



Evaluasi Ketahanan *Electronic Nose* Berbasis *MOS* terhadap Kontaminasi Silang Senyawa Volatil dalam Identifikasi Kualitas Daging Sapi

Aslikha Amalia^{1*}, Anisa Esti Rahayu², Ekananda Sulistyopo Putra³, Ludia Ni'matuzzahroh⁴

^{1,2,4}Teknik Permesinan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya

³Teknik Kelistrikan Kapal, Politeknik Perkapalan Negeri Surabaya

¹aslikhaamalia@ppns.ac.id, ²anisa.esti@ppns.ac.id, ³ekanandaputra@ppns.ac.id, ⁴ludianimatuzzahroh@ppns.ac.id

Abstrak

Keamanan pangan dan kualitas daging adalah faktor penting yang memengaruhi kesehatan pelanggan. Degradasi biologis yang terjadi pada daging sapi selama penyimpanan menghasilkan senyawa volatil organik seperti amonia (NH_3), hidrogen sulfida (H_2S), dan berbagai jenis VOC lainnya, yang dapat digunakan sebagai pengukur tingkat pembusukan. Metode inspeksi konvensional, seperti uji organoleptik, kimiawi, dan mikrobiologi, masih memiliki kekurangan karena bersifat subjektif, destruktif, membutuhkan waktu lama, dan memerlukan fasilitas laboratorium khusus. *Elektronik Nose (E-nose)* berbasis sensor *MOS* telah menjadi solusi yang lebih cepat dan non-destruktif. Namun, belum banyak penelitian yang melakukan uji ketahanan *E-nose* terhadap kontaminasi silang yang berubah-ubah dalam kondisi penyimpanan nyata. Penelitian ini mengevaluasi ketahanan *E-nose* berbasis sensor MQ-137, MQ-136, dan TGS2602 untuk mengidentifikasi kualitas daging sapi dengan menggunakan algoritma Probabilistic Neural Network (PNN). Pengujian dilakukan pada kondisi terkontrol dan skenario interferensi volatil, dengan jarak antara sampel segar dan busuk 25-100 cm. Model PNN menunjukkan akurasi 100% pada kondisi tanpa gangguan. Namun, pengujian pada kondisi prediksi sampel daging segar dengan jarak interferensi sampel daging busuk ≤ 50 cm, menyebabkan false positive dan penurunan akurasi menjadi 66,7%, artinya pola aroma sampel segar berubah karena difusi volatil pembusukan. Sebaliknya, prediksi sampel busuk tetap stabil di seluruh jarak pengujian. Hasil ini menunjukkan bahwa distribusi volatil di lingkungan sekitar memiliki pengaruh yang signifikan terhadap keandalan *E-nose* dan jarak lebih dari 50 cm dapat dijadikan batas operasional untuk menghindari interferensi silang. Temuan ini dapat membantu dalam pengembangan sistem inspeksi mutu daging yang portable, cepat, dan andal untuk aplikasi keamanan pangan.

Kata kunci: Daging Sapi, *Electronic Nose*, Ketahanan Sistem, Kontaminasi Silang, Probabilistic Neural Network

1. Latar Belakang

Keamanan pangan dan kualitas daging adalah faktor penting yang mempengaruhi kesehatan konsumen [1]. Selama penyimpanan, daging sapi mengalami degradasi biologis yang menghasilkan senyawa volatil organik (VOC) seperti amonia (NH_3), hidrogen sulfida (H_2S), dan senyawa volatil lainnya [2]. Ada korelasi kuat antara keberadaan senyawa volatil dengan tingkat pembusukan yang dapat digunakan sebagai indikator untuk mengidentifikasi kualitas daging yang tidak membahayakan [3], [4], [5]. Metode evaluasi mutu yang umum digunakan di industri seperti uji organoleptik, kimiawi, dan mikrobiologi memiliki keterbatasan antara lain bersifat subjektif, destruktif, membutuhkan waktu lama, serta memerlukan fasilitas laboratorium khusus. *Electronic Nose (E-Nose)* menjadi alternatif yang semakin populer karena kemampuannya untuk melakukan analisis aroma secara otomatis dan real-time dengan menggunakan deret sensor gas dan algoritma kecerdasan buatan [6], [7].

