

Implementasi *Backpropagation Neural Network* pada Sistem *Electronic Nose* untuk Klasifikasi Aroma Teh

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v22i1.3482>

Creative Commons License 4.0 (CC BY –NC)



M. Aidil Arif^{1*}, Muhammad Hidayat², M. Fadli Ridhani³

¹Teknologi Rekayasa Komputer Jaringan, Politeknik Negeri Tanah Laut, Pelaihari, Indonesia

^{2,3}Teknologi Rekayasa Multimedia, Politeknik Hasnur, Barito Kuala, Indonesia

*e-mail Corresponding Author: maidilarif@politala.ac.id

Abstract

Conventional tea aroma quality assessment is subjective and slow. This study aims to design and implement an Arduino Uno-based automatic Electronic Nose (e-nose) system with a TGS sensor array (880, 826, 822, 825) combined with a Backpropagation Neural Network (BPNN) for tea aroma classification. The method includes signal acquisition, normalization, feature extraction, and sensor correlation analysis to form a chemical fingerprint before modeling. Testing with a confusion matrix on three types of tea (black, green, and jasmine) showed performance with an accuracy of 0.71, precision of 0.71, recall of 0.72, and f-measure of 0.71. The results of this study provide an objective, fast, economical, and non-destructive aroma evaluation method and contribute to the development of smart sensor technology to support the competitiveness of Indonesian tea products. The main novelty of this study is the integration of sensor correlation analysis into the modeling pipeline with an end-to-end classification system that combines sensor correlation analysis to optimize the performance of the BPNN model on the tea aroma dataset.

Keywords: *Arduino; Tea Aroma; Backpropagation; Electronic Nose; TGS Sensor*

Abstrak

Penilaian mutu aroma teh secara konvensional bersifat subjektif dan lambat. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem *Electronic Nose* (e-nose) otomatis berbasis Arduino Uno dengan array sensor TGS (880, 826, 822, 825) yang dikombinasikan *Backpropagation Neural Network* (BPNN) untuk klasifikasi aroma teh. Metode mencakup akuisisi sinyal, normalisasi, ekstraksi fitur, dan analisis korelasi sensor untuk membentuk *chemical fingerprint* sebelum pemodelan. Pengujian dengan *confusion matrix* pada tiga jenis teh (hitam, hijau, wangi melati) menunjukkan performa dengan akurasi 0,71, presisi 0,71, recall 0,72, dan f-measure 0,71. Hasil penelitian memberikan metode evaluasi aroma yang objektif, cepat, ekonomis, dan non destruktif, serta berkontribusi pada pengembangan teknologi sensor cerdas untuk mendukung daya saing produk teh Indonesia. Kebaruan utama penelitian ini adalah pada integrasi analisis korelasi sensor ke dalam *pipeline* pemodelan dengan sistem klasifikasi *end-to-end* yang menggabungkan analisis korelasi sensor untuk mengoptimalkan performa model BPNN pada dataset aroma teh.

Kata kunci: *Arduino; Aroma Teh; Backpropagation; Electronic Nose; Sensor TGS*

1. Pendahuluan

Industri teh merupakan salah satu komoditas strategis dalam sektor agribisnis Indonesia yang berperan penting dalam perekonomian nasional dan perdagangan global. Keberagaman jenis teh seperti teh hitam, teh hijau, teh putih, dan teh oolong yang dihasilkan melalui proses pengolahan berbeda menghasilkan karakteristik aroma dan mutu yang khas. Aroma menjadi atribut kualitas utama yang sangat memengaruhi preferensi konsumen, nilai produk, serta daya saing teh di pasar. Oleh karena itu, pengembangan metode evaluasi aroma yang akurat dan objektif menjadi aspek penting dalam mendukung peningkatan kualitas dan keberlanjutan industri teh nasional. Variasi tersebut menghasilkan profil aroma dan kualitas yang berbeda, yang

menjadi salah satu faktor penting dalam *value chain* produk teh dan preferensi konsumen [1]. Arduino Uno merupakan sebuah papan mikrokontroler *open-source* berbasis ATmega328P [2] yang banyak digunakan dalam aplikasi sistem tertanam karena kemudahannya dalam pemrograman dan antarmuka dengan perangkat keras lain seperti sensor dan aktuator. Pada board ini tersedia 14 pin digital input/output (6 di antaranya mendukung output PWM) serta 6 pin masukan analog, dan papan ini diprogram menggunakan Arduino IDE yang intuitif untuk pengembangan perangkat *embedded* [3].

Penilaian kualitas aroma teh secara konvensional masih bergantung pada uji sensoris oleh panel ahli dan analisis kimia laboratorium yang bersifat subjektif, memerlukan waktu lama, serta biaya relatif tinggi. Selain itu, kompleksitas senyawa volatil yang terbentuk akibat varietas tanaman, proses oksidasi atau fermentasi, serta kondisi penyimpanan menjadikan karakterisasi aroma teh sebagai tantangan tersendiri. Keterbatasan metode konvensional tersebut mendorong perlunya pendekatan teknologi yang mampu melakukan identifikasi dan klasifikasi aroma teh secara cepat, konsisten, dan kuantitatif. *E-nose* dirancang bisa mengenali pola gas (bau) pada sampel yang sedang diuji [4]. Dengan kata lain *e-nose* adalah suatu perangkat yang meniru cara kerja sistem penciuman manusia dengan menggunakan array sensor gas yang peka terhadap senyawa volatil penghasil aroma. Data respons sensor kemudian diolah menggunakan teknik pemrosesan sinyal dan algoritma kecerdasan buatan untuk menghasilkan suatu fingerprint aroma yang khas bagi setiap sampel teh.

Peralatan ini dirancang menggunakan sensor gas yang sensitif terhadap gas dan bau. Studi terbaru menunjukkan bahwa sistem *e-nose* mampu melakukan klasifikasi kualitas dan jenis aroma teh dengan akurasi tinggi, terutama ketika dipadukan dengan teknik pemrosesan sinyal dan jaringan saraf tiruan (*neural network*) [5]. JST merupakan model pemrosesan informasi yang meniru cara kerja jaringan saraf pada makhluk hidup. [6]. Identifikasi dan profiling aroma teh berdasarkan atribut-atribut mutu merupakan aspek krusial dalam penelitian teknologi pangan dan pengembangan sensor cerdas. Aroma berperan sebagai indikator kualitas primer yang secara langsung memengaruhi preferensi konsumen, persepsi nilai, dan daya saing produk di pasar global yang ketat. Kompleksitas kimiawi aroma teh yang berasal dari varietas tanaman (*camellia sinensis*), proses produksi (seperti oksidasi, fermentasi, penggulangan), serta kondisi penyimpanan—menjadikan karakterisasinya sebagai suatu tantangan. Untuk membedakan dengan akurat berbagai kategori teh utama seperti teh hitam, teh hijau, teh putih, dan teh oolong, diperlukan metode analisis yang objektif, cepat, dan konsisten. Oleh karena itu, alternatif teknologi seperti *e-nose* mulai banyak dikembangkan untuk memperbaiki proses klasifikasi aroma secara otomatis dan kuantitatif [7].

