeteksi tingkat kebusukan ikan air tawar. *Electronic nose* dibuat untuk meniru gerakan hidung manusia dengan memahami bagaimana aroma direspons. Tiga komponen utama *e-nose* berfungsi bersama-sama pada sampel aroma: ruang sampel (*chamber sample*), susunan sensor (*array sensor*), dan sistem akuisisi data. Setelah sampel yang diuji diletakkan di ruang sampel, aroma sampel dialirkan ke ruang susunan sensor melalui sistem aliran udara. Sensor gas terdiri dari berbagai sensor yang dirancang untuk merespon senyawa kimia tertentu yang ditemukan dalam sampel.

Sinyal analog yang direspon ditangkap oleh Konverter Analog ke Digital (ADC), sehingga komputer dapat membacanya.

Sensor *electronic nose* menggunakan lima sensor TGS dengan fitur berbeda, yaitu TGS 2620, TGS 813, TGS 822, TGS 2600, dan TGS 2602. Penelitian ini menguji sampel ikan air tawar (bawal, lele, dan nila) yang dipotong dan disimpan pada suhu ruangan ± 27 °C. Pengujian dilakukan setiap 2,5 jam setelah penyimpanan selama lima jam hingga sampel mengeluarkan bau tidak sedap yang menandakan ikan tidak layak konsumsi. Sebelum pengujian, sensor dipanaskan selama 30 menit untuk stabilisasi. Siklus *odor on* (180 detik) dan *odor off* (120 detik) dilakukan 10 kali per sampel. Grafik *score plot* hasil pengujian sampel ikan air tawar disajikan pada **Gambar 2.1**.



Gambar 2.1 Grafik *score plot* sampel ikan air tawar (Lintang dkk., 2016).

Gambar 2.1 merupakan grafik *score plot* keseluruhan dari semua sampel yang diuji. Gambar menunjukkan bahwa aroma ikan yang masih layak konsumsi (ikan bawal penyimpanan 0–10 jam, ikan lele penyimpanan 0–7,5 jam, dan ikan nila penyimpanan 0–7,5 jam) berkumpul di satu tempat, sementara ikan yang tidak layak konsumsi berkumpul di tempat lain. Artinya, metode PCA sudah dapat membedakan antara aroma sampel ikan layak konsumsi (segar) dan tidak (busuk).

Namun, karena data ikan layak konsumsi terkumpul di satu tempat dan tidak memiliki perbedaan yang signifikan, metode ini masih sulit membedakan aroma ikan segar berdasarkan jenisnya. Menurut hasil analisis PCA, persentase variansi dari dua komponen utama adalah 98,92%.

Hasanati dkk. (2020) melakukan penelitian yang berfokus pada penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan metode *backpropagation* untuk mendeteksi bau menggunakan sistem *E-Nose*, alat yang dimaksudkan untuk meniru fungsi penciuman manusia untuk mendeteksi berbagai jenis bau. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menemukan dan mengklasifikasikan bau yang tidak dapat dideteksi oleh indra penciuman manusia. Sistem *E-Nose* menggunakan berbagai sensor sebagai reseptor untuk mengklasifikasikan bau. Setiap sensor menunjukkan reaksi yang berbeda terhadap jenis bau yang diuji, yang memungkinkan analisis yang lebih akurat. Metode *backpropagation* JST melatih jaringan untuk mengenali pola bau yang berbeda. Hasil penelitian di tampilkan pada **Tabel 2.3** berikut.

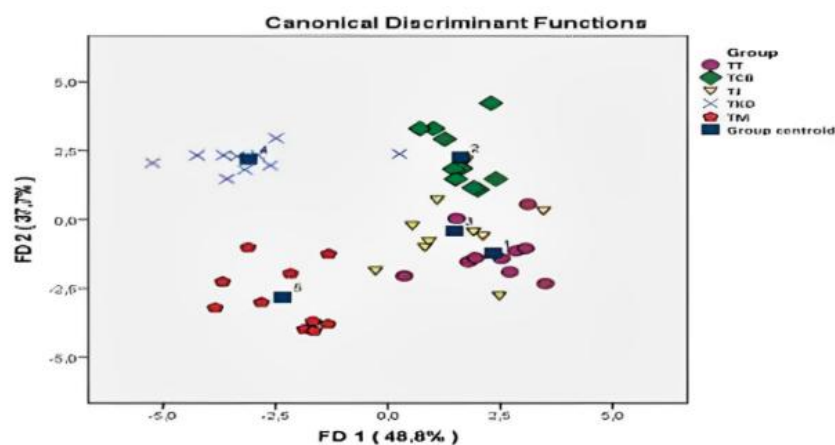
Tabel 2.3 Hasil Deteksi Bau Menggunakan *E-Nose* (Hasanati dkk., 2020).

Jenis Bau	Akurasi Deteksi
Bau Tahu Murni	100%
Bau Tahu Berformalin	100%
Bau Kopi Arabika	100%
Bau Kopi Robusta	100%
Bau Minyak Goreng	100%

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini efektif dalam mengenali dan mendeteksi bau dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan bagi mahasiswa, peneliti, dan pihak terkait lainnya, sehingga memungkinkan desain dan pembuatan sistem deteksi bau yang lebih baik. Dengan pengembangan lebih lanjut dari teknologi ini, *E-Nose* dapat menjadi lebih baik dalam banyak aplikasi, seperti di industri makanan dan perawatan kesehatan. Selain itu, penelitian ini membuka jalan bagi penelitian lebih lanjut di bidang pengenalan pola dan kecerdasan buatan.

Kusairi dkk. (2022) meneliti klasifikasi pola aroma teh hijau menggunakan hidung elektronik (*e-nose*) berbasis *Linear Diskriminan Analisis* (LDA). Penelitian ini dilakukan untuk menghadapi persaingan di industri teh hijau, di mana aroma menjadi salah satu penentu kualitas yang sulit diukur secara objektif. Tujuannya adalah mengklasifikasikan beberapa merek teh hijau (TKD, TJ, TCB, TT, TM) dan menganalisis hasil pengukuran aroma menggunakan *e-nose*. Setiap sampel teh hijau sebanyak 200 ml dimasukkan ke dalam *chamber e-nose* dan dipanaskan hingga 60°C. Pengukuran aroma dilakukan dengan sepuluh sensor gas, diulang sepuluh kali untuk tiap sampel. Data hasil pengukuran berupa kurva sensing diekstraksi menggunakan metode integral trapesium dan dianalisis dengan LDA untuk menguji akurasi, presisi, validitas, dan reliabilitas *e-nose*.

Data dikumpulkan menggunakan sistem sensor *e-nose* dan sensor gas dalam tabung uji sampel, dengan Arduino Mega 2560 yang mampu menangani hingga 16 masukan data logger. Sensor memiliki sepuluh kanal dan memberikan respons berbeda untuk setiap sampel. Analisis Diskriminan Linear (LDA) digunakan untuk mengklasifikasikan pola sampel teh hijau, menghasilkan clustering yang baik. Data teh merek TT dan TJ menunjukkan pola serupa, kemungkinan karena karakteristik teh hijau yang hampir identik. Variasi bahan dan penyimpanan memengaruhi rasa dan aroma teh. Grafik pola klasifikasi aneka teh hijau ditampilkan pada **Gambar 2.4**.



Gambar 2.2 Pola klasifikasi aneka teh hijau dengan LDA (1. TT, 2. TCB, 3. TJ, 4. TKD, 5. TM) (Kusairi dkk., 2022).

Selama penyimpanan, aroma teh akan berubah karena sifat higroskopis teh, yang berarti mudah menyerap air. Semakin banyak air dalam teh selama penyimpanan, semakin sedikit aroma teh. di mana senyawa katekin mengubah rasa dan aroma teh.

Telaumbanua dkk., (2021) melakukan penelitian dengan judul tipe chamber dan posisi sensor *e-nose* untuk mendeteksi aroma biji kopi robusta menggunakan mikrokontroler. Pada penelitian ini menyelidiki penggunaan *Electronic Nose (E-Nose)* untuk mendeteksi aroma biji kopi robusta. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui bagaimana jenis kamar dan posisi sensor *E-Nose* berpengaruh terhadap kestabilan pengukuran aroma kopi. Dua tipe kamar yang diuji dalam penelitian ini adalah Kamar Dalam (Kamar A) dan Kamar Luar (Kamar B), masing-masing dengan posisi sensor yang berbeda di atas, samping, dan bawah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan Chamber A dengan sensor di dekatnya menghasilkan respons yang lebih stabil, yang ditunjukkan dengan pola tegangan yang mendatar dan kestabilan pada menit kelima. Penambahan pompa mini diafragma meningkatkan stabilitas output tegangan yang dihasilkan. Hasil ini memberikan rekomendasi untuk desain sistem *E-Nose* yang lebih baik untuk mendeteksi aroma kopi. Ini akan memungkinkan pengukuran aroma dengan lebih akurat dan akurat. Hasil penelitian ditampilkan pada **Tabel 2.4** berikut.

Tabel 2.4 Hasil Stabilitas Pengukuran Aroma Kopi (Telaumbanua dkk., 2021).

Tipe Chamber	Posisi Sensor	Kesetabilan (menit)	Koefisien X
Chamber A	Samping	5	-0,0177
Chamber A	Atas	5	-0,0434
Chamber A	Bawah	5	-0,0457
Chamber B	Samping	5	-0,0853
Chamber B	Atas	5	-0,0667

Dalam penelitian ini yang di tunjukan pada **Tabel 2.4** di atas, koefisien adalah nilai yang menunjukkan hubungan antara variabel yang diukur, terutama respons *E-Nose* sensor terhadap aroma biji kopi. Salah satu koefisien yang digunakan adalah koefisien X, yang biasanya digunakan dalam analisis regresi untuk menunjukkan gradien atau kemiringan dari garis regresi yang dibuat dari data

yang diukur. Dalam penelitian ini, nilai koefisien X yang lebih dekat dengan nol menunjukkan pola respons sensor yang stabil, yang berarti output tegangan sensor tidak berubah secara signifikan selama pengukuran. Nilai koefisien X yang lebih dekat dengan nol menunjukkan bahwa sistem *E-Nose* dapat mendeteksi aroma dengan lebih akurat dan konsisten. Namun, koefisien yang lebih besar (baik positif maupun negatif) menunjukkan variasi yang lebih besar dalam respon sensor, yang dapat menunjukkan ketidakstabilan dalam pengukuran aroma. Oleh karena itu, koefisien ini sangat penting untuk menilai efektivitas desain *chamber* dan posisi sensor dalam sistem *E-Nose*. Oleh karena itu, koefisien ini akan digunakan sebagai parameter dalam penelitian ini untuk menilai keandalan dan kestabilan sistem *E-Nose*.

Penelitian yang dilakukan oleh Adytia *et al* (2024) membahas cara menggunakan *Electronic Nose (E-Nose)* dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang menggunakan algoritma *backpropagation* untuk mengklasifikasikan jenis kopi. Dengan mengidentifikasi aroma unik dari masing-masing jenis kopi, seperti Arabika, Robusta, dan Luwak, penelitian ini bertujuan untuk memecahkan masalah pemalsuan kopi. Dengan bantuan empat sensor gas MQ-2, MQ-3, MQ-7, dan MQ-135, *E-Nose* digunakan sebagai alat utama dalam penelitian ini untuk mengidentifikasi profil aroma kopi. Sensor ini melacak perubahan tegangan listrik yang terjadi ketika kopi berinteraksi dengan senyawa gas.