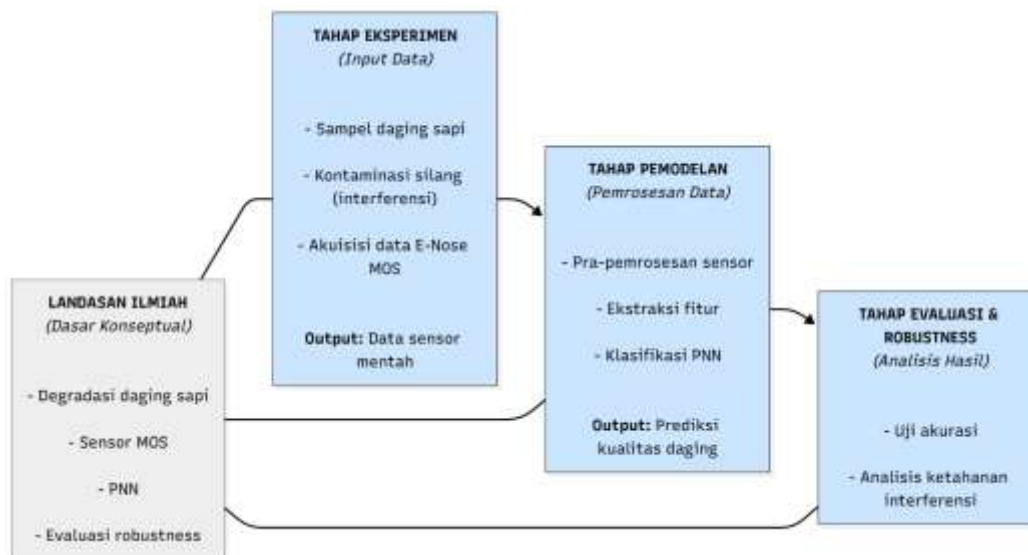
E-Nose memiliki kemampuan untuk mengklasifikasikan kualitas daging dengan sangat baik dalam kondisi terkontrol [8], [9]. Namun, ketergantungan terhadap stabilitas lingkungan menjadikan robustness sebagai tantangan utama dalam penerapan penyimpanan nyata seperti pasar tradisional, gudang distribusi, atau ruang pendingin. Pergerakan sensor, variasi suhu dan kelembaban, serta kontaminasi silang volatil dari sampel yang dekat dapat mengubah aroma yang diterima sensor dan meningkatkan kesalahan klasifikasi [10], [11], [12]. Kedekatan daging segar dengan daging busuk adalah salah satu kasus gangguan yang paling umum. Senyawa pembusukan volatil biasanya lebih dominan dan dapat mempengaruhi hasil identifikasi daging segar, yang berpotensi menyebabkan keputusan yang salah dalam pengelolaan dan pemasaran daging [13]. Meskipun

fenomena ini sangat penting untuk praktik penyimpanan makanan di Indonesia, masih sedikit penelitian yang secara khusus mempelajari bagaimana jarak sumber interferensi mempengaruhi kinerja *E-Nose*.

Berdasarkan perbedaan tersebut, penelitian ini berfokus pada evaluasi ketahanan (*robustness*) *E-Nose* berbasis MOS terhadap kontaminasi silang senyawa volatil dalam mengidentifikasi kualitas daging sapi. Eksperimen dimulai dengan menguji deret sensor gas, klasifikasi menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* (PNN) serta mengevaluasi ketahanan sistem terhadap pengaruh interferensi volatil melalui variasi jarak antara sampel segar dan busuk, yaitu 25, 50, 75, dan 100 cm. Melalui pendekatan ini, penelitian ini bertujuan memberikan pemahaman operasional mengenai batas aman jarak interferensi volatil dan mendorong pengembangan perangkat inspeksi kualitas pangan yang portabel, cepat, dan andal pada lingkungan penyimpanan yang dinamis.