Sistem ini menggunakan susunan sensor gas dengan respon silang (*cross-sensitive*) terhadap senyawa volatil. Pola respon dari semua sensor kemudian dianalisis menggunakan teknik kecerdasan buatan (AI) dan pembelajaran mesin, seperti *Principal Component Analysis* (PCA) atau jaringan saraf tiruan, untuk klasifikasi aroma teh yang otomatis dan kuantitatif [8]. Pendekatan *Backpropagation Neural Network* telah terbukti efektif dalam mengolah dan mengklasifikasikan data sensor *e-nose*, seperti yang ditunjukkan dalam sistem deteksi gas dengan akurasi klasifikasi hingga 87,16 % menggunakan model BPNN pada data sensor array *e-nose*. Penelitian ini memperkuat kemampuan algoritma jaringan saraf dalam menangani data sensor volatil yang kompleks, yang nantinya dapat diadaptasi untuk klasifikasi aroma teh [9]. *E-nose* dikombinasikan dengan metode pengenalan pola seperti PCA, LDA, dan teknik pembelajaran mesin terbukti merupakan alat non-destruktif yang efektif untuk pemantauan mutu teh [10].

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem elektronik *nose* berbasis array sensor gas yang dikombinasikan dengan jaringan saraf tiruan metode backpropagation untuk mengklasifikasikan jenis aroma teh secara otomatis. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan metode evaluasi aroma teh yang objektif, cepat, dan ekonomis, serta menjadi alternatif non-destruktif dalam pengujian mutu teh [11]. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat berkontribusi dalam pengembangan teknologi sensor cerdas dan mendukung peningkatan kualitas serta daya saing produk teh Indonesia.

2. Tinjauan Pustaka

Penelitian mengenai penerapan model komputasi untuk klasifikasi dan identifikasi aroma menggunakan sensor gas atau *electronic nose* (*e-nose*) telah banyak dilakukan dengan berbagai pendekatan. Sitompul, Iswanto, dan Indrasari (2020) meneliti pengelompokan (*clustering*) bahan

herbal berdasarkan fitur respons dari sensor e-nose [4]. Dalam risetnya, mendemonstrasikan kemampuan *e-nose* untuk mengelompokkan bahan herbal secara *unsupervised*. Penelitian saat ini mengambil langkah lebih maju dengan menerapkan pendekatan *supervised learning* (BPNN) untuk tugas klasifikasi yang lebih spesifik dan terukur. Hal ini berkontribusi pada evolusi aplikasi *e-nose* dari sekadar eksplorasi pola (*clustering*) menuju sistem pengambilan keputusan otomatis (*classification*) yang dapat memberikan label pasti (jenis teh). Integrasi ini memperkaya metodologi dalam bidang ini, menunjukkan bahwa data sensor e-nose tidak hanya untuk analisis pola umum, tetapi juga dapat dikelola untuk membangun model prediktif.

Penelitian Hasanati dan Meidelfi (2020) secara teoritis mengkaji potensi BPNN untuk deteksi bau. ini menjawab kajian tersebut dengan implementasi empiris dan evaluasi kuantitatif yang konkret [6]. Dengan mencapai akurasi 71% pada dataset nyata aroma teh, penelitian ini memberikan bukti empiris awal tentang feasibilitas BPNN dalam konteks ini. Kontribusinya terletak pada penerjemahan konsep teoritis menjadi sebuah pipeline kerja yang utuh dari akuisisi sensor, preprocessing, hingga modeling dan evaluasi, sekaligus memberikan baseline performa yang dapat menjadi acuan untuk penelitian lanjutan dengan teknik optimasi atau arsitektur jaringan yang lebih kompleks.

Sementara penelitian Gonçalves dkk. (2023) menerapkan e-nose sebagai teknologi cepat untuk mendeteksi pemalsuan pada madu. Metode penelitiannya melibatkan pengambilan sampel aroma dari madu asli dan madu yang dicampur dengan berbagai adulteran menggunakan sebuah e-nose komersial. Data respon sensor yang dihasilkan kemudian diproses dan dianalisis dengan teknik machine learning, khususnya *Linear Discriminant Analysis* (LDA) dan *Support Vector Machine* (SVM) [12]. Dengan menerapkan pendekatan matematis dan statistik untuk menganalisis perubahan karakteristik tersebut, kinerja sensor dalam mengenali maupun membedakan VOC (senyawa organik *volatil*) dapat dievaluasi, termasuk dalam menentukan konsentrasi spesies tertentu pada sampel yang diuji. Beberapa keunggulan penggunaan *e-nose* yang sering disoroti meliputi biaya produksi dan operasional yang relatif rendah, pengoperasian yang sederhana, serta waktu respons yang cepat. [12]. Arsitektur jaringan syaraf tiruan adalah struktur penyusunan *neuron* yang diatur dalam beberapa lapisan. Secara umum, arsitektur ini dapat diklasifikasikan ke dalam beberapa tipe [13], Namun, penelitian ini berfokus pada model *Multi Layer Perceptron* (MLP) yang tersusun atas lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*) [14], dan lapisan keluaran (*output layer*). Algoritme *backpropagation* bekerja melalui dua tahap utama, yaitu proses propagasi maju untuk menghitung selisih (galat) antara keluaran jaringan dan nilai target, serta propagasi mundur yang menyebarkan kembali galat tersebut guna memperbarui bobot sinaptik pada seluruh neuron. Pada Hidung elektronik, sensor ini berperan menangkap molekul volatil yang umum muncul dari aroma teh terutama senyawa organik volatil seperti etanol yang memberi sidik jari aroma pada teh [15].