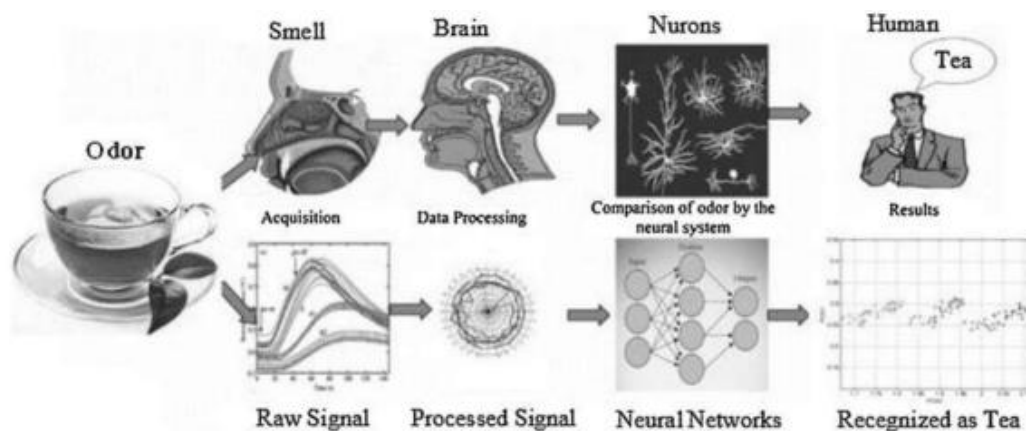
Selanjutnya, metode *backpropagation* JST digunakan untuk mengolah data untuk membuat model klasifikasi yang dapat secara otomatis membedakan jenis kopi. Pemahaman bisnis, pemahaman data, persiapan, pemodelan, evaluasi, dan *deployment* adalah enam tahapan dari pendekatan *Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM)*. Pendekatan ini digunakan untuk melakukan pengolahan data. Penelitian ini menggunakan 900 data latih dan tiga data uji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model JST yang dikembangkan dapat mengklasifikasikan jenis kopi dengan akurasi sebesar 99%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi teknologi *E-Nose* dan JST *backpropagation* dapat dengan akurat mengidentifikasi jenis kopi. Metode ini dapat diterapkan dalam

sistem otomatis untuk membantu industri kopi dalam mengidentifikasi keaslian dan kualitas kopi secara cepat dan akurat.

2.2 Teori Dasar

2.2.1 *Electronic Nose*

Electronic Nose (E-Nose) adalah sistem instrumentasi yang dirancang untuk meniru mekanisme indera penciuman biologis melalui kombinasi *array* sensor kimia dan sistem pemrosesan pola menggunakan teknologi kecerdasan buatan. Tujuan pembuatan sistem *e-nose* adalah untuk secara otomatis mendeteksi dan mengklasifikasikan aroma. Ini disebabkan oleh fakta bahwa sistem penciuman manusia memiliki beberapa keterbatasan yang bersifat subjektif dan bergantung pada keadaan, kesehatan, dan psikologi individu. Prinsip-prinsip umum sistem penciuman manusia serupa dengan sistem penciuman manusia, seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 2.8**.



Gambar 2.3 Analogi Sistem Biologi dan *e-nose* (Jumianto dkk., 2020).

E-nose terdiri dari tiga komponen fungsional utama yang beroperasi secara serial pada sampel aroma yaitu ruang sampel (*sample chamber*), susunan sensor (*sensor array*), dan sistem akuisisi data. Sampel yang akan diuji diletakkan pada ruang sampel. Aroma sampel dialirkan ke ruang susunan sensor yang terdapat pada ruang sensor menggunakan sistem aliran udara. Sensor gas disusun menjadi suatu susunan sensor untuk merespon senyawa kimia tertentu pada sampel. Respon

tersebut berbentuk sinyal analog yang kemudian ditangkap oleh ADC (*Analog to Digital Converter*) sehingga dapat dibaca oleh komputer (Lintang dkk., 2016).

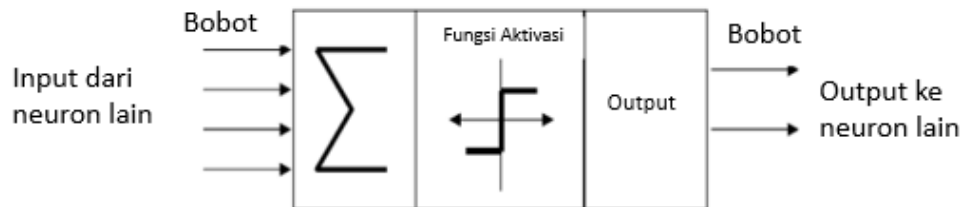
Nama *e-nose* berasal dari fakta bahwa itu berusaha menyerupai hidung manusia dalam beberapa hal. Interaksi kimia antara senyawa bau yang mudah menguap dan reseptor di rongga hidung menyebabkan persepsi penciuman manusia terbentuk. Sinyal dikirim ke otak melalui sinapsis dan *neuron* sekunder. Selanjutnya, sinyal sampai ke sistem limbik di korteks, di mana pola jaringan saraf dikenali untuk mengidentifikasi bau.

Karena prinsip kerjanya yang cepat, murah, dan portabel, perangkat *e-nose* mampu mengukur campuran kompleks senyawa volatil dan memiliki kemampuan untuk mengambil sampel. Sistem *e-nose* terdiri dari setidaknya empat bagian yang melakukan berbagai fungsi, yaitu memastikan campuran gas cukup dan melakukan pengambilan sampel; array sensor gas melakukan pendeteksian; bagian elektronik kontrol diperlukan untuk mengatur susunan sensor dan mengontrol jumlah sinyal yang tersedia; dan perangkat *e-nose* (Macias *et al.*, 2014).

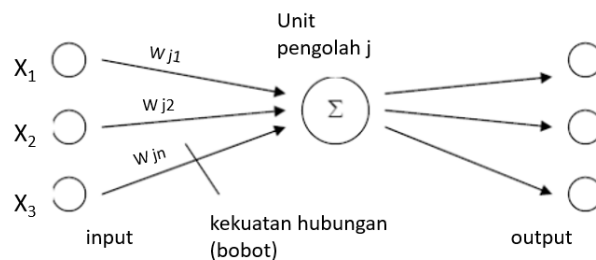
2.2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Sistem syaraf buatan adalah suatu struktur pemroses informasi yang terdistribusi dan bekerja secara paralel, yang terdiri atas elemen pemroses (yang memiliki memori lokal dan beroperasi dengan informasi lokal) yang diinterkoneksi bersama dengan alur sinyal searah yang disebut koneksi. Setiap elemen pemroses memiliki koneksi keluaran tunggal yang bercabang (*fan out*) ke sejumlah koneksi kolateral yang diinginkan (setiap koneksi membawa sinyal yang sama dari keluaran elemen pemroses tersebut). Suatu jaringan syaraf tiruan memproses sejumlah besar informasi secara paralel dan terdistribusi, hal ini terinspirasi oleh model kerja otak biologis. Keluaran dari elemen pemroses tersebut dapat berupa sebarang jenis persamaan matematis yang diinginkan oleh pengguna. Setiap fase pemrosesan harus benar-benar dilakukan secara lokal; dengan kata lain, keluaran hanya bergantung pada nilai masukan yang diakses melalui koneksi dan nilai yang disimpan dalam memori lokal

(Pakaja dkk., 2012). Model struktur JST yang menggambarkan mekanisme pemrosesan lokal tersebut ditunjukkan pada **Gambar 2.4** dan **Gambar 2.5**.



Gambar 2.4 Model Struktur JST (Wuryandari dan Afrianto, 2012).



Gambar 2.5 Model Struktur JST (Wuryandari dan Afrianto, 2012).

Gambar 2.4 dan **Gambar 2.5** adalah gambaran cara kerja otak buatan atau JST. JST bisa belajar dari pengalaman. Jadi, JST tidak perlu diberikan jawaban terus-menerus cukup berikan banyak contoh, maka JST akan pintar sendiri dalam mengenali ciri-ciri data, bahkan data yang kelihatannya tidak penting. Karena JST itu mesin yang bekerja menggunakan angka, maka data aroma kopi dari sensor harus kita ubah dulu jadi angka agar JST paham. Intinya, semua keputusan yang dibuat JST nanti murni berasal dari apa yang sudah dipelajari selama masa latihan. Pada **Gambar 2.4**, dapat diketahui yang terjadi di dalam satu sel saraf (*neuron*) itu. Prosesnya ada dua tahap simpel.

Pertama, kotak Sigma (Σ). Tugasnya menjumlahkan semua sinyal yang masuk. Tapi sebelum dijumlahkan, sinyal dari setiap sensor dikalikan dulu dengan "Bobot"-nya. Bobot ini menentukan seberapa penting informasi itu. Hasil penjumlahan ini disebut *net input*.

Kedua, hasil hitungan lalu dimasukkan ke Fungsi Aktivasi, yang menentukan apakah sinyalnya cukup kuat untuk diteruskan atau tidak. Setelah keluar dari

Fungsi Aktivasi, hasilnya siap dikirim ke *neuron* berikutnya. Lalu pada **Gambar 2.5**, kita melihat sisi matematika di dalamnya. Di sebelah kiri ada lingkaran X1 sampai X3, itu adalah input data sensor, seperti tegangan dari MQ-2, MQ-3, MQ-135, dan TGS-2600. Garis-garis yang menghubungkan mereka disebut Bobot (w). Semua garis ini bermuara ke lingkaran besar di tengah (Unit Pengolah) untuk dijumlahkan, lalu hasilnya akan keluar di sebelah kanan sebagai Output sesuai dengan sampel yang digunakan (Wuryandari dan Afrianto, 2012).

Jaringan *neuron* buatan terdiri atas kumpulan grup *neuron* yang tersusun dalam lapisan (Pakaja dkk., 2012).

- a. Lapisan masukan (*Input Layer*): berfungsi sebagai penghubung jaringan ke dunia luar (sumber data).
- b. Lapisan tersembunyi (*hidden Layer*): Suatu jaringan dapat memiliki lebih dari satu hidden layer atau bahkan bisa juga tidak memilikinya sama sekali.
- c. Lapisan keluaran (*Output Layer*): Prinsip kerja *neuron-neuron* pada lapisan ini sama dengan prinsip kerja *neuron-neuron* pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan di sini juga digunakan fungsi Sigmoid, tapi keluaran dari *neuron* pada lapisan ini sudah dianggap sebagai hasil dari proses.