2. Metode Penelitian

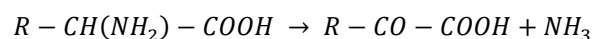
Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental dengan pemodelan statistik untuk mengevaluasi ketahanan sistem *Electronic-Nose* (*E-Nose*) berbasis sensor *Metal Oxide Semiconductor* (MOS) terhadap kontaminasi silang senyawa volatil dalam mengidentifikasi kualitas daging sapi. Alur proses penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1, yang berisi blok diagram sistem mulai dari tahap eksperimen, pemodelan, hingga evaluasi performa terhadap interferensi. Bab ini menyajikan landasan ilmiah pada tiap tahapan proses, yang meliputi degradasi daging sapi, prinsip kerja *E-nose* berbasis MOS, model klasifikasi *Probabilistic Neural Network* (PNN), serta evaluasi *robustness* terhadap interferensi volatil.



Gambar 1. Blok Diagram Evaluasi Ketahanan Sistem *E-Nose*

2.1. Degradasi Daging Sapi

Daging sapi merupakan produk pangan yang sangat mudah rusak dan cepat mengalami degradasi biologis setelah disembelih akibat aktivitas mikroba dan pemecahan protein [14], [15]. Aktivitas mikroorganisme pembusuk, seperti *Pseudomonas* spp., *Enterobacteriaceae*, dan bakteri penghasil sulfur, memicu proses proteolisis [16] dan lipolisis yang menghasilkan senyawa volatil penanda kerusakan. Reaksi kimia berikut menunjukkan bagaimana protein daging terurai menjadi asam amino dan menghasilkan amonia (NH_3):



Sementara itu, hidrogen sulfida (H_2S) dan senyawa sulfur volatil lainnya dihasilkan dari degradasi asam amino sulfur. Selain itu, aldehida, keton, ester, dan senyawa aromatic aldehides dihasilkan dari oksidasi lipid. Senyawa aromatic aldehides adalah senyawa yang menyebabkan bau busuk. Perubahan konsentrasi yang tidak stabil dalam kurva waktu penyimpanan dapat dikaitkan dengan penurunan kualitas sensoris [17].

Dalam ruang headspace di sekitar daging, gas volatil terakumulasi [18] dan mencapai kesetimbangan menurut Hukum Tekanan Parsial Dalton:

$$P_{total} = \sum_{i=1}^n P_i$$

Dimana P_{total} merepresentasikan tekanan total campuran gas di headspace, P_i adalah tekanan parsial yang dikontribusikan oleh komponen gas volatil ke- i , dan n menunjukkan jumlah total komponen gas volatil yang ada. Oleh karena itu, volatilitas merupakan basis ilmiah untuk memantau kualitas daging secara real-time.

2.2. *Electronic-Nose* Berbasis *MOS*

Electronic-Nose adalah sistem deteksi yang menggunakan rangkaian sensor gas dan algoritma pengenalan pola untuk meniru metode persepsi aroma manusia. Penelitian ini menggunakan deret tiga sensor *Metal Oxide Semiconductor* (MOS) yang spesifik terhadap senyawa volatil penanda pembusukan daging sapi. Ketiga sensor tersebut adalah MQ-137 untuk deteksi Amonia (NH_3), MQ-136 untuk deteksi Hidrogen Sulfida (H_2S), dan TGS2602 dari Figaro untuk deteksi senyawa organik mudah menguap (VOC) [19]. Spesifikasi utama sensor dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Spesifikasi Teknis Sensor Gas yang Digunakan dalam Instrumen *Electronic Nose* (*E-Nose*)

Sensor (Produsen)	Gas Target Utama	Rentang Deteksi (ppm)	Tegangan Pemanas (V_H)
MQ-137 (Hanwei)	Amonia (NH_3)	5-500	5.0 V
MQ-136 (Hanwei)	Hidrogen Sulfida (H_2S)	1-200	5.0 V
TGS2602 (Figaro)	VOC/ Bau umum	1-30	5.0 V