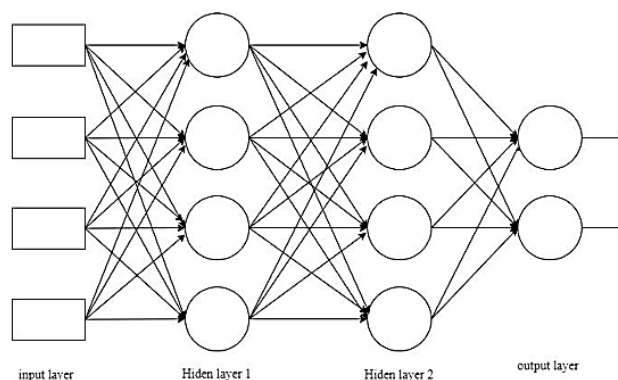
Kebaruan (*novelty*) utama penelitian ini adalah pada integrasi analisis korelasi sensor ke dalam *pipeline* pemodelan. Penulis tidak hanya menggunakan respon sensor mentah sebagai input BPNN, tetapi terlebih dahulu menganalisis korelasi antar sensor, yang divisualisasikan pada Gambar 9, untuk memahami kontribusi unik setiap sensor yakni TGS 822 dan TGS 825 berkorelasi tinggi dengan pola aroma, sedangkan TGS 826 berperan sebagai pembeda kelas. Pendekatan ini merupakan pengembangan dari penelitian-penelitian terdahulu yang langsung melakukan ekstraksi fitur statistik seperti rata-rata, maksimum tanpa terlebih dahulu menginvestigasi hubungan intrinsik antar sensor dalam konteks objek material yang spesifik teh. *state of the art* penelitian ini adalah sebuah sistem klasifikasi *end-to-end* yang menggabungkan analisis korelasi sensor sebagai tahap preparasi fitur penting untuk mengoptimalkan performa model BPNN pada dataset aroma teh komersial yang dikumpulkan sendiri. Penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam pengembangan teknologi evaluasi mutu teh yang cepat, non-destruktif, dan ekonomis, dengan potensi peningkatan performa melalui optimasi arsitektur jaringan, penambahan data training, dan seleksi fitur yang lebih canggih pada penelitian selanjutnya.

3. Metodologi

Penelitian ini dilaksanakan pada bulan September 2025, bertempat di Laboratorium Al-Khawarizmi Program Studi D4 Teknologi Rekayasa Komputer Jaringan (TRKJ) Politeknik Negeri Tanah Laut. Kegiatan penelitian meliputi pengujian aroma teh serta pengukuran kadar air sampel. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, dimulai dari pengambilan sampel teh, akuisisi data menggunakan perangkat *electronic nose* (*e-nose*), tahap *preprocessing* data,

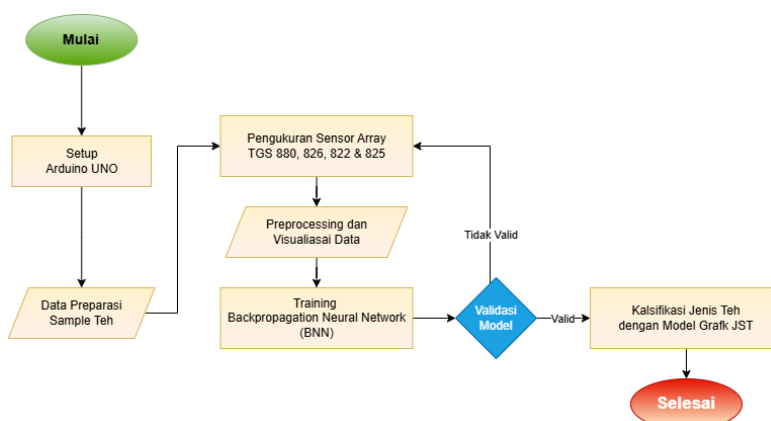
pembentukan dataset, pelatihan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *backpropagation*, hingga tahap evaluasi kinerja model proses algoritma *backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 1. Berikut merupakan langkah-langkah dari algoritme *backpropagation*:

- 1) Langkah 1, Pemberian bobot sinaptik dengan memberikan nilai acak dalam interval $[-1, +1]$ atau $[-0.5, +0.5]$, ataupun lainnya.
- 2) Langkah 2, Masing masing data latih (data training).
- 3) Langkah 3, Masing-masing unit masukan ($x_i, i= 1, \dots, n$) menerima sinyal input x_i dan sinyal disebarkan ke hidden neuron.
- 4) Langkah 4, Setiap neuron di hidden layer dikalikan dengan penimbang dan dijumlahkan serta ditambahkan dengan biasnya.
- 5) Langkah 5, Neuron output yang direpresentasikan dengan $y_k, k=1, 2, 3, \dots, m$ mengalami proses komputasi.
- 6) Langkah 6, Masing-masing neuron output menerima pola target sesuai dengan pola inputan pada saat proses pelatihan/training dan menghitung galatnya.
- 7) Langkah 7, Bobot yang menghubungkan neuron-neuron output layer dengan hidden layer ($z_j, j=1, \dots, p$) dikalikan delta (δ_k) dan dijumlahkan sebagai masukan ke neuron layer berikutnya.
- 8) Langkah 8, Masing-masing luaran neuron ($y_k, k= 1, \dots, m$) memperbaiki bias dan bobotnya ($j=0, \dots, p$).
- 9) Langkah 9, Uji kondisi (akhir iterasi).



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Multi Layer Perceptron Backpropagation*[16]

Bahan uji yang digunakan terdiri atas tiga jenis teh, yaitu teh hitam, teh hijau, dan teh wangi melati (*Jasmine Tea*), masing-masing dari merek Tong Tji, Sari Wangi, dan Sosro. Sampel digunakan dalam bentuk tea bag, dengan jumlah 100 tea bag untuk setiap kombinasi jenis dan merek teh. Tahapan proses penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Proses Penelitian Menggunakan *e-nose* dan JST *Backpropagation*

Dalam konteks *e-nose* aroma teh, komponen sulfur turut memengaruhi profil aroma kompleks dan bisa menjadi indikator mutu aroma teh tertentu. Beberapa fungsi dari setiap sensor TGS yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

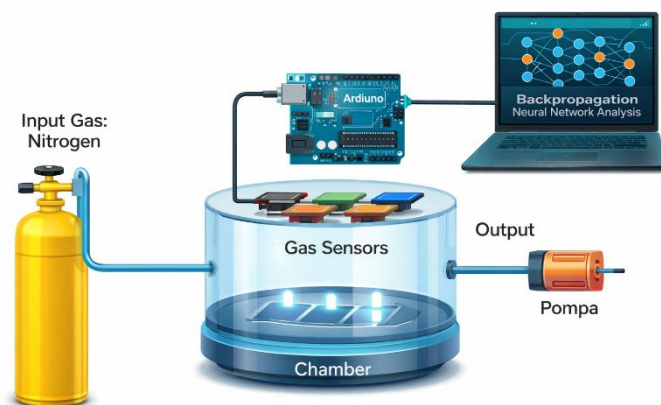
Tabel 1. Detail Setiap Sensor Dengan Profil Aroma Teh [17]