Dalam perluasan *Hidden Neuron*, pendekatan HMLP yang dikenal sebagai *Hidden Multi Layer Perceptron* menyarankan tiga pendekatan berdasarkan jumlah atribut dan kelas yang dimiliki *neuron* sebagai berikut (Sundaram and Karthigai, 2019).

a. Pendekatan 1

Jumlah total *neuron hidden layer* sama dengan jumlah keseluruhan *neuron input layer*. Jika ada delapan *neuron hidden layer* maka jumlah *neuron input* adalah delapan, atau dapat di tuliskan dengan **Persamaan (2.1)**.

$$Z = X \quad (2.1)$$

b. Pendekatan 2

Jumlah total *neuron hidden layer* sama dengan jumlah total *neuron output layer*. Jika ada tiga *neuron output layer*, maka jumlah *neuron hidden layer* adalah tiga, atau dapat dituliskan dengan **Persamaan (2.2)**.

$$Z = Y \quad (2.2)$$

c. Pendekatan 3

Jumlah total *neuron hidden layer* sama dengan jumlah *neuron layer input* dan *neuron output layer*. Jika ada delapan *neuron layer input* dan tiga *neuron output layer* maka jumlah *neuron hidden layer* adalah sebelas, atau dapat dituliskan dengan **Persamaan (2.3)**.

$$Z = X + Y \quad (2.3)$$

Evaluasi kinerja Jaringan Saraf Tiruan (JST) dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* ini menggambarkan hasil prediksi dibandingkan dengan kondisi sebenarnya dari data yang dihasilkan oleh JST. Dengan menganalisis *confusion matrix*, kita dapat mengetahui nilai *True Negative* (TN), *True Positive* (TP), *False Negative* (FN), dan *False Positive* (FP), yang memungkinkan kita untuk menghitung berbagai parameter yang mencerminkan kinerja JST. Berikut adalah beberapa parameter yang dapat dimanfaatkan untuk meningkatkan performa JST (Mazen and Nashat, 2019).

1. Akurasi

Akurasi (AC) merupakan rasio prediksi *True Negative* (TN) dan *True Positif* (TP) terhadap total data, dihitung menggunakan **Persamaan (2.4)**.

$$AC = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (2.4)$$

2. Sensitivitas

Sensitivitas dihitung dengan menghitung rasio prediksi *True Positif* (TP) terhadap data *True Positif* (TP) dan *False Negative* (FN). Sensitivitas dihitung dengan **Persamaan (2.5)**.

$$SN = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (2.5)$$

3. Spesifitas

Spesifitas adalah rasio prediksi *True Negative* (TN) terhadap data *True Negative* (TN) dan *False Positif* (FP). **Persamaan (2.6)** digunakan untuk menghitung spesifitas.

$$SP = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (2.6)$$

4. Presisi

Rasio prediksi *True Positif* (TP) terhadap data *True Positif* (TP) dan *False Positif* (FP) dikenal sebagai presisinya. **Persamaan (2.7)** digunakan untuk menghitung presisinya.

$$PR = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (2.7)$$

5. Prediksi Negatif

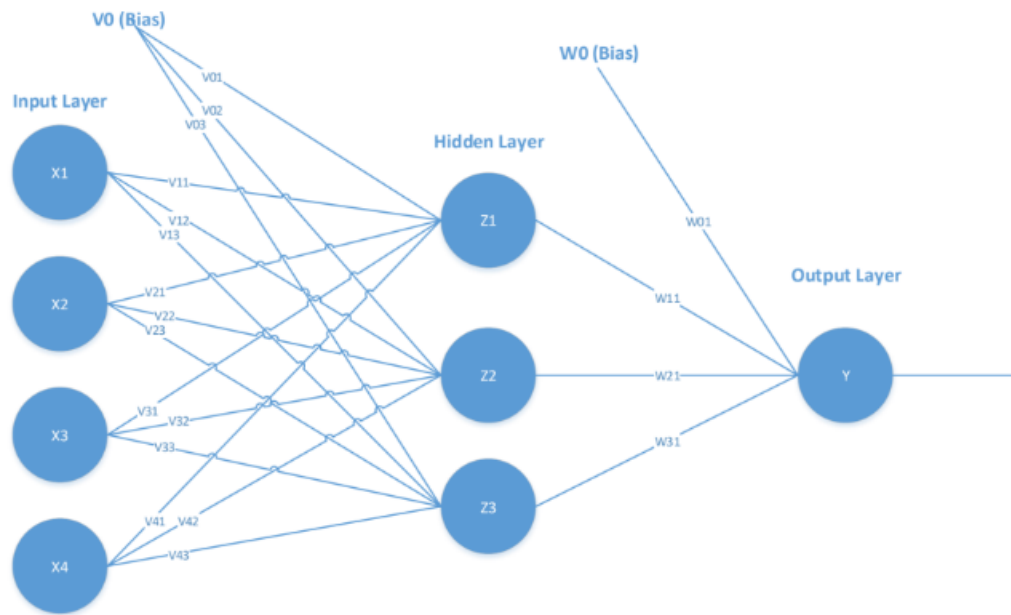
Prediksi negatif didefinisikan sebagai rasio perkiraan *True Negative* (TN) terhadap data *True Negative* (TN) dan *False Negative* (FN). **Persamaan (2.8)** digunakan untuk menghitung prediksi negatif.

$$PN = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\% \quad (2.8)$$

2.2.3 Metode *Backpropagation*

Keunggulan yang utama dari sistem JST adalah kemampuan untuk "belajar" dari contoh yang diberikan. *Backpropagation* adalah algoritma pembelajaran yang terawasi yang biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak layer lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang ada pada lapisan tersembunyinya. Ini adalah jenis pelatihan terkontrol yang menggunakan pola penyesuaian bobot untuk mengurangi nilai kesalahan antara keluaran hasil prediksi dan keluaran yang sebenarnya (Andrijasa dan Mistianingsih, 2010).

Metode *backpropagation* merupakan salah satu metode pembelajaran JST multi layer dengan perhitungan dan propagasi balik dari error yang ditemukan sehingga didapatkan hasil bobot yang sesuai dengan pola data yang ada. Algoritma *backpropagation* merupakan suatu alat yang digunakan dalam sebuah pelatihan prediksi dengan akurasi hasil yang baik. Untuk menganalisa data tahun yang sudah lampau memperoleh hasil yang akurat. Metode *backpropagation* adalah suatu cara untuk melakukan proses perhitungan yang kompleks (Simbolon dkk, 2018). Arsitektur *backpropagation* yang menggambarkan alur perhitungan tersebut ditunjukkan pada **Gambar 2.6**.



Gambar 2.6 Arsitektur *Backpropagation* (Wadi, 2021).

Gambar 2.6 menunjukkan arsitektur *Backpropagation* yang terdiri dari tiga lapisan utama, yaitu lapisan *input* dengan 4 *neuron*, *hidden layer* dengan 3 *neuron*, dan lapisan *output* dengan 1 *neuron*. Arsitektur ini merupakan JST dengan satu *hidden layer*, di mana jumlah *neuron* pada setiap lapisan dapat disesuaikan sesuai kebutuhan penelitian. Perubahan jumlah *neuron* ini berpengaruh terhadap kinerja, kecepatan pelatihan, dan akurasi sistem. Secara umum, *backpropagation* memiliki beberapa komponen utama. Lapisan input berfungsi menerima data masukan yang dilambangkan sebagai X_i (seperti $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$). *Hidden layer*, yang berada di antara *input layer* dan *output layer*, terdiri dari *neuron-neuron* yang disebut *neuron* tersembunyi dan dapat disimbolkan Z_i ($Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n$), berperan dalam mengolah data dari input sebelum diteruskan ke tahap berikutnya. Pada proses ini, setiap *neuron* tidak hanya dipengaruhi oleh bobot (*weight*), tetapi juga oleh bias V_0 , yaitu nilai tambahan yang diberikan pada lapisan input ke *hidden* untuk meningkatkan fleksibilitas model dalam mempelajari pola data. Lapisan keluaran (*output layer*) berisi *neuron* yang menghasilkan keluaran JST, disimbolkan dengan Y_i (Y_1, Y_2, \dots, Y_n). Pada tahap ini, terdapat bias W_0 yang berfungsi sebagai penyesuaian tambahan pada proses dari *hidden layer* ke *output layer*, sehingga hasil keluaran dapat lebih akurat. Secara keseluruhan, setiap *neuron* antar lapisan saling terhubung melalui bobot (*weight*) dan bias yang menentukan kekuatan

sinyal, sehingga sistem dapat menghasilkan klasifikasi varietas kopi dengan baik. (Wadi, 2021).

Backpropagation terdiri dari dua bagian besar yaitu pembelajaran maju (*feed forward learning*) dan pembelajaran balik (*feed backward learning*). Pada pembelajaran maju, nilai error didapatkan dengan data target dan hasil *ouput* dari pembelajaran saat ini (*current learning*). Nilai error ini akan dipropagasikan ke seluruh lapisan-lapisan unit komputasi sebelumnya dalam jaringan untuk dilakukan update terhadap bobot koneksi antara pemroses. Kelemahan dari *backpropagation* adalah komputasi waktu yang besar terutama jika data yang harus dipelajari cukup besar. Untuk itu, teknik ini perlu dimodifikasi sehingga dapat mempercepat waktu komputasi (Riwinoto dkk., 2010).

Secara umum, algoritma *backpropagation* ini bekerja dengan menyebarkan kesalahan dari *output* kembali ke seluruh jaringan untuk memperbarui bobot dan bias. Tujuan dari *backpropagation* adalah meminimalkan perbedaan antara output prediksi dan target dengan menyesuaikan bobot-bobot jaringan. Fungsi kesalahan (*loss function*) digunakan untuk mengukur seberapa jauh *output* prediksi dari target sebenarnya. Fungsi kesalahan yang umum digunakan dalam *backpropagation* adalah *Mean Squared Error* (MSE), dapat ditulis dengan **Persamaan (2.9)**.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n (t_j - y_j)^2 \quad (2.9)$$

E adalah total kesalahan, t_j adalah target *ouput* untuk *neuron j*, y_j adalah *output* aktual dari *neuron j*, dan n adalah jumlah total *neuron* di lapisan *output*. Selanjutnya pada fase *forward pass*, data *input* diteruskan ke depan melalui jaringan untuk menghasilkan *output*. Setiap *neuron* menerima sejumlah input yang dikalikan dengan bobot dan ditambahkan dengan bias, dan dapat di tuliskan dengan **Persamaan (2.10)**.

$$net_j = \sum_{i=1}^m w_{ji} \cdot x_i + b_j \quad (2.10)$$

Di sini, w_{ji} adalah bobot antara *neuron i* dan *neuron j*, x_i adalah *input* ke *neuron i*, b_j adalah bias pada *neuron j*, dan net_j adalah *input* total ke *neuron j*. *Output* dari *neuron* dihitung dengan menerapkan fungsi aktivasi net_j . Salah satu fungsi aktivasi yang umum digunakan adalah sigmoid yang dapat di tulis dengan **Persamaan (2.11)**.

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \quad (2.11)$$

Fungsi sigmoid memperkenalkan *non-linearitas* ke jaringan, yang memungkinkan model untuk mempelajari hubungan yang kompleks antara *input* dan *output*. Setelah *forward pass*, kita menghitung kesalahan dan menyebarkannya kembali ke seluruh jaringan untuk memperbarui bobot dan bias. Kesalahan di lapisan *output* dihitung dengan menghitung turunan dari fungsi kesalahan E terhadap *output* y_j . Kesalahan ini kemudian disesuaikan dengan sensitivitas *output* terhadap *input* total net_j , yang dihitung menggunakan turunan dari fungsi aktivasi. Turunan fungsi kesalahan E terhadap *output* y_j dapat dituliskan dengan **Persamaan (2.12)**.