Pada kondisi udara bersih, oksigen teradsorpsi pada permukaan semikonduktor dan membentuk lapisan deplesi sehingga meningkatkan resistansi sensor. Dengan melepaskan elektron kembali ke pita konduksi, interaksi gas reduktan akan mengurangi lapisan deplesi, menghasilkan perubahan resistansi (R_s) yang berbanding terbalik dengan konsentrasi gas target (C_g) [20]. Sesuai dengan persamaan berikut dimana a dan b adalah konstanta empiris spesifik:

$$R_s = aC_g^{-b}$$

Transduksi sinyal ini, yaitu perubahan resistansi sebagai fungsi konsentrasi gas, merupakan dasar operasional bagi sistem *E-nose*. Dengan menggunakan pembagi tegangan, perubahan resistansi sensor (R_s) diubah menjadi sinyal tegangan keluaran (V_{out}) yang dimodelkan oleh persamaan berikut:

$$V_{out} = V_{cc} \cdot \frac{R_L}{R_s + R_L}$$

dengan R_L adalah resistor beban.

Dalam penelitian ini, nilai tegangan *steady-state* (V_{out}) sebagai fitur input digunakan untuk melakukan analisis secara langsung. Hubungan non-linear terbalik dengan R_s menentukan nilai V_{out} . arena tegangan keluaran berbanding terbalik dengan resistansi sensor, peningkatan konsentrasi gas reduktan akan menurunkan R_s pada gilirannya menaikkan V_{out} secara konsisten. Metode ini digunakan karena memungkinkan pemrosesan sinyal menjadi lebih sederhana dan berkonsentrasi pada pola pengenalan berbasis perubahan pola tegangan yang telah terbukti diskriminatif [21].

2.3. *Probabilistic Neural Network*

Probabilistic Neural Network (*PNN*) merupakan jaringan syaraf tiruan yang didasarkan pada teori klasifikasi Bayesian dan menggunakan fungsi kernel Gaussian sebagai estimator kepadatan probabilitas. Metode ini sangat

cocok untuk kumpulan data berukuran kecil yang memiliki distribusi kelas yang terpisah yang jelas [22]. Empat lapisan utama dari arsitektur *PNN* antara lain lapisan *input*, lapisan *pola*, lapisan *summation*, dan lapisan *output* [23]. Penerapan Probabilistic Neural Network (PNN) untuk klasifikasi kualitas daging didasarkan pada estimasi probabilitas posterior kelas ω_k yang dihitung menggunakan fungsi kepadatan kernel Gaussian:

$$P(x|\omega_k) = \frac{1}{n_k(2\pi)^{d/2}\sigma^d} \sum_{i=1}^{n_k} \exp\left(-\frac{\|x - x_{ki}\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

Dalam persamaan ini, vektor fitur input (x), jumlah data pelatihan (n_k), dimensi fitur (d), dan *smoothing factor* (σ), menunjukkan bahwa probabilitas suatu sampel termasuk dalam kelas tertentu dikontrol oleh dispersi fungsi kernel.

Parameter kunci σ , yang mengontrol dispersi kernel *Gaussian*, digunakan untuk mengoptimalkan model PNN ini. Nilai σ yang ideal ditetapkan pada data latih melalui optimasi *grid search*. Nilai parameter ini sangat penting karena memungkinkan PNN membuat fungsi estimasi kepadatan probabilitas yang ideal, yang menghasilkan kinerja klasifikasi yang sempurna pada kondisi terkontrol, yaitu nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score mencapai 100% [24].

Keputusan klasifikasi dibuat berdasarkan nilai:

$$\text{Kelas Prediksi} = \arg \max_{\omega_k} P(x|\omega_k)$$

Kinerja *PNN* dinilai dengan menggunakan skor akurasi, presisi, *recall* dan *F1-score* yang dihitung dari matriks konfusi:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

$$\text{F1-score} = 2 \cdot \frac{\text{Presisi} \cdot \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}}$$

dengan TP, TN, FP, FN adalah parameter performansi klasifikasi. Metode probabilistik ini membuat interpretasi hasil lebih jelas dan tahan terhadap variasi data sensor [25].