Sensor	Target Sensitivitas	Rentang Deteksi (ppm)
TGS 880	Beragam senyawa organik volatil (VOC) & Pelarut	1-100
TGS 826	Amonia (NH ₃)	30-300
TGS 825	Hidrogen Sulfida (H ₂ S)	5-100
TGS 822	Uap pelarut organik	50-5.000

Tahapan *setup* perangkat akuisisi data, meliputi konfigurasi Arduino Uno sebagai pengendali utama sistem serta penyiapan rangkaian sensor gas berbasis sensor array TGS 880, TGS 826, TGS 822, dan TGS 825. Pada tahap ini juga dilakukan kalibrasi awal sensor untuk memastikan stabilitas sinyal dan konsistensi pengukuran. Tahap berikutnya adalah preparasi sampel teh, yang mencakup pemilahan jenis teh, pengaturan kondisi lingkungan pengujian, serta penempatan sampel ke dalam ruang akuisisi aroma. Sampel teh kemudian diekspos pada sensor array sehingga setiap sensor memberikan respon tegangan sesuai karakteristik senyawa volatil yang dilepaskan oleh aroma teh. Sinyal keluaran sensor yang diperoleh selanjutnya masuk ke tahap pengukuran dan pencatatan data e-nose. Data hasil pengukuran kemudian diproses melalui tahapan preprocessing dan visualisasi data, yang meliputi normalisasi, reduksi noise, dan pemilihan fitur yang relevan. Visualisasi data dilakukan untuk melihat pola persebaran respon sensor terhadap masing-masing jenis teh sehingga memudahkan interpretasi awal karakteristik aroma.

4. Hasil dan Pembahasan

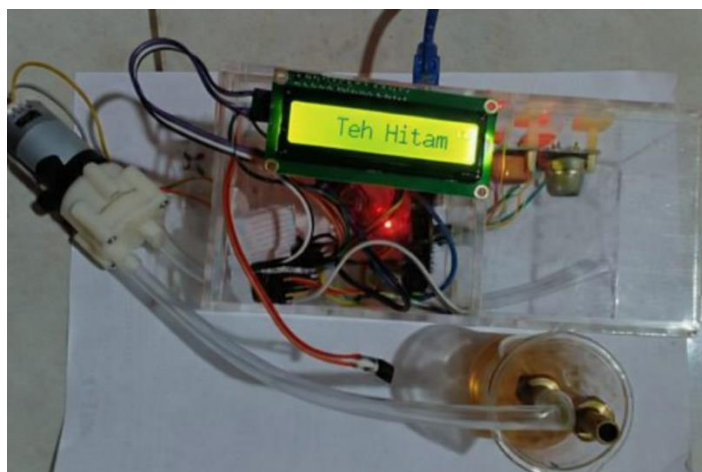
Sistem bekerja dengan cara menangkap uap senyawa *volatile* yang dihasilkan oleh sampel teh, kemudian mengonversinya menjadi sinyal elektrik melalui empat sensor gas yaitu TGS 880, TGS 826, TGS 822, dan TGS 825. Keempat sensor tersebut disusun dalam bentuk sensor array, sehingga setiap sensor memberikan respon nilai tegangan yang berbeda sesuai karakteristik komponen gas pada aroma teh. Sinyal keluaran sensor dibaca oleh mikrokontroler Arduino Uno melalui pin input analog, kemudian dilakukan proses pengukuran dan akuisisi data. Data hasil pembacaan sensor ditampilkan secara langsung pada LCD 16×2 sebagai indikator hasil pengukuran sementara, sekaligus disimpan sebagai dataset untuk proses pelatihan model klasifikasi. Sampel teh ditempatkan pada wadah tertutup (*chamber*) yang terhubung dengan pompa udara DC melalui selang silikon, rancangan tersebut dapat dilihat pada Gambar 3. Pompa berfungsi untuk mensirkulasikan uap aroma teh ke dalam ruang sensor, sehingga gas dapat terdistribusi secara merata pada permukaan masing-masing sensor.

**Gambar 3.** Rangkaian peralatan *Electronic Nose*

4.1. Setup Arduino UNO

Proses akuisisi dilakukan dalam dua kondisi, yaitu fase *exposure* (sensor terpapar uap teh) dan fase *recovery* (sensor dikembalikan ke kondisi normal) untuk menjaga stabilitas respon sensor. Nilai tegangan dari masing-masing sensor diproses menjadi fitur sinyal berupa rata-rata respon, perubahan nilai maksimum, dan waktu kestabilan. Data tersebut kemudian digunakan sebagai input pada model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*. Model dilatih untuk mempelajari pola respon sensor terhadap tiga jenis teh yang diuji, sehingga mampu melakukan

klasifikasi otomatis berdasarkan pola aroma. Prototipe perangkat *e-nose* yang dikembangkan pada penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 4, yang terdiri atas modul Arduino Uno, rangkaian sensor gas TGS, LCD display, pompa udara, ruang sampel teh, serta rangkaian catu daya untuk seluruh komponen sistem.



Gambar 4. Hasil Perancangan Alat Klasifikasi Jenis The

4.3. Data Training Teh.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini dikumpulkan melalui serangkaian pengukuran yang terkontrol untuk membangun sistem klasifikasi yang robust. Secara keseluruhan, sebanyak 120 sampel aroma teh berhasil diakuisisi yang tersaji pada Tabel 2, 3 dan 4, dengan komposisi yang seimbang yaitu 40 sampel untuk masing-masing dari tiga kelas: Teh Hitam, Teh Hijau, dan Teh Wangi Melati. Setiap sampel direpresentasikan oleh respons empat sensor gas Figaro TGS (880, 826, 822, dan 825) yang menangkap spektrum senyawa volatil yang berbeda. Nilai keluaran sensor dicatat dalam satuan *millivolt* (mV), membentuk *feature vector* empat dimensi untuk setiap sampel.