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = y_j - t_j \quad (2.12)$$

Di mana t_j adalah target *output* dan y_j adalah *output* aktual. Untuk menghitung bagaimana perubahan di net_j mempengaruhi y_j , kita menggunakan turunan dari fungsi sigmoid $f(net_j)$. Turunan fungsi sigmoid dituliskan dengan **Persamaan (2.13)**.

$$f'(net_j) = f(net_j) \cdot (1 - f(net_j)) = y_j \cdot (1 - y_j) \quad (2.13)$$

Maka, gradien kesalahan di lapisan *output* menjadi **Persamaan (2.14)**.

$$\delta_j = (y_j - t_j) \cdot f'(net_j) = (y_j - t_j) \cdot y_j \cdot (1 - y_j) \quad (2.14)$$

Di mana δ_j adalah gradien kesalahan untuk *neuron j*. Kesalahan *neuron* di lapisan tersembunyi dihitung dengan menyebarkan kesalahan dari lapisan berikutnya. Kesalahan ini adalah jumlah kesalahan *neuron* di lapisan berikutnya yang

dikalikan dengan bobot yang menghubungkannya ke *neuron* tersebut. Rumus kesalahan *neuron* tersembunyi k ditulis pada **Persamaan (2.15)**.

$$\delta_k = f'(net_k) \cdot \sum_j \delta_j \cdot w_{jk} \quad (2.15)$$

δ_j di sini adalah gradien kesalahan untuk *neuron* tersembunyi k , $f'(net_k)$ adalah turunan dari fungsi di *neuron* k , δ_j merupakan gradien kesalahan dari *neuron* di lapisan berikutnya, dan w_{jk} adalah bobot antara *neuron* k dan *neuron* j . Setelah menghitung kesalahan, langkah berikutnya adalah memperbarui bobot dan bias untuk mengurangi kesalahan total, bobot di perbarui menggunakan metode *gradient descent*. Di tulis dengan **Persamaan (2.16)**.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \eta \delta_j \cdot x_i \quad (2.16)$$

Δw_{ji} di sini adalah perubahan pada bobot w_{ji} , sedangkan η adalah laju pembelajaran, δ_j adalah gradien kesalahan pada *neuron* j , dan x_i adalah *input* ke *neuron* i . Bobot baru dihitung dengan **Persamaan (2.17)**.

$$w_{ji}^{(new)} = w_{ji}^{(old)} + \Delta w_{ji} \quad (2.17)$$

Pembaruan bias Δb_j dalam algoritma *backpropagation* adalah perubahan kecil yang diterapkan pada bias untuk meminimalkan fungsi kesalahan. Proses pembaruan bias sangat mirip dengan proses pembaruan bobot. Kesalahan total E bergantung pada bias b_j , dan untuk memperbarui b_j , kita perlu menghitung turunan dari fungsi kesalahan E terhadap bias b_j . Dari aturan rantai kalkulus, turunan fungsi kesalahan terhadap bias b_j dituliskan pada **Persamaan (2.18)**.

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial b_j} \quad (2.18)$$

Diketahui bahwa

$$\frac{\partial net_j}{\partial b_j} = 1 \quad (2.19)$$

Karena net_j adalah penjumlahan dari bobot, *input*, dan bias, b_j memiliki koefisien 1. Selanjutnya, $\frac{\partial E}{\partial net_j}$ adalah gradien kesalahan terhadap net_j , yang sudah di hitung sebelumnya pada **Persamaan (2.20)**.

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_j} = (y_j - t_j) \cdot f'(net_j) \quad (2.20)$$

Menjadi

$$\frac{\partial E}{\partial b_j} = \delta_j \quad (2.21)$$

Pembaruan bias menggunakan *gradient descent*, perubahan bias Δb_j ditulis dalam **Persamaan (2.22)**.

$$\Delta b_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_j} = -\eta \delta_j \quad (2.22)$$

Bias juga diperbarui berdasarkan gradien kesalahan, Perubahan bias di hitung menggunakan **Persamaan (2.23)** dan bias baru diperoleh dengan **Persamaan (2.24)**.

$$\Delta b_j = -\eta \delta_j \quad (2.23)$$

$$b_j^{(new)} = b_j^{(old)} + \Delta b_j \quad (2.24)$$

Δb_j di sini merupakan perubahan pada bias b_j , δ_j adalah gradien kesalahan pada *neuron j* dan η adalah laju pembelajaran. Fungsi aktivasi yang umum digunakan dalam *backpropagation* adalah fungsi sigmoid, dapat dituliskan menggunakan **Persamaan (2.25)** dan turunan dari fungsi sigmoid dapat dituliskan dengan **Persamaan (2.26)**.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2.25)$$

$$f'(x) = f(x) \cdot (1 - f(x)) \quad (2.26)$$

Fungsi ini berperan penting dalam menentukan *output neuron* dan mempengaruhi proses pembelajaran dengan menyebarkan gradien kesalahan. Dengan proses

forward pass, *backward pass*, dan pembaruan bobot, algoritma ini berfungsi untuk meminimalkan kesalahan prediksi, menjadikannya efektif dalam berbagai aplikasi pembelajaran (Siang., 2005).

2.2.4 Software Matlab

MATLAB merupakan perangkat lunak yang digunakan untuk pemrograman, analisis, serta komputasi teknis dan matematis berbasis matriks. MATLAB adalah singkatan dari *Matrix Laboratory* karena mampu menyelesaikan masalah perhitungan dalam bentuk matriks. MATLAB versi pertama dirilis pada tahun 1970 oleh Cleve Moler. Pada awalnya, MATLAB didesain untuk menyelesaikan masalah-masalah persamaan aljabar linear. Seiring berjalannya waktu, program ini terus mengalami perkembangan dari segi fungsi dan performa komputasi. Bahasa pemrograman yang kini dikembangkan oleh *MathWorks Inc.* menggabungkan proses pemrograman, komputasi, dan visualisasi melalui lingkungan kerja yang mudah digunakan. MATLAB juga memiliki keunggulan umum lainnya, seperti analisis dan eksplorasi data, pengembangan algoritma, pemodelan dan simulasi, visualisasi plot dalam bentuk 2D dan 3D, hingga pengembangan aplikasi antar muka grafis. Dalam ruang lingkup perguruan tinggi, MATLAB digunakan sebagai alat pembelajaran pemrograman matematika, teknik, dan sains pada level pengenalan dan lanjutan, sedangkan dalam dunia industri, MATLAB dipilih sebagai alat penelitian, pengembangan, dan analisis produk industri (Tjolleng, 2017).

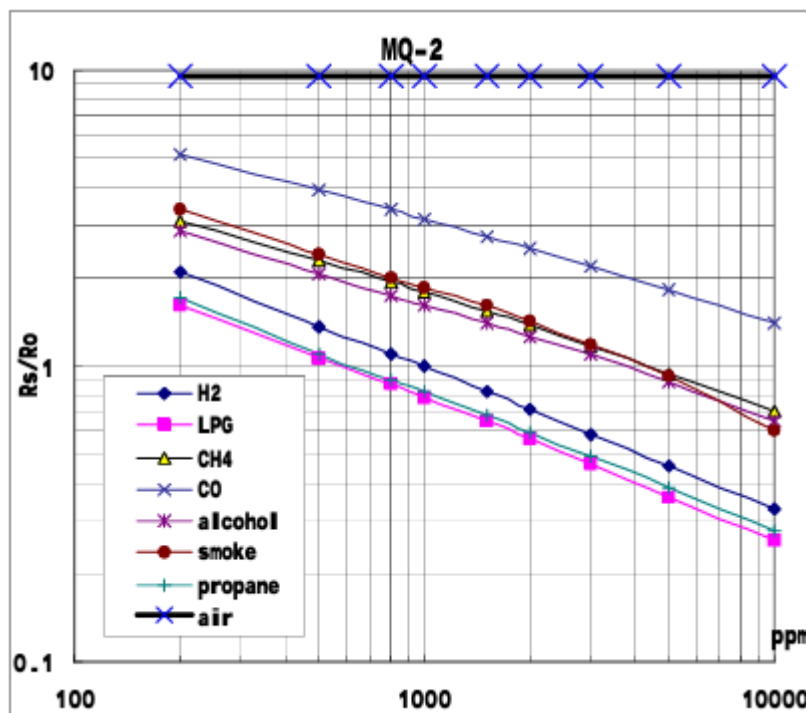
Matlab memiliki kemampuan untuk menyelesaikan berbagai masalah komputasi numerik. Solusi dari masalah yang berkaitan dengan vektor dan matriks dapat diselesaikan dengan mudah dan sederhana menggunakan *software* ini. Selain itu, *software* ini dapat memecahkan persamaan linier dan inversi matriks dengan cepat dan mudah.

2.2.5 Sensor yang Digunakan

Akurasi dan keandalan sistem *Electronic Nose* sangat bergantung pada proses karakterisasi sensor. Oleh karena itu, sebelum pengujian utama dilakukan, setiap sensor dikalibrasi untuk memetakan hubungan antara sinyal tegangan luaran sensor nilai ADC dengan konsentrasi gas yang sebenarnya. Karakterisasi ini bertujuan menentukan derajat kedekatan pembacaan alat terhadap nilai referensi acuan. Hal ini penting untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam tahap pengenalan pola memiliki validitas pengukuran yang tinggi. Penelitian ini memanfaatkan susunan sensor gas MQ-2, MQ-3, MQ-135, dan TGS-2600 yang masing-masing memiliki sensitivitas unik terhadap senyawa volatil yang berbeda.

2.2.5.1 Sensor MQ-2

Sensor MQ-2 termasuk dalam seri sensor oksida logam semikonduktor (MOS) yang dirancang untuk mendeteksi berbagai gas mudah terbakar dan polutan udara. Sensor ini memiliki sensitivitas tinggi terhadap gas-gas hidrokarbon seperti LPG, Metana (CH_4), Propana (C_3H_8), isobutana (C_4H_{10}), Hidrogen (H_2), Alkohol, dan Asap. Sensitivitasnya yang luas ini menjadikan MQ-2 sebagai komponen penting dalam berbagai aplikasi keamanan dan lingkungan. Karakteristik kepekaan sensor MQ-2 terhadap berbagai gas yang diukur dapat dilihat secara rinci pada *datasheet* pabrikan. Analisis data dari kurva sensitivitas ini merupakan langkah krusial dalam proses kalibrasi, di mana diperlukan penentuan nilai resistansi sensor di udara bersih (R_0) sebagai titik dasar (*baseline*) dan resistansi saat terpapar gas (R_s). Melalui poin-poin data ini, dapat ditarik sebuah persamaan garis regresi (*trendline*) yang akurat. Persamaan matematis tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam algoritma pemrograman mikrokontroler untuk mengonversi sinyal tegangan analog menjadi data numerik konsentrasi gas. Dengan proses kalibrasi yang tepat, sensor MQ-2 mampu memberikan input data yang valid bagi Jaringan Syaraf Tiruan dalam mengidentifikasi profil aroma khas pada varietas kopi yang diuji. Grafik ditampilkan pada **Gambar 2.7**.