2.4. Evaluasi Ketahanan (*Robustness*)

E-Nose ering digunakan dalam praktik di mana sampel uji ditempatkan bersama produk makanan lain daripada berdiri sendiri. Kontaminasi silang volatil, kondisi di mana volatil dari sampel yang berbeda kualitas berdifusi melalui udara dan mengganggu pola aroma sampel yang sedang diperiksa, dapat terjadi dalam kondisi ini. Hukum Fick mengatakan bahwa:

$$J = -D \cdot \frac{dc}{dx}$$

Dengan fluks difusi (J), koefisien difusi gas (D), dan gradien konsentrasi ($\frac{dc}{dx}$) yang dipengaruhi oleh jarak antar sampel. Tingkat interferensi meningkat dengan jarak. Pencampuran ruang bebas antara sampel segar dan busuk pada jarak dekat dapat menyebabkan pola respons yang tidak jelas, yang meningkatkan kemungkinan kesalahan klasifikasi [26].

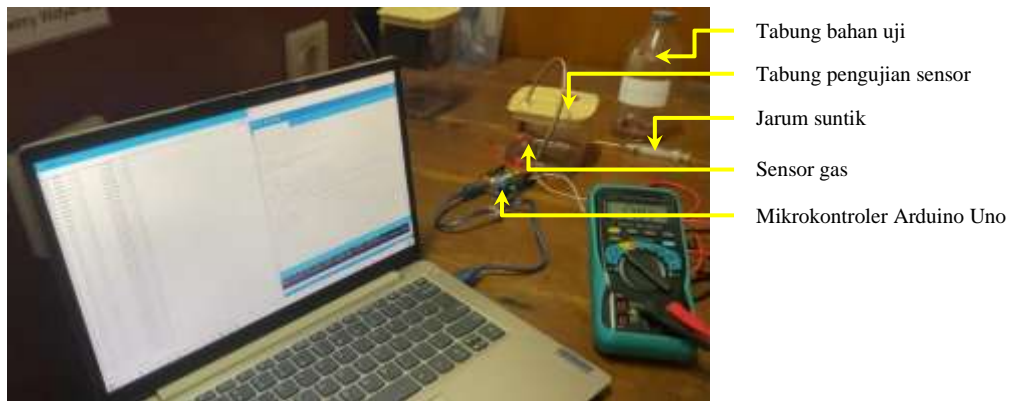
Untuk melakukan evaluasi ketahanan (*robustness*), indikator penurunan akurasi dan stabilitas prediksi digunakan untuk membandingkan kinerja model klasifikasi antara kondisi dasar (tanpa interferensi) dan kondisi terganggu. Jika sistem dapat mempertahankan ketepatan klasifikasi dalam situasi terganggu, alat tersebut dianggap kuat untuk penggunaan operasional [27]. Oleh karena itu, gagasan ketahanan menjadi parameter penting untuk mengukur kemampuan sistem baik dalam laboratorium terkontrol maupun dalam logistik distribusi atau pasar tradisional [28].

3. Hasil dan Diskusi

Bagian ini menyajikan performa instrumen *E-Nose* dalam mendeteksi perubahan kualitas daging sapi berdasarkan pola *odor fingerprint* yang dihasilkan oleh deret sensor *MOS*. Analisis dilakukan secara bertahap mulai dari karakterisasi sensitivitas sensor, pengamatan perubahan volatil selama proses pembusukan, klasifikasi kualitas menggunakan *Probabilistic Neural Network (PNN)*, hingga pengujian ketahanan sistem terhadap kontaminasi silang. Pendekatan ini memungkinkan interpretasi menyeluruh tentang hubungan antara *chemical spoilage* dengan dinamika sinyal multikanal.

3.1. Uji Karakteristik Sensor untuk Analisis Senyawa Volatil

Uji karakteristik sensor dilakukan untuk menilai sensitivitas dan linearitas respon terhadap gas representatif pembusukan, yaitu amonia (NH_3) untuk MQ-137, hidrogen sulfida (H_2S) untuk MQ-136, serta VOC organik (simulasi alkohol) untuk TGS2602. Pengukuran dilakukan pada wadah kedap udara bervolume 690 mL dengan injeksi gas bertingkat 0-5 mL. Setiap titik konsentrasi diulang tiga kali, dan nilai rata-rata digunakan untuk analisis.