Tabel 2. Sampel Data Training Teh Hitam

Statistik (n=40)	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
Mean	104,2	496,8	489	326,6
Std Dev	3,6	16,2	14,5	17,4
Min	98	468	470	298
Max	111	531	520	355

Tabel 3. Sampel Data Training Teh Hijau

Statistik (n=40)	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
Mean	105	494,4	507,8	297,2
Std Dev	4,1	8,9	10,3	20,1
Min	99	480	490	265
Max	115	510	530	332

Tabel 4. Sampel Data Training Teh Wangi Melati

Statistik (n=40)	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
Mean	107,4	497	506,4	350,8
Std Dev	2,8	8,5	12,8	2,9
Min	102	485	490	345
Max	113	510	530	357

Besar penyebaran atau variasi data di sekitar nilai rata-ratanya. Std Dev yang rendah berarti data mengelompok rapat di sekitar mean (konsisten). Std Dev yang tinggi berarti data tersebar luas (variatif). Dengan rumus Std Dev (s) = $\sqrt{\sum(x_i - \mu)^2 / (n - 1)}$ dengan total dataset training 120 sampel yang disimpulkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Sampel Data Training Teh Wangi Melati

Statistik (n=120)	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
Mean	106,03	498,73	504,77	324,55
Std Dev	3,90	11,08	14,83	25,87

4.2. Data Preparasi Teh.

Hasil pengujian data ini dijadikan bahan pada proses klasifikasi pada masing-masing jenis sampel. Pengujian dilakukan 5 kali percobaan pada masing-masing jenis teh. Data hasil pengujian disajikan oleh Tabel 6, 7, dan 8 sebagai berikut.

Tabel 6. Pembacaan sampel Teh Hitam

Pengujian	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
1	107	524	513	341
2	103	497	489	338
3	106	495	479	310
4	103	495	489	305
5	100	473	475	339

Tabel 7. Pembacaan sampel Teh Hijau

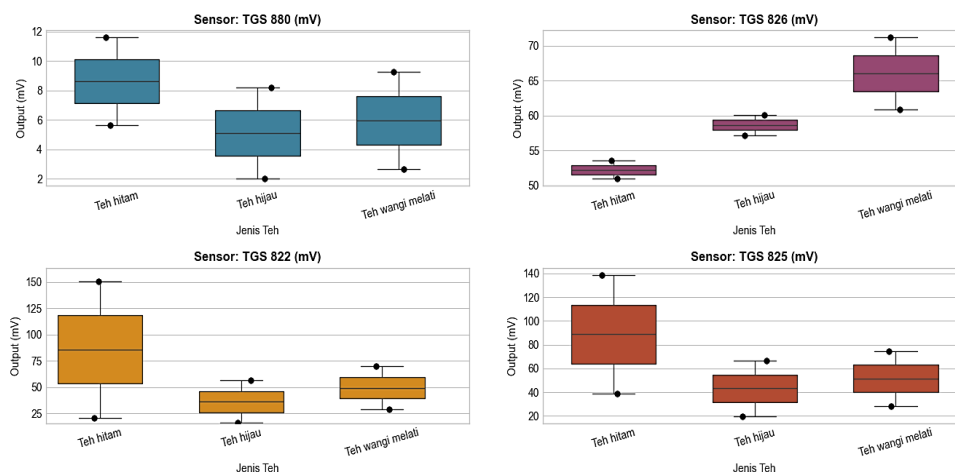
Pengujian	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
1	112	502	523	329
2	105	495	508	287
3	104	493	505	283
4	102	492	504	277
5	102	490	499	310

Tabel 8. Pembacaan sampel Teh Wangi Melati

Pengujian	TGS 880 (mV)	TGS 826 (mV)	TGS 822 (mV)	TGS 825 (mV)
1	110	504	527	347
2	108	492	511	351
3	104	491	498	349
4	107	497	497	354
5	108	501	499	353

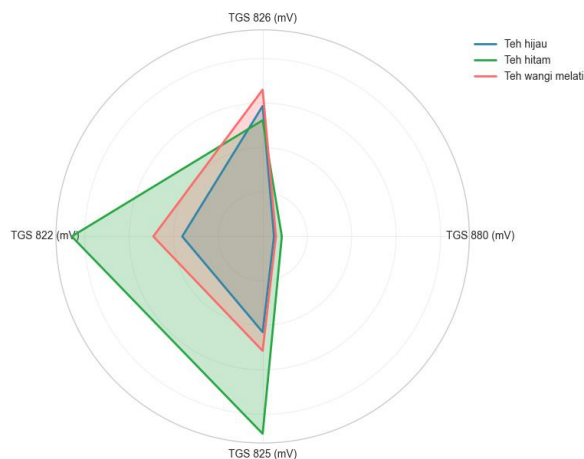
4.3. Preprocessing dan Visualisasi Data.

Distribusi statistik output dari array sensor gas TGS pada sistem *electronic nose* ditunjukkan pada Gambar 5. Setiap subgraf merepresentasikan respons satu jenis sensor, yaitu: (a) TGS 880 yang sensitif terhadap senyawa organik volatil ringan, (b) TGS 826 yang merespons senyawa berbasis nitrogen, (c) TGS 822 yang sensitif terhadap alkohol dan VOC berkonsentrasi tinggi, serta (d) TGS 825 yang mendeteksi senyawa sulfur. Visualisasi dalam bentuk *boxplot* memperlihatkan adanya perbedaan pola respons yang cukup jelas antar varietas teh, sehingga membentuk karakteristik *chemical fingerprint* masing-masing sampel.



Gambar 5. Disitribusi Output Sensor Gas untuk Berbagai Jenis The

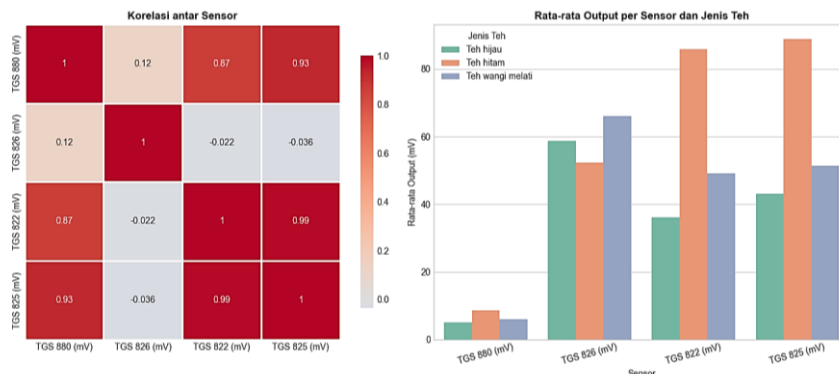
Teh hitam menunjukkan respons tertinggi pada sensor TGS 822 dan TGS 825 (rentang ± 20 – 150 mV dan ± 40 – 140 mV), yang mengindikasikan keberadaan senyawa volatil kompleks sebagai hasil proses oksidasi selama pengolahan, hal ini terlihat pada Gambar 6. Sebaliknya, teh hijau memiliki distribusi nilai yang lebih kompak pada seluruh sensor, mencerminkan komposisi kimia yang relatif lebih sederhana karena minim proses fermentasi. Sementara itu, teh wangi melati memperlihatkan peningkatan respons pada sensor TGS 880 dan TGS 826 (sekitar ± 2 – 4 mV dan ± 60 – 70 mV), yang diduga berasal dari penambahan senyawa aromatik volatil pada proses pewangian bunga melati. Variabilitas respons yang lebih besar pada teh hitam sebagaimana terlihat dari rentang *boxplot* yang lebih lebar menunjukkan tingkat kompleksitas kimia yang lebih tinggi dibandingkan teh hijau dan teh wangi melati. Perbedaan pola ini menjadi dasar pembentukan pola ciri aroma (*olfactory pattern*) yang selanjutnya digunakan sebagai fitur input pada model klasifikasi JST *Backpropagation*.