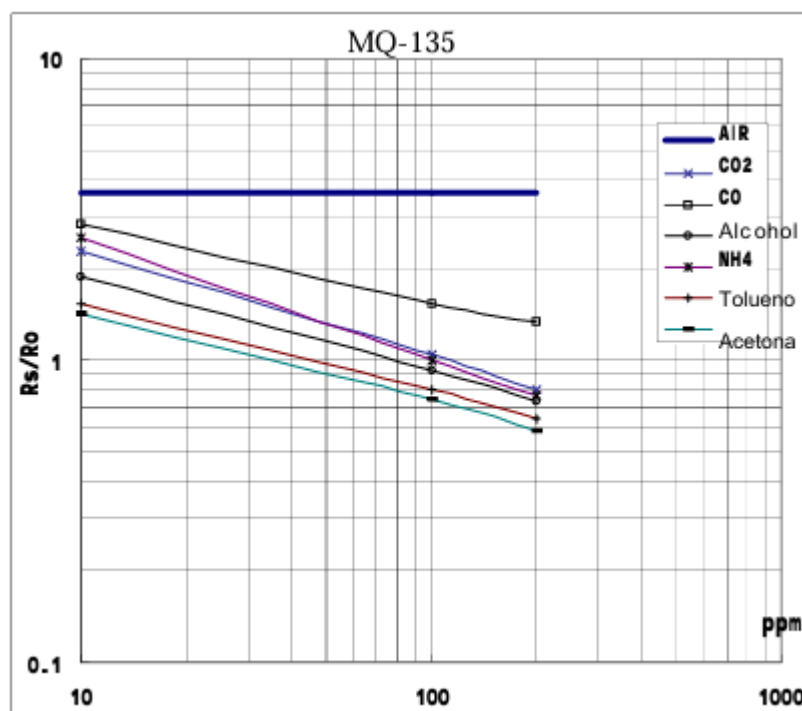
Gambar 2.7 Grafik Sensivitas Sensor MQ-2 (Datasheet, 2017).

Berdasarkan kurva karakteristik sensitivitas, Sensor MQ-2 menunjukkan sensitivitas paling tinggi terhadap Hidrogen (H_2) dan LPG dalam rentang konsentrasi 200 ppm hingga 5000 ppm. Pemilihan MQ-2 dalam sistem *Electronic Nose* penelitian ini didasarkan pada kemampuannya untuk mendeteksi Hidrogen dan Alkohol, yang merupakan indikator gas ringan dan senyawa yang dihasilkan dari proses fermentasi dan termal pada bubuk kopi. Dengan demikian, respons unik sensor MQ-2 melengkapi deret sensor gas lainnya dalam membangun profil aroma kopi yang lengkap.

2.2.5.2 Sensor MQ-135

Sensor MQ-135 adalah sensor yang memiliki sensitivitas luas terhadap polutan dan senyawa volatile organik. Sensor ini mampu mendeteksi senyawa seperti CO_2 , NO_x , amonia (NH_3), alkohol dan benzena. Dalam penelitian ini, MQ-135 dipilih karena mampu mendeteksi CO_2 , yang berfungsi sebagai indikator kesegaran kopi. Selain itu, sensitivitas terhadap alkohol dan benzena sangat relevan karena keduanya merupakan senyawa volatil organik penting yang muncul dari proses

fermentasi dan pemecahan senyawa termal kopi. *Datasheet* sensitivitas sensor ditampilkan pada **Gambar 2.8**.



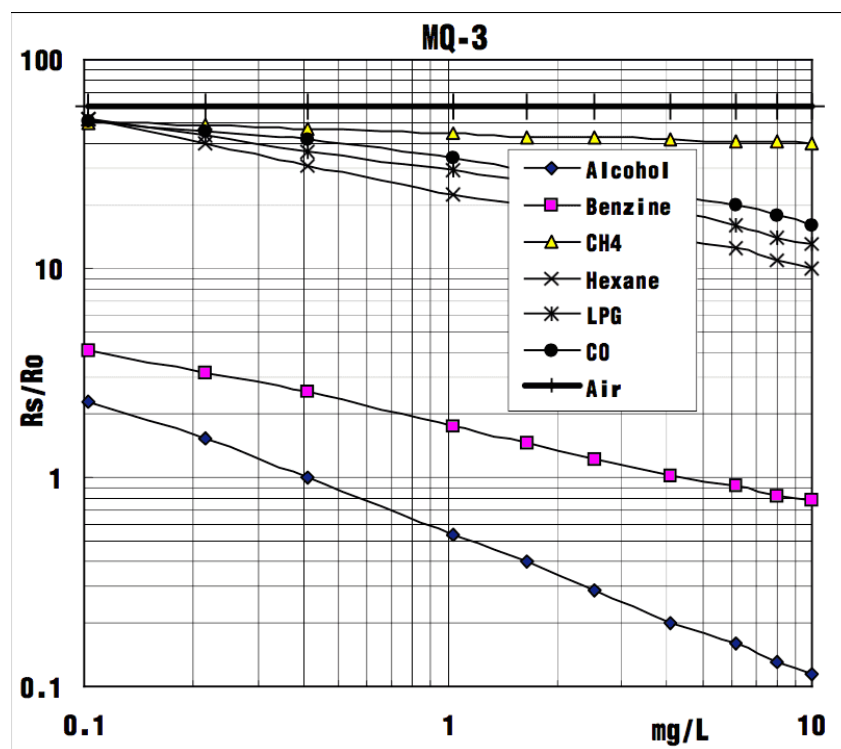
Gambar 2.8 Grafik Sensivitas Sensor MQ-135 (Datasheet, 2014).

Sensor MQ-135 bekerja dengan mekanisme perubahan resistansi pada elemen sensitifnya saat terpapar molekul gas target, yang kemudian menghasilkan sinyal analog proporsional terhadap tingkat konsentrasi gas di lingkungan sekitarnya. Sensor ini dipilih dalam penelitian ini karena memiliki cakupan deteksi yang luas, waktu respons yang cepat, serta efisiensi daya yang baik, sehingga terbukti efektif ketika diintegrasikan dalam sistem multi-sensor untuk analisis senyawa volatil seperti CO dan CO₂. Oleh karena itu, grafik karakteristik sensitivitas pada **Gambar 2.8** menjadi rujukan yang sangat krusial dalam siklus pengembangan sistem *Electronic Nose*. Grafik tersebut memvisualisasikan hubungan logaritmik antara Rasio Resistansi (R_s/R_o) terhadap berbagai konsentrasi gas dalam satuan ppm (*part per million*). Proses kalibrasi berdasarkan grafik ini memerlukan penetapan nilai resistansi sensor pada udara bersih (R_o) sebagai nilai referensi statis dan resistansi saat terpapar gas target (R_s) secara teliti. Tujuan akhir dari analisis grafik ini adalah untuk mengekstraksi persamaan garis regresi (*trendline*) yang akurat melalui metode pendekatan kurva. Persamaan matematis inilah yang

menjadi algoritma kunci untuk dikonversikan ke dalam kode pemrograman mikrokontroler, sehingga sistem mampu mengubah data tegangan listrik menjadi nilai konsentrasi senyawa volatil organik kopi yang terukur dan presisi sebagai input bagi Jaringan Syaraf Tiruan.

2.2.5.3 Sensor MQ-3

Sensor MQ-3 adalah sensor gas yang dirancang spesifik untuk mendeteksi uap Alkohol Etanol). Sensor ini sangat penting dalam sistem *electronic nose* untuk kopi karena alkohol merupakan salah satu senyawa volatil organik utama yang dihasilkan dari proses fermentasi biji kopi. Sensor MQ-3 memiliki sensitivitas tinggi terhadap alkohol dan resistansi yang baik terhadap gangguan dari bensin atau asap, memungkinkannya mengisolasi sinyal Etanol dengan efektif. Prinsip kerjanya didasarkan pada perubahan nilai resistansi elemen sensitifnya, di mana konduktivitas sensor meningkat seiring dengan kenaikan konsentrasi uap alkohol. Jangkauan deteksi sensor ini berada dalam rentang 25 ppm hingga 500 ppm. *Datasheet* sensitivitas sensor ditampilkan pada **Gambar 2.9**.



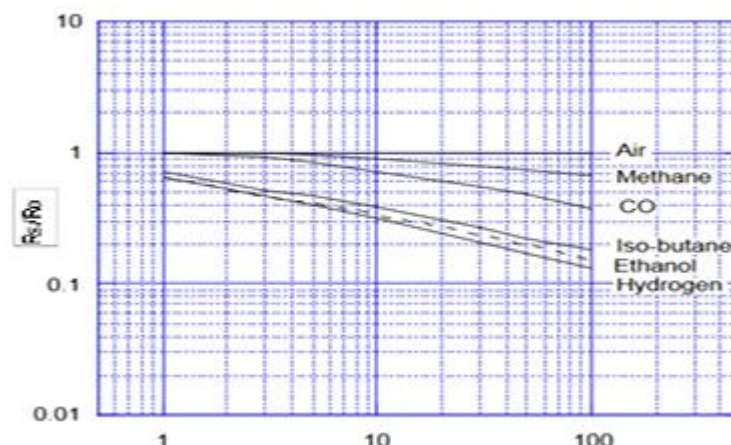
Gambar 2.9 Grafik Sensitivitas Sensor MQ-3 (Datasheet, 2014).

Grafik pada **Gambar 2.9** merupakan rujukan teknis utama yang menjadi dasar dalam proses kalibrasi sensor MQ-3. Grafik ini memvisualisasikan karakteristik sensitivitas sensor dalam skala logaritmik, yang menunjukkan adanya hubungan non-linear yang cukup curam antara Rasio Resistansi (R_s/R_o terhadap peningkatan konsentrasi berbagai jenis gas. Secara spesifik, nilai rasio R_s/R_o terlihat menurun secara drastis seiring dengan meningkatnya konsentrasi uap Alkohol, yang mengindikasikan bahwa sensor ini memiliki tingkat sensitivitas dan selektivitas yang sangat tinggi terhadap senyawa tersebut dibandingkan dengan gas lain seperti *Benzine*, *Hexane*, atau *LPG*.

Untuk memperoleh nilai konsentrasi alkohol yang akurat dalam satuan milligram per liter (mg/L) atau *part per million* (ppm) dari sinyal tegangan analog yang diterima, diperlukan analisis poin-poin data pada grafik guna mengekstraksi persamaan garis regresi (*trendline*) menggunakan metode *power regression*. Persamaan matematis hasil kalibrasi inilah yang nantinya diimplementasikan sebagai algoritma konversi data di dalam perangkat lunak mikrokontroler. Dengan demikian, sistem mampu menerjemahkan perubahan resistansi sensor secara *real-time* menjadi nilai numerik yang merepresentasikan kandungan senyawa volatil organik alkohol pada sampel aroma kopi yang diuji, sehingga data yang diinput ke dalam Jaringan Syaraf Tiruan menjadi lebih presisi (Datasheet, 2014).

2.2.5.4 Sensor TGS-2600

Sensor TGS-2600 merupakan sensor gas tipe miniatur yang dirancang oleh Figaro Engineering Inc untuk mendeteksi kontaminan udara umum pada konsentrasi rendah, termasuk Hidrogen (H_2) dan Etanol (Alkohol). Dalam penelitian ini, sensor berfungsi sebagai komponen pelengkap yang mendeteksi senyawa volatil organik ringan, seperti Hidrogen dan Etanol, yang dihasilkan selama proses pemanggangan dan fermentasi kopi. Sensor ini memiliki keunggulan pada konsumsi daya yang sangat rendah (sekitar 210 mW) berkat chip penginderaan yang diminiaturisasi, dan bekerja berdasarkan prinsip peningkatan konduktivitas (penurunan resistansi) ketika elemen sensitifnya terpapar gas target (Datasheet, 2017). *Datasheet* sensitivitas sensor TGS-2600 ditampilkan pada **Gambar 2.10**.