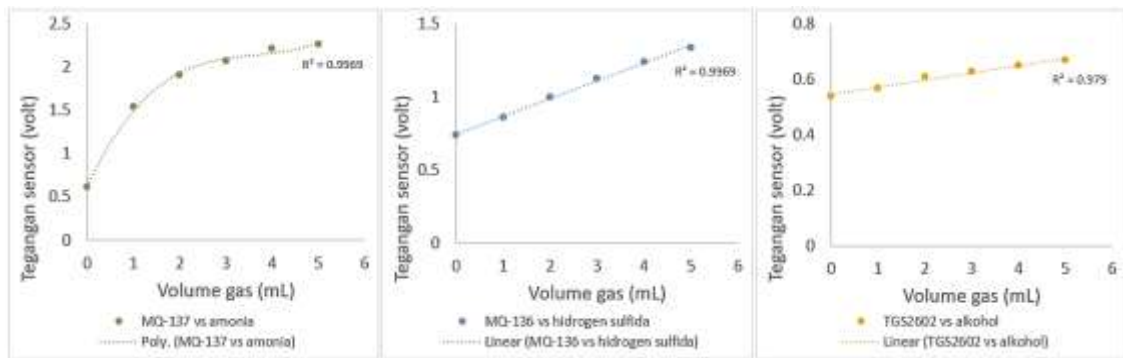
Gambar 2. Realisasi Uji Karakteristik Sensor

Realisasi pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 2. Hasil rata-rata keluaran tegangan sensor disajikan pada Tabel 2. Selanjutnya, menghitung regresi linear untuk memperlihatkan hubungan positif antara volume injeksi dan tegangan keluaran yang divisualisasikan pada Gambar 3.

Tabel 2. Hasil Uji Karakteristik Sensor Berbasis Variasi Volume Gas Inject (0–5 MI)

Volume gas bahan uji (mL)	Tegangan sensor (V)		
	MQ-137 vs amonia	MQ-136 vs hidrogen sulfida	TGS2602 vs alkohol
0	0.61	0.74	0.54
1	1.54	0.86	0.57
2	1.91	1.00	0.61
3	2.07	1.13	0.63
4	2.21	1.24	0.65
5	2.27	1.34	0.67

Karena peningkatan konsentrasi gas, seluruh sensor mengalami kenaikan tegangan yang konsisten. Ini menunjukkan bahwa sensor memiliki sensitivitas yang baik terhadap senyawa reduktan. Respon MQ-136 dan TGS2602 memperlihatkan kecenderungan linear terhadap konsentrasi gas, sementara MQ-137 menunjukkan respon yang lebih tajam terhadap NH_3 , sesuai karakteristik kimianya.

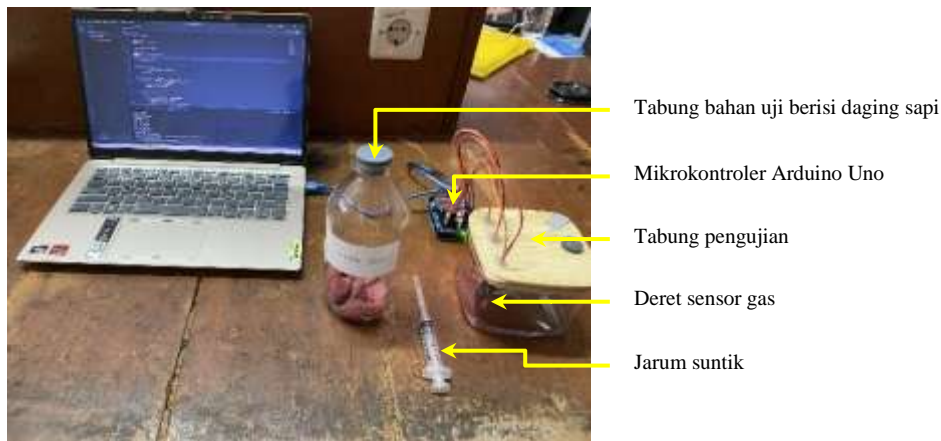


Gambar 3. Karakteristik Hasil Pengujian Sensor Gas

MQ-136 memiliki nilai R^2 sensor terbesar terhadap H_2S ($R^2=0,97$), dan sensitivitas tertinggi untuk mendeteksi gas sulfur mendukung peranannya