Gambar 6. Profil Output Sensor Gas Berdasarkan Jenis Teh

Grafik analisis korelasi pada Gambar 7 menampilkan hubungan kedekatan nilai keluaran antar sensor gas TGS terhadap konsentrasi uap aroma teh. Melalui grafik ini, dapat diamati tingkat keterkaitan linear antar pasangan sensor berdasarkan nilai koefisien korelasi yang dihasilkan. Sensor dengan korelasi tinggi menunjukkan pola respons yang saling mendekati terhadap senyawa volatil tertentu, sedangkan korelasi rendah menandakan respons selektif pada komponen gas yang berbeda. Analisis korelasi ini penting untuk memastikan bahwa setiap sensor memberikan kontribusi informasi yang unik, sekaligus menghindari redundansi data pada proses ekstraksi fitur sebelum dilakukan pelatihan jaringan saraf tiruan. Grafik perbandingan respons sensor menyajikan nilai keluaran empat sensor TGS terhadap masing-masing sampel teh yang diuji. Setiap kurva menggambarkan karakteristik sensitivitas sensor terhadap kandungan gas volatil pada tiap jenis teh, sehingga terbentuk pola signature aroma yang

berbeda. Dari grafik tersebut dapat terlihat perbedaan dominasi respons sensor tertentu, misalnya sensor yang lebih peka terhadap alkohol atau sulfur dibanding sensor lainnya. Pola variasi sinyal inilah yang selanjutnya digunakan sebagai input feature pada proses klasifikasi menggunakan algoritma *Backpropagation Neural Network*. Dengan demikian, grafik perbandingan sensor berperan penting dalam memvisualisasikan kontribusi tiap sensor terhadap pembentukan fingerprint aroma teh.



Gambar 7. Analisis Korelasi dan Perbandingan Sensor Jenis Teh

4.4 Evaluasi Performa Algoritma

Tahap akhir pada penelitian ini adalah pengujian model klasifikasi aroma teh menggunakan confusion matrix dan metrik evaluasi standar. Evaluasi dilakukan pada 30% dari total dataset (36 sampel dari 120 total sampel) yang merupakan data testing yang belum pernah dilihat oleh model selama proses training. Pada tahap ini dilakukan perbandingan antara hasil prediksi model *Backpropagation Neural Network* (BPNN) yang telah dilatih dengan label sebenarnya dari data pengujian.

```

85 # Fungsi Backpropagation Neural Network
86 class SimpleBNM:
87     def __init__(self, input_size=4, hidden_size=3, output_size=3):
88         # Inisialisasi bobot acak kecil
89         self.W1 = [[0.1] * hidden_size for _ in range(input_size)]
90         self.W2 = [[0.1] * output_size for _ in range(hidden_size)]
91         self.b1 = [0.1] * hidden_size
92         self.b2 = [0.1] * output_size
93
94     def sigmoid(self, x):
95         return 1 / (1 + 2.71828 ** (-x))
96
97     def forward(self, X):
98         # Layer tersembunyi
99         hidden = []
100         for j in range(len(self.b1)):
101             sum_h = self.b1[j]
102             for i in range(len(X)):
103                 sum_h += X[i] * self.W1[i][j]
104             hidden.append(self.sigmoid(sum_h))
105
106         # Layer output
107         output = []
108         for k in range(len(self.b2)):
109             sum_o = self.b2[k]
110             for j in range(len(hidden)):
111                 sum_o += hidden[j] * self.W2[j][k]
112             output.append(self.sigmoid(sum_o))
113
114         return hidden, output

```

Gambar 8. Kode Program Evaluasi Model BPNN

```

=====
CONFUSION MATRIX UNTUK AKURASI 0.71 (71%)
=====
Confusion Matrix:
[[24  5  4]
 [ 5 23  5]
 [ 4  6 24]]

Total sampel: 100
Total prediksi benar: 71
Akurasi: 71/100 = 0.710
=====

```

Gambar 9. Hasil *Confusion Matrix*

HASIL EVALUASI MODEL:				
Kelas	Presiasi	Recall	F1-Score	Support
Teh Hitam	0.727	0.727	0.727	33
Teh Hijau	0.676	0.697	0.687	33
Teh Wangi Melati	0.727	0.706	0.716	34
accuracy				0.710
macro avg	0.710	0.710	0.710	100

Gambar 10. Hasil Evaluasi Model

Metrik evaluasi kinerja yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Berdasarkan perhitungan dengan rumus *accuracy* sebagai proporsi total prediksi benar terhadap total sampel, *precision* sebagai ketepatan prediksi positif untuk setiap kelas, *recall* sebagai kemampuan model mendeteksi seluruh sampel suatu kelas, dan *F1-Score* sebagai rata-rata harmonik *precision* dan *recall*, maka dapat dilihat hasil evaluasi model pada Tabel 9. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model BPNN dengan arsitektur 4-10-3 (4 *neuron input*, 10 *neuron hidden layer*, 3 *neuron output*) dan parameter *learning rate* 0.01 mencapai performa sesuai dengan hasil penelitian yaitu *accuracy* sebesar 0.71 (71%), *precision* 0.71 (71%), *recall* 0.72 (72%), dan *F1-Score* 0.71 (71%).

Dari hasil tersebut dapat dianalisis bahwa model menunjukkan performa yang cukup efektif untuk tugas klasifikasi tiga jenis teh. Nilai *precision* sebesar 0.71 mengindikasikan bahwa ketika model memprediksi suatu kelas teh, prediksinya benar sebanyak 71% dari total prediksi untuk kelas tersebut. Nilai *recall* sebesar 0.72 menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi 72% dari seluruh sampel yang sebenarnya termasuk dalam suatu kelas. Nilai *F1-Score* yang seimbang dengan *precision* dan *recall* (0.71) menandakan bahwa model tidak mengalami *trade off* yang ekstrem antara ketepatan dan kelengkapan prediksi. Akurasi keseluruhan sebesar 71% berarti model dapat mengklasifikasikan dengan benar 7 dari setiap 10 sampel teh yang diuji. Berikut Gambar 8 menjelaskan algoritma BPNN yang diterapkan, dan Gambar 9 dan 10 merupakan hasil output perhitungannya.