Gambar 2.10 Grafik Sensitivitas Sensor TGS-2600 (Datasheet, 2017).

Gambar 2.10 menunjukkan grafik karakteristik sensitivitas sensor TGS-2600, yang merupakan data referensi utama dalam proses kalibrasi agar pembacaan sensor dapat dikonversi menjadi nilai konsentrasi gas yang sebenarnya dalam satuan *part per million* (ppm). Grafik ini memvisualisasikan hubungan logaritmik antara Rasio Resistansi (R_s/R_o) pada sumbu Y terhadap konsentrasi gas pada sumbu X. Dalam grafik tersebut, dapat terlihat bahwa setiap jenis gas memiliki kemiringan garis yang berbeda, yang menunjukkan bahwa sensor TGS-2600 memiliki tingkat selektivitas yang bervariasi terhadap berbagai senyawa seperti *Hydrogen*, *Ethanol*, dan *Iso-butane*.

Analisis data dari grafik sensitivitas ini memerlukan perhitungan yang teliti untuk menentukan nilai resistansi sensor di udara bersih (R_o) dan resistansi saat terpapar gas target (R_s). Langkah ini menjadi sangat krusial untuk menetapkan persamaan garis regresi (*trendline*) yang akurat melalui proses *curve fitting*. Persamaan matematis inilah yang kemudian ditanamkan ke dalam algoritma sistem mikrokontroler untuk menerjemahkan sinyal tegangan analog yang fluktuatif menjadi data konsentrasi senyawa volatil organik kopi yang terukur secara kuantitatif. Dengan kalibrasi yang tepat berdasarkan grafik ini, akurasi input data pada Jaringan Syaraf Tiruan dapat ditingkatkan sehingga hasil klasifikasi varietas kopi menjadi lebih valid.

2.2.6 Kopi

Kopi bukan merupakan tanaman asli kepulauan Indonesia. Pada akhir abad 16 saat Indonesia masih di bawah jajahan Belanda, VOC membawa tanaman kopi Arabika ke dalam negara ini. Mereka tertarik untuk meruntuhkan monopoli Arab terhadap perdagangan kopi dunia. Pemerintah kolonial Belanda pertama kali menanam bibit kopi di sekitar Batavia (Jakarta), sampai ke daerah Sukabumi dan Bogor. Kemudian karena semakin tingginya permintaan pasar, mulai didirikan perkebunan kopi di Jawa Barat, Jawa Tengah, Jawa Timur, dan beberapa daerah di Sumatra dan Sulawesi (Gumulya dan Helmi, 2017). Kopi terkenal akan kandungan kafeinnya yang tinggi dan kafein merupakan senyawa hasil metabolisme sekunder golongan alkaloid dari tanaman kopi dan memiliki rasa yang pahit. Peranan utama kafein ini di dalam tubuh adalah meningkatkan kerja psikomotor sehingga tubuh tetap terjaga dan memberikan efek fisiologis berupa peningkatan energi. senyawa kafein memberikan cita rasa khas kopi sehingga menjadikan kopi sebagai minuman yang digemari oleh banyak orang. Kafein merupakan kandungan senyawa terpenting yang terdapat di dalam kopi (Hayati dkk., 2012).

Kopi memiliki beberapa jenis yang ada di Indonesia, yaitu arabika, robusta dan liberika. Berdasarkan aromanya robusta memiliki aroma yang lebih kuat di bandingkan dengan arabika selain itu, robusta memiliki kafein yang lebih tinggi dan rasa yang lebih netral. Oleh karna itu kopi memiliki *flavor* yang berbeda tergantung pada jenis kopi, cara pengolahan biji kopi, metode penyangraian, penghalusan dan penyeduhan. Namun aroma dan cita rasa kopi dapat berubah ataupun hilang akibat penyimpanan terutama adanya kandungan air dan oksigen dalam kemasan. Air menyebabkan hidrolisis senyawa kimia di dalam kemasan kopi serta menyebabkan bau apek. Kandungan oksigen menyebabkan proses oksidasi sehingga terjadi penurunan aroma dan cita rasa kopi, hal ini karena senyawa aldehid dalam kopi mudah mengalami oksidasi (Muttalib *et al.*, 2019).

2.2.7 Principal Component Analysis (PCA)

Penerapan PCA dapat digunakan pada berbagai bidang, salah satunya sebagai analisis hubungan kuantitatif antara struktur elektronik dan aktivitas antioksidan dari senyawa turunan flavon atau flavonoid. Selain itu, PCA terbukti dapat menyelesaikan masalah pelanggaran asumsi klasik multikolinearitas tanpa menghapus variabel bebas yang berkolinearitas tinggi, sehingga setelah hasil reduksi digunakan untuk menghasilkan variabel bebas baru. Setelah variabel baru dibuat, ada kemungkinan bahwa kedekatan antar variabel menjadi suatu sistem yang dapat digunakan untuk mengelompokkan dan mengidentifikasi kopi yang dibuat. Fungsi utama PCA untuk mengurangi jumlah data yang berasal dari sejumlah variabel sehingga tidak ada redundansi pada variabel yang dimasukkan. Karena pengukuran dilakukan pada konstruksi yang sama, redundansi di sini menunjukkan bahwa beberapa variabel berkorelasi satu sama lain. Karena redundansi ini, diperkirakan dapat membagi variabel yang diamati menjadi sejumlah kecil variabel utama juga dikenal sebagai variabel buatan yang akan bertanggung jawab untuk sebagian besar perbedaan dalam variabel yang diamati (Muttalib *et al.*, 2019).

Principal Component (PC) digunakan untuk menjelaskan struktur data asli. Jika data dalam dimensi asli sulit untuk direpresentasikan melalui grafik, maka dengan dua PC atau satu PC bisa dicitrakan melalui grafik. Misalkan terdapat data yang dituliskan dengan **Persamaan (2.27)**.

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{mn} \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

Di mana n adalah jumlah variabel/atribut dan m adalah banyaknya observasi. Kemudian data dapat ditransformasi ke dalam suatu kolom, misalkan dengan cara *centering* yakni mengurangi setiap data dengan rata-rata dari setiap atribut yang ada dengan **Persamaan (2.28)**.

$$\hat{X} = X - \bar{X} \quad (2.28)$$

\hat{X} adalah vektor hasil setelah centering, X adalah vektor kolom data asli dan \bar{X} adalah rata-rata dari kolom yang bersangkutan. Proses transformasi ini dilakukan secara menyeluruh untuk setiap kolom data, mulai dari $i = 1$ sampai $i = n$. Untuk mendapatkan besaran baru digunakan matriks *Covariance* (C).

$$C = \frac{\hat{X}^T \hat{X}}{m-1} \quad (2.29)$$

Eigenvectors, yang digunakan dalam *pattern recognition* menggunakan PCA, menunjukkan fitur suatu citra. *Eigenvectors* didefinisikan sebagai kumpulan hubungan antara karakteristik suatu citra untuk mengenali citra secara khusus. Setelah matrik covariance dihitung, langkah berikutnya adalah mencari *eigenvalue* dan *eigenvector*. *Eigenvalue* yang didapat diurutkan mulai yang terbesar sampai yang terkecil, dan *eigenvector* yang bersesuaian dengan *eigenvalue* tersebut juga diurutkan. Setelah menghitung matrik *covariance*, langkah berikutnya adalah menemukan *eigenvalue* dan *eigenvector*. *Eigenvalue* yang ditemukan diurutkan sesuai dengan ukurannya, dan *eigenvector* juga diurutkan sesuai dengan ukurannya (Ismawan, 2015). Sistem *e-nose* menggunakan PCA untuk mengisolasi bagian paling penting dari sinyal aroma dan mengurangi dimensi data hasil pembacaan sensor gas. Sebelum pelatihan JST, PCA dapat mempercepat waktu pelatihan, meningkatkan akurasi, dan mencegah redundansi dan multikolinearitas antar fitur. Oleh karena itu, sebelum masuk ke jaringan syaraf tiruan, PCA memainkan peran penting dalam pipeline pengolahan data *e-nose*.

III. METODE PENELITIAN

3.1 Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilaksanakan pada Februari 2025 sampai April 2025. Penelitian ini dilaksanakan di Laboratorium Elektronika dan Instrumentasi Jurusan Fisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Lampung.

3.2 Alat dan Bahan

3.2.1 Alat-alat penelitian

Dalam penelitian ini, *Electronic Nose* dimanfaatkan sebagai instrumen utama untuk membaca karakteristik gas yang dikeluarkan oleh sampel kopi dari berbagai varietas. *E-nose* berperan penting dalam akuisisi data aroma, menangkap profil bau spesifik dari setiap sampel. Selanjutnya, laptop yang telah terinstal perangkat lunak MATLAB 2024a digunakan sebagai pusat komputasi. Selain itu, MATLAB 2024a juga menjadi tempat utama untuk merancang dan mengembangkan Jaringan Saraf Tiruan (JST). Dalam hal ini, JST dirancang untuk mengidentifikasi varietas kopi berdasarkan pola aroma yang telah dianalisis. Dengan demikian, semua perangkat ini saling mendukung dalam keseluruhan alur penelitian untuk mencapai tujuan penelitian.

3.2.2 Bahan Penelitian

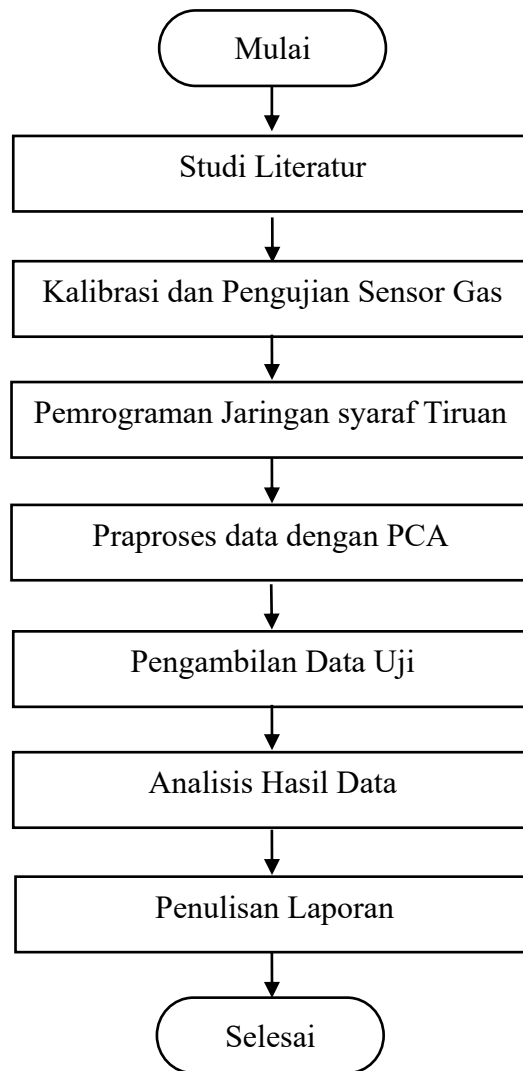
Bahan yang digunakan pada penelitian ini, yaitu sensor gas yang digunakan untuk mendeteksi dan menganalisis gas sampel ditunjukkan pada **Tabel 3.1**.