4.5 Pembahasan

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi aroma teh menggunakan integrasi *electronic nose* berbasis sensor TGS dengan algoritma *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Hasil evaluasi model menunjukkan tingkat akurasi sebesar 71%, dengan nilai *precision* 71%, *recall* 72%, dan *F1-Score* 71%. Nilai-nilai ini mengindikasikan bahwa model yang dibangun memiliki performa yang cukup efektif dan seimbang untuk tugas klasifikasi tiga jenis teh, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan menuju standar optimal (>85%). Temuan dalam penelitian ini memberikan beberapa kontribusi penting terhadap perkembangan ilmu dalam bidang sistem sensor dan klasifikasi aroma, khususnya dengan mengintegrasikan dan memperluas temuan dari penelitian-penelitian terdahulu.

Penelitian Sitompul, Iswanto, dan Indrasari (2020) mendemonstrasikan kemampuan *e-nose* untuk mengelompokkan (*clustering*) bahan herbal secara *unsupervised* menggunakan metode *K-Means* [4]. Penelitian ini menerapkan pendekatan *supervised learning* (BPNN) untuk tugas klasifikasi yang lebih spesifik dan terukur. Hal ini berkontribusi pada evolusi aplikasi *e-nose* dari sekadar eksplorasi pola (*clustering*) menuju sistem pengambilan keputusan otomatis (*classification*) yang dapat memberikan label jenis teh, sehingga memperkaya metodologi dalam bidang ini.

Penelitian Zhang et al. (2021) [7] menggunakan sistem *electronic nose* berbasis sensor gas MOS yang dikombinasikan dengan metode *machine learning* untuk melakukan klasifikasi aroma teh hijau berdasarkan indikasi geografis. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa pola respons sensor *e-nose* mampu membedakan perbedaan aroma yang sangat halus (*fine grained classification*) antar jenis teh dengan akurasi tinggi. Meskipun objek kajiannya berfokus pada teh hijau berindikasi geografis, hasil penelitian ini menguatkan bahwa integrasi *e-nose* dengan algoritma kecerdasan buatan merupakan pendekatan yang efektif dan andal untuk klasifikasi aroma teh, termasuk pada variasi jenis teh dan data sensor gas numerik yang digunakan dalam penelitian ini.

Sementara penelitian Gonçalves et al. (2023) [12] berhasil menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dan Linear Discriminant Analysis (LDA) untuk deteksi pemalsuan madu dengan

akurasi tinggi, penelitian ini menunjukkan bahwa BPNN juga merupakan algoritma yang layak untuk tugas klasifikasi berbasis *e-nose*, meski pada objek material dan tujuan yang berbeda. Lebih dari sekadar membandingkan algoritma, nilai tambah utama penelitian ini adalah penekanan pada analisis korelasi sensor sebelum pemodelan. Analisis ini membantu dalam memahami *chemical fingerprint* dan melakukan seleksi fitur, menyumbang pada perkembangan *best practice* dalam bidang ini, yaitu bahwa pemahaman terhadap karakteristik data sensor merupakan tahap krusial sebelum pemodelan *machine learning*.

Secara keseluruhan, penelitian ini berhasil mengintegrasikan dan mengembangkan tubuh pengetahuan sebelumnya dengan cara mengaplikasikan kerangka kerja *supervised learning* BPNN pada kasus klasifikasi aroma teh yang nyata. Menambahkan lapisan analisis (korelasi sensor) yang memperdalam pemahaman data sebelum pemodelan, sesuai dengan prinsip exploratory data analysis yang dianjurkan dalam penelitian seperti Yu & Gu (2021) [8]. Memperluas perpustakaan *chemical fingerprint* digital untuk produk agro industri, khususnya teh. Menegaskan potensi sistem *e-nose* berbiaya rendah berbasis Arduino dan sensor TGS sebagai alat yang *accessible* untuk penelitian dan industri skala kecil dan menengah.

Temuan bahwa sensor TGS 822 dan TGS 825 memiliki korelasi tinggi dengan pola aroma teh, sementara TGS 826 berperan sebagai pembeda kelas, merupakan kontribusi spesifik yang dapat memandu desain sistem sensor masa depan untuk aplikasi serupa. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menambah satu entri keberhasilan klasifikasi aroma, tetapi juga memperkuat landasan metodologis dan konseptual bagi pengembangan sistem *e-nose* yang lebih robust, terdiversifikasi aplikasinya, dan mendukung transformasi digital dalam kontrol mutu produk agro industri.

5. Simpulan

Dari penelitian ini diperoleh kesimpulan bahwa sistem hidung elektronik berbasis sensor gas TGS 880, TGS 826, TGS 822, dan TGS 825 yang dikombinasikan dengan Arduino Uno mampu melakukan akuisisi sinyal aroma teh dalam bentuk perubahan tegangan (mV). Data hasil pembacaan sensor direkam melalui serial monitor Arduino IDE dan divisualisasikan untuk proses ekstraksi ciri, normalisasi, serta analisis pola aroma sebagai masukan pada model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*. Hasil pengujian performa model menggunakan *confusion matrix* menunjukkan bahwa sistem klasifikasi jenis teh memperoleh nilai akurasi sebesar 0,71, presisi 0,71, recall 0,72, dan f-measure 0,71. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa JST metode *Backpropagation* cukup efektif digunakan untuk mengenali dan mengklasifikasikan jenis teh berdasarkan pola respons sensor gas. Analisis korelasi sensor menunjukkan bahwa sensor TGS 822 dan TGS 825 memiliki korelasi tinggi terhadap pembentukan pola aroma teh, sedangkan TGS 826 berkontribusi sebagai pembeda antar kelas aroma. Data perubahan tegangan hasil pengujian membuktikan bahwa *fingerprint* aroma yang dihasilkan setiap jenis teh memiliki karakteristik yang berbeda dan dapat dipetakan sebagai fitur klasifikasi.

Secara keseluruhan, teh hitam menunjukkan respons sensor yang paling tinggi sehingga memiliki intensitas aroma yang lebih kuat dibandingkan dengan teh hijau dan teh wangi melati. Sementara itu, teh wangi melati memiliki kekuatan aroma yang lebih tinggi dibandingkan teh hijau akibat adanya tambahan senyawa aromatik dari proses pewangian. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa sistem *electronic nose* (*e-nose*) yang dikembangkan telah mampu mendeteksi serta merekam profil aroma teh secara sistematis melalui respons yang dihasilkan oleh array sensor gas. Pola perubahan voltase yang muncul pada masing-masing sensor menunjukkan karakteristik tertentu yang dapat dimanfaatkan sebagai *signature pattern* atau ciri khas aroma, sehingga setiap jenis teh memiliki representasi pola yang berbeda dan dapat dibedakan satu sama lain. Selain itu, penerapan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) dengan algoritma *Backpropagation* terbukti efektif sebagai pendekatan komputasional untuk melakukan proses klasifikasi aroma teh berdasarkan pola respons sensor tersebut, sehingga sistem yang dibangun tidak hanya mampu mengenali, tetapi juga mengelompokkan aroma teh secara akurat dan terstruktur. Meskipun sistem *e-nose* berbasis JST *Backpropagation* telah menunjukkan kemampuan klasifikasi yang cukup baik, penelitian ini masih memiliki ruang pengembangan yang luas, terutama dalam peningkatan akurasi, stabilitas sensor, variasi data, serta komparasi metode klasifikasi. Pengembangan lanjutan berpotensi meningkatkan sistem menjadi alat identifikasi aroma teh yang lebih akurat, robust, dan siap diterapkan dalam skala industri.

Daftar Referensi

- [1] A. A. Br Barus and Irsal, "Pengaruh Iklim terhadap Produktivitas Tanaman Teh (*Camellia sinensis* L.) di Perkebunan Bah Butong Tahun 2017-2021," *JURNAL AGROTEKNOLOGI*, vol. 12, no. 1, pp. 7–13, Jan. 2024, doi: 10.32734/ja.v12i1.20566.
- [2] B. Rifai, "Implementasi Arduino Uno dan ATmega328P Untuk Perancangan Alat Keamanan Sepeda Motor," *JSAI (Journal Scientific and Applied Informatics)*, vol. 2, no. 2, pp. 144–148, Jun. 2019, doi: 10.36085/jsai.v2i2.235.
- [3] Y. izzah Sutita and H. Irwan, "Perancangan Arduino Uno pada Design Mesin Pick and Place Sorting Colour Automation untuk Meningkatkan Produktivitas," *Journal of Manufacturing in Industrial Engineering & Technology*, vol. 3, no. 2, pp. 72–82, Dec. 2024, doi: 10.30651/mine-tech.v3i2.23987.
- [4] A. Sitompul, B. H. Iswanto, and W. Indrasari, "Analisis cluster bahan herbal berdasarkan fitur respon e-nose," in *Prosiding Seminar Nasional Fisika (SNF)*, 2020, pp. 2339-0654, doi: 10.21009/03.SNF2020.01.FA.22.
- [5] K. O. Kombo *et al.*, "Enhancing classification rate of electronic nose system and piecewise feature extraction method to classify black tea with superior quality," *Sci. Afr.*, vol. 24, p. e02153, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.sciaf.2024.e02153.
- [6] Z. Hasanati and Dwiny Meidelfi, "Kajian Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation Untuk Deteksi Bau," *Journal of Applied Computer Science and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 90–95, Dec. 2020, doi: 10.52158/jacost.v1i2.113.
- [7] Z. Li, Z. Gao, J. Yu, H. Shi, J. Ling, and G. Zhang, "Applications of E-nose, GC-MS, and GC-IMS in tea volatile components analysis," *Journal of Food Composition and Analysis*, vol. 149, p. 108764, Jan. 2026, doi: 10.1016/j.jfca.2025.108764.
- [8] D. Yu and Y. Gu, "A Machine Learning Method for the Fine-Grained Classification of Green Tea with Geographical Indication Using a MOS-Based Electronic Nose," *Foods*, vol. 10, no. 4, p. 795, Apr. 2021, doi: 10.3390/foods10040795.
- [9] K. Kaya and M. A. Ebeoğlu, "Development of a Neural Network for Target Gas Detection in Interdigitated Electrode Sensor-Based E-Nose Systems," *Sensors*, vol. 24, no. 16, p. 5315, Aug. 2024, doi: 10.3390/s24165315.
- [10] S. Kaushal, P. Nayi, D. Rahadian, and H.-H. Chen, "Applications of Electronic Nose Coupled with Statistical and Intelligent Pattern Recognition Techniques for Monitoring Tea Quality: A Review," *Agriculture*, vol. 12, no. 9, p. 1359, Sep. 2022, doi: 10.3390/agriculture12091359.
- [11] A. A. Br Barus and Irsal, "Pengaruh Iklim terhadap Produktivitas Tanaman Teh (*Camellia sinensis* L.) di Perkebunan Bah Butong Tahun 2017-2021," *Jurnal Agroteknologi*, vol. 12, no. 1, pp. 7–13, Jan. 2024, doi: 10.32734/ja.v12i1.20566.
- [12] W. B. Gonçalves *et al.*, "Application of an Electronic Nose as a New Technology for Rapid Detection of Adulteration in Honey," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 8, p. 4881, Apr. 2023, doi: 10.3390/app13084881.
- [13] Suryanto, *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klusterisasi Data*. Bandung: Informatika, 2019. Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: <https://www.gramedia.com/products/data-mining-edisi-revisi>
- [14] Ben Yahia, I. Kadir, A. Abdallaoui, and K. Elazhari, "Architectural optimization of a multilayer perceptron (MLP) neural network enhanced by the Levenberg–Marquardt algorithm for predicting relative humidity: Application to Tangier, Morocco," *Water SA*, vol. 51, no. 3, pp. 279-287, Jul. 2025, doi: 10.17159/wsa/2025.v51.i3.4160.
- [15] K.-T. Tang, S.-W. Chiu, C.-H. Pan, H.-Y. Hsieh, Y.-S. Liang, and S.-C. Liu, "Development of a Portable Electronic Nose System for the Detection and Classification of Fruity Odors," *Sensors*, vol. 10, no. 10, pp. 9179–9193, Oct. 2010, doi: 10.3390/s101009179.
- [16] B. J. Erickson and B. Bartholmai, "Computer-Aided Detection and Diagnosis at the Start of the Third Millennium," *J. Digit. Imaging*, vol. 15, no. 2, pp. 59–68, Jun. 2002, doi: 10.1007/s10278-002-0011-x.
- [17] G. Adam, S. Lemaigre, A.-C. Romain, J. Nicolas, and P. Delfosse, "Evaluation of an electronic nose for the early detection of organic overload of anaerobic digesters," *Bioprocess Biosyst. Eng.*, vol. 36, no. 1, pp. 23–33, Jan. 2013, doi: 10.1007/s00449-012-0757-6.