Tabel 3. 1 Jenis Sensor Gas

No	Nama	Fungsi	Relevansi pada Aroma Kopi
1.	MQ-135	Mendeteksi senyawa volatil kompleks	Mengidentifikasi campuran senyawa volatil yang menyusun profil aroma keseluruhan dari bubuk kopi.
2.	MQ-3	Mendeteksi uap alkohol (etanol) dengan sensitivitas tinggi	Mendeteksi senyawa alkohol yang dihasilkan selama fermentasi biji kopi atau degradasi.
3.	MQ-2	Mendeteksi alkohol dan hidrogen	Mengidentifikasi senyawa gas ringan hasil dari proses oksidasi dan degradasi termal.
4.	TGS-2600	Mengidentifikasi hidrokarbon ringan.	Memeriksa senyawa volatil kunci yang berkontribusi pada aroma, terutama hasil dari proses sangrai.

3.3 Prosedur Penelitian

Penelitian ini bertujuan mengembangkan alat *e-nose* untuk mengetahui perbedaan aroma berbagai varietas kopi yang di uji. Metode yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi studi literatur, pengujian sensor, pemrograman JST, pelatihan JST, pengambilan data uji, analisis hasil data dan penyusunan laporan akhir. Secara umum, prosedur penelitian ditunjukkan dalam diagram alir pada **Gambar 3.1**.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.

Tahap ini melakukan pengujian terhadap tiga jenis sampel kopi berbeda untuk mengevaluasi sensitivitas sensor terhadap gas spesifik dari setiap varietas. Setiap varietas kopi diuji sebanyak 50 kali pengulangan guna memastikan konsistensi data. Detail sampel yang digunakan sebagai data latih disajikan pada **Tabel 3.2**.

Tabel 3.2 Data Latih Sampel

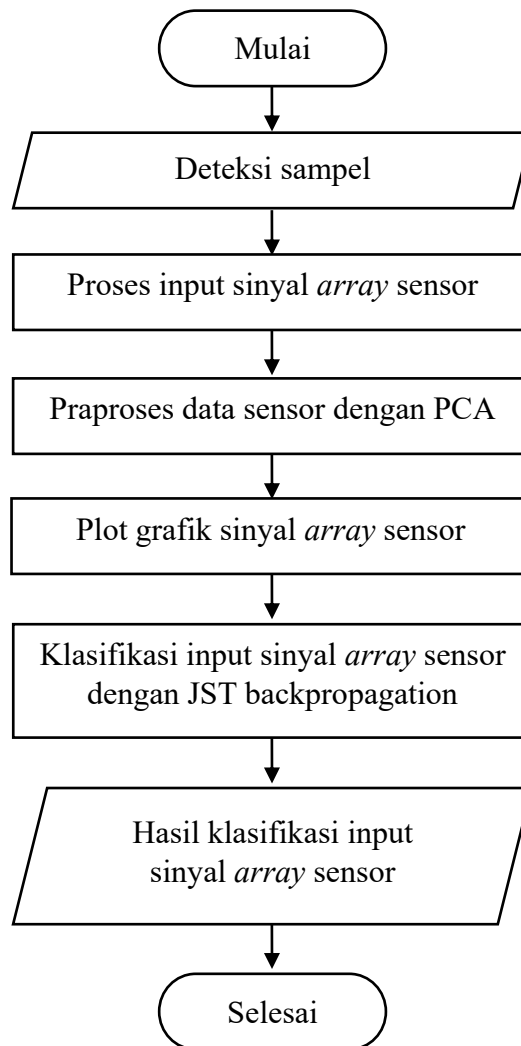
No	Sampel	Latih ke	Sensor (V)			
			MQ-135	MQ-3	MQ-2	TGS-2600
1.	Kopi Arabika	1-50				
2.	Kopi Robusta	1-50				
3.	Kopi Liberika	1-50				

3.3.1 Studi Literatur

Untuk mendukung dan relevan dengan penelitian ini, tahap studi literatur dilakukan dengan mengumpulkan teori-teori dasar dari berbagai sumber informasi, termasuk buku, jurnal ilmiah, dan artikel.

3.3.2 Pemrograman Jaringan Syaraf Tiruan

Dalam penelitian ini, Jaringan Saraf Tiruan (JST) dibuat menggunakan Matlab R2024a dengan algoritma *backpropagation* untuk menganalisis aroma kopi bubuk. Metode ini melalui dua tahap utama: *feedforward* dan *backpropagation of error*, sebagaimana diilustrasikan dalam diagram alir **Gambar 3.2**.

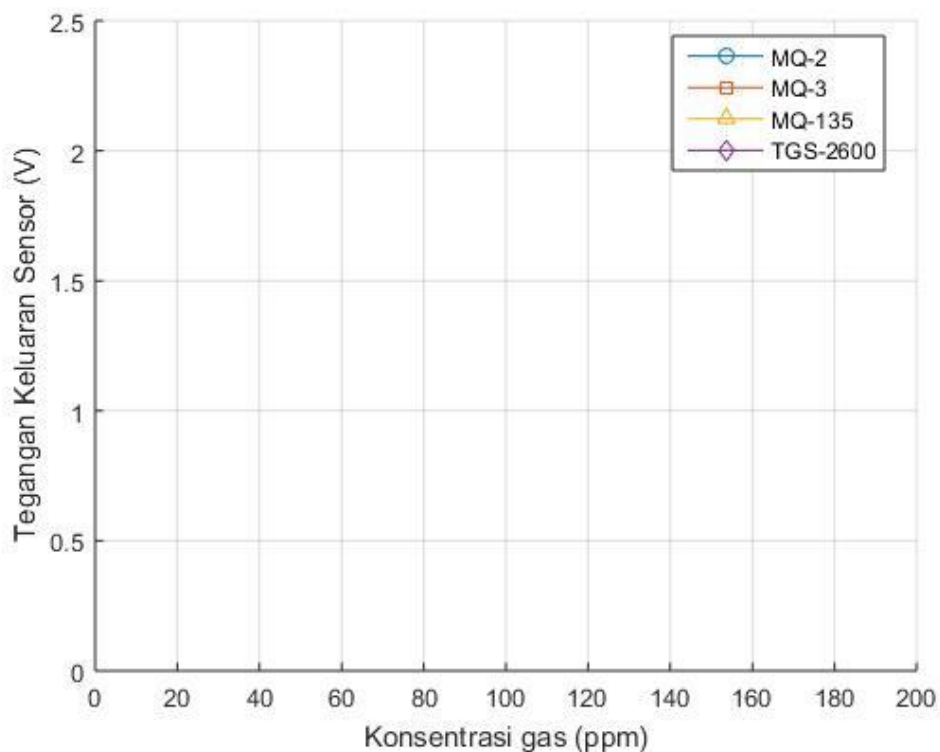


Gambar 3.2 Diagram Alir Perancangan JST.

Tahap deteksi gas sampel menggunakan *array* sensor untuk mengidentifikasi aroma atau gas pada sampel yang dimasukkan ke dalam *chamber*. Selanjutnya, data hasil pengujian diproses oleh Esp32 dan kemudian dianalisis menggunakan *backpropagation* JST. Sinyal dari sensor diproses ke dalam Esp32 dan dikirim ke PC melalui komunikasi serial untuk mengetahui perbedaan pada masing-masing varietas kopi.

Pada tahap pemrosesan sinyal masukan sensor *array*, sinyal analog yang dikirim oleh *array* sensor ke arduino dikonversi menjadi data digital dengan menggunakan ADC pada Esp32. Ini dilakukan karena sinyal yang dikirim oleh sensor masih berbentuk analog.

Tahap plot grafik sinyal yang diterima oleh *array* sensor *Software Matlab Grapich user interfece* (GUI) digunakan sebagai *interference* untuk menampilkan grafik secara real time karena plotting dilakukan secara real time. Grafik yang menunjukkan sensor respons *array* ditunjukkan pada **Gambar 3.3**.



Gambar 3.3 Grafik Respon Sensor *Array*.

Sebelum data hasil pembacaan sensor diklasifikasikan oleh JST, dilakukan praproses menggunakan metode PCA untuk mereduksi jumlah fitur dan mengekstraksi komponen utama yang paling relevan terhadap perbedaan aroma antar varietas kopi. Proses PCA dilakukan di MATLAB dengan menghitung nilai eigen dari matriks kovarians hasil sensor array, dan hanya komponen dengan varian kumulatif >90% yang digunakan sebagai input ke JST. Tahap klasifikasi sinyal masukan sensor array dengan JST *backpropagation* merupakan proses pengklasifikasian sinyal sensor array yang diperoleh. Proses ini juga dilakukan untuk melatih JST agar dapat mengenali aroma masing-masing varietas kopi berdasarkan konsentrasi gas yang terdeteksi. JST yang digunakan dalam penelitian ini memiliki empat *node* input pada lapisan masukan dan tiga *node* output pada lapisan keluaran, sesuai dengan jumlah sensor yang digunakan untuk membaca empat parameter gas. Aktivasi yang digunakan pada model JST ini adalah fungsi sigmoid pada lapisan tersembunyi, sedangkan pada lapisan keluaran digunakan fungsi aktivasi Relu. Jumlah *node* yang digunakan pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) ditentukan dengan menggunakan metode yang ditemukan dalam **Persamaan 2.1** sampai **Persamaan 2.3**. Dengan menggunakan nilai $n = 4$ dan $n_0 = 3$, jumlah *node* pada *hidden layer* yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada **Tabel 3.3**.

Tabel 3.3 Jumlah *Node Hidden Layer*.

Model	Pendekatan	Jumlah <i>Node Hidden Layer</i>
JST-1	1	$N_h = n = 4$
JST-2	2	$N_h = n_0 = 3$
JST-3	3	$N_h = n + n_0 = 7$

Tiga model JST yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan dalam **Tabel 3.3**. Masing-masing model JST memiliki jumlah *node* yang berbeda pada lapisan tersembunyi. Untuk menentukan model JST mana yang memiliki tingkat kinerja terbaik, nilai dari **Persamaan 2.4** hingga **Persamaan 2.8** akan digunakan untuk menghitung kinerja masing-masing JST yang digunakan dalam penelitian ini.

Tingkat hasil klasifikasi sinyal masukan array sensor akan menunjukkan hasil proses klasifikasi sinyal masukan array sensor. Hasilnya menunjukkan perbedaan varietas kopi yang bervariasi dengan benar.

3.3.3 Pengujian dan Analisis Sistem *E-nose*

Untuk mengenali profil gas yang baik dengan JST, sistem *e-nose* ini diuji dengan memberikan gas yang dihasilkan dari varietas kopi sebagai data latih dan sebagai sampel dalam penelitian ini. Dari 7 sampel yang digunakan dilakukan 10 kali pengulangan pada masing-masing sampel. Tabel data pengujian *e-nose* seperti yang ditunjukkan pada **Tabel 3.4**.

Tabel 3.4 Data Uji Sistem *E-nose*

No	Aktual	Prediksi			Total
		Arabika	Robusta	Liberika	
1.	Arabika				
2.	Robusta				
3.	Liberika				

Selanjutnya, model JST yang telah dibuat dievaluasi melalui pengujian data yang berbeda dari data yang digunakan dalam proses pelatihan JST. Analisis ini dilakukan dengan menggunakan *matriks confusion* untuk menghitung nilai akurasi, sensitivitas, spesifitas, presisi, dan nilai prediksi negatif dari setiap model JST yang dihasilkan dari hasil pelatihan. **Tabel 3.5** menunjukkan hasil perhitungan data *binary confusion matrix* untuk sampel kopi.

Tabel 3.5 Rancang Tabel *Confusion Matrix* Kopi.

Sampel Sebenarnya	Sampel Hasil Identifikasi		
	Kopi Arabika		Bukan Arabika
Kopi Arabika	TP =	FN =	Sensitivitas =
Bukan Arabika	FP =	TN =	Spesifitas =
	Presisi =	Prediksi Negatif =	Akurasi =
Sampel Sebenarnya	Sampel Hasil Identifikasi		
	Kopi Robusta		Bukan Robusta
Kopi Robusta	TP =	FN =	Sensitivitas =
Bukan Robusta	FP =	TN =	Spesifitas =
	Presisi =	Prediksi Negatif =	Akurasi =
Sampel Sebenarnya	Sampel Hasil Identifikasi		
	Kopi Liberika		Bukan Liberika
Kopi Liberika	TP =	FN =	Sensitivitas =
Bukan Liberika	FP =	TN =	Spesifitas =
	Presisi =	Prediksi Negatif =	Akurasi =

V. SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis data, maka diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Karakteristik aroma dari setiap varietas kopi arabika, kopi robusta, dan kopi liberika dapat dibedakan melalui respons sensor pada sistem *electronic nose*. Setiap varietas menunjukkan pola sinyal dan nilai puncak (*peak*) yang berbeda pada kombinasi empat sensor MQ-2, MQ-3, MQ-135, dan TGS-2600.
2. Kombinasi *e-nose* dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *backpropagation* efektif untuk mengklasifikasikan jenis kopi. Analisis PCA membantu memisahkan kelompok data ketiga kopi dengan baik sebelum diklasifikasikan oleh JST.
3. Arsitektur JST yang paling optimal pada penelitian ini adalah *node 4 hidden layer*. Model ini memberikan hasil klasifikasi terbaik dengan akurasi mencapai 93,33% dan rata-rata keseluruhan parameter sebesar 92,79%.

5.3 Saran

Saran untuk penelitian yang dapat digunakan untuk perkembangan riset adalah sebagai berikut.

1. Sistem *e-nose* dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menambah jumlah sensor atau menggunakan sensor dengan sensitivitas spesifik terhadap senyawa volatil tertentu pada kopi.

2. Model JST dapat diperluas dengan algoritma pembelajaran lain seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) atau *Support Vector Machine* (SVM) untuk membandingkan performa klasifikasi.
3. Penelitian berikutnya dapat mengeksplorasi varietas kopi dari daerah berbeda untuk memperkuat kemampuan sistem dalam mendeteksi variasi aroma yang lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- Adytia, P., Wahyuni, W., Asmaramany, D., and Sussolaikah, K. 2024. Coffee Type Classification Using Backpropagation Artificial Neural Network. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 7(1), 193-199.
- Andrijasa, M. F., dan Mistianingsih, D. 2010. Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation. *Jurnal Informatika Mulawarman*, 5(1), 50–54.
- Arwangga, A. F., Asih, I. A. R. A., dan Sudiarta, I. W. 2016. Analisis Kandungan Kafein Pada Kopi di Desa Sesaot Narmada Menggunakan Spektrofotometri UV-VIS. *Jurnal Kimia*, 10(1), 110–114.
- Datasheet. 2017. *Product Information Technical MQ-2 Gas Sensor*. Available at: <https://www.alldatasheet.com/datasheetpdf/pdf/1572280/Hanwei/MQ2.html>(Accessed: 06 November 2025).
- Datasheet. 2014. *Product Information Technical MQ-135 Gas Sensor*. Available at: <https://www.alldatasheet.com/datasheet-pdf/pdf/1132551/Hanwei/MQ-135.html>(Accessed: 06 November 2025).
- Datasheet. 2014. *Product Information Technical MQ-3 Gas Sensor*. Available at : <https://www.alldatasheet.com/datasheet-pdf/pdf/1304542/Winsen/MQ-3.html> (Accessed: 06 Novemeber 2025).
- Datasheet. 2017. *Product Information TGS 2600 for the Detection*. Available at: <https://www.alldatasheet.com/datasheetpdf/pdf/1148440/Figaro/TGS2600.html> (Accessed: 06 November 2025).
- Deng, T. 2023. Effect of the Number of Hidden Layer Neurons on the Accuracy of the Back Propagation Neural Network. In *Highlights in Science, Engineering and Technology MISBP*, 74. 463-467.
- Gumulya, D., dan Helmi, I. S. 2017. Kajian Budaya Minum Kopi Indonesia. *Dimensi*, 13(2), 153–172.
- Haekal, M., dan Wibowo, W. C. 2023. Prediksi Kualitas Air Sungai Menggunakan Metode Pembelajaran Mesin: Studi Kasus Sungai Ciliwung. *Jurnal Teknologi Lingkungan*, 24(2), 273–282.

- Hasanati, Z., dan Meidelfi, D. 2020. Kajian Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation Untuk Deteksi Bau. *Journal of Applied Computer Science and Technology*, 1(2), 2723–1453.
- Hayati, R., Marliah, A., dan Rosita, F. 2012. Sifat dan Evaluasi Sensori Bubuk Kopi Arabika. *J. Floratek*, 7, 66–75.
- Hulda, M., dan Arip Munawar, A. 2019. Deteksi Bubuk Kopi Luwak Murni dan Bubuk Kopi Luwak Campuran Dengan Teknologi Hidung Elektronik. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 4, 105–114.
- Ismawan, F. 2015. Hasil Ekstraksi Algoritma Principal Component Analysis (PCA) Untuk Pengenalan Wajah dengan Bahasa Pemrograman Java Eclipse IDE. *Jurnal Sisfotek Global*, 5, 26–30.
- Jumianto, S., Mujadin, A., Nabila, D. H., dan Anugrah, D. B. 2020. *Principle Component Analysis Untuk Klasifikasi Olahan Bakso Babi dan Sapi Menggunakan Electronic Nose*. Laporan Kemajuan Penelitian. Universitas Al Azhar Indonesia.
- Junanda, R. M., dan Midyanti, D. M. 2018. Aplikasi Prediksi Ketersediaan Pangan di Kabupaten Ketapang Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Resilient-Backpropagation Berbasis Web. *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, 06 (03), 150–160.
- Kusairi, Muthmainnah, Tazi, I., dan Falah, M. F. 2022. Klasifikasi Pola Aroma Teh Hijau Menggunakan Hidung Elektronik (*E-Nose*) Berbasis Linear Diskriminan Analisis (LDA). *Jurnal Penididkan MIPA*, 12 (3), 868–874.
- Lintang, C. A., Widodo, T. W., dan Lelono, D. 2016. Rancang Bangun Electronic Nose untuk Mendeteksi Tingkat Kebusukan Ikan Air Tawar. *IJEIS*, 6(2), 129–140.
- Macías, M. M., Agudo, J. E., Manso, A. G., Orellana, C. J. G., Velasco, H. M. G., and Caballero, R. G. 2014. Improving short term instability for quantitative analyses with portable electronic noses. *Sensors*, 14(6), 10514–10526.
- Mazen, F. M. A., and Nashat, A. A. 2019. Ripeness Classification of Bananas Using an Artificial Neural Network. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44(8), 6901–6910.
- Muttalib, S. A., Nugraha, J., dan Bintoro, N. 2019. Analisis Kadar Air dan Aroma Blending Kopi Arabika (*Coffea arabica* L) dan Robusta(*Coffea canephora* L) Selama Penyimpanan Dengan Principal Component Analisis (PCA). *Jurnal Agrotek*, 6(1), 23–27.
- Novita, D. D., Sesunan, A. B., Telaumbanua, M., Triyono, S., dan Saputra, T. W. 2021. Identifikasi Jenis Kopi Menggunakan Sensor *E-Nose* dengan Metode Pembelajaran Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Pertanian Dan Biosistem*, 9(2), 205–217.

- Nugroho, M. A., dan Sebatubun, M. M. 2020. Klasifikasi Varietas Kopi Berdasarkan Green Bean Coffe Menggunakan Metode Machine Learning. *Jurnal of Information Syistem Management*, 1(2), 1–5.
- Pakaja, F., Naba, A., dan Purwanto. 2012. Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor. *Jurnal EECCIS*, 6(1), 23–28.
- Qiao, J., Su, G., Liu, C., Zou, Y., Chang, Z., Yu, H., Wang, L., & Guo, R. 2022. Study on the Application of Electronic Nose Technology in the Detection for the Artificial Ripening of Crab Apples. *Horticulturae*, 8(5), 1-14.
- R. J. Clarke, and R. Marcrae. 1987. *Coffee: Volume 1: Chemistry*. Elsevier Applied Science Publishers. London and New York.
- Riwinoto, Wahyudi, Tony, Reinhoran, B. S., dan Kusumoputro, B. 2010. Modifikasi Algoritma Propagasi Balik Untuk Pengenalan Data Iris dan Data Feret. *Jurnal Integrasi*, 2(1), 1–9.
- Shiddiq, M., Sitohang, L. B., Husein, I. R., Ningsih, S. A., Hermonica, S., dan Fadlilah, A. 2021. Hidung Elektronik Berbasis Sensor Gas MOS untuk Karakterisasi Kematangan Buah Kelapa Sawit. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*, 10(02), 170–182.
- Siang, J. J. 2005. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. ANDI. Yogyakarta.
- Simbolon, I. A. R., Yatussa, F., & Wanto, A. 2018. Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia. *Jurnal Informatika UPGRIS*, 4(2), 163–169.
- Sundaram, K. M., and Karthigai, S. 2019. Determining Hidden Neurons with Variant Experiments in Multilayer Perception using Machine Learning Neural Networks. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 8(9), 2725–2729.
- Syahrudin, Fatmawati, and Suprajitno, H. 2022. The Formula Study in Determining the Best Number of Neurons in Neural Network Backpropagation Architecture with Three Hidden Layers. *Jurnal RESTI*, 6(3), 397–402.
- Telaumbanua, M., Novita, D. D., Triyono, S., dan 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.
- Tjolleng, A. 2017. *Pengantar Pemrograman MATLAB*. PT Elex Media Komputindo, Jakarta.

- Wadi, H. 2021. *Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Menggunakan MATLAB GUI: Studi Kasus Prediksi Kurs Jual Rupiah Terhadap USD*. Turida Publisher. Jakarta.
- Wardaya, I. P., dan Hermawan, A. 2023. Penerapan Metode JST Menggunakan Fitur GLCM pada Identifikasi Penyakit Tumbuhan Stroberi. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 12(3), 1046–1055.
- Widyastuti. 2020. Validasi Alat Penelitian Hidung Elektronik dengan Senyawa Alkohol Standar. *Indonesian Journal of Laboratory*, 3(1), 20–33.
- Wuryandari, M. D., dan Afrianto, I. 2012. Perbandingan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah. *Jurnal Komputer Dan Informatika (KOMPUTA) 45 Edisi. I*, 1(1), 45-51.
- Zakaria, A., Shakaff, A. Y., Adom, A. H., Ahmad, M. N., Masnan, M. J., Aziz, A. H. A., Fikri, N. A., Abdullah, A. H., and Kamarudin, L. M. 2010. Improved classification of *Orthosiphon stamineus* by data fusion of electronic nose and tongue sensors. *Sensors*, 10(10), 8782–8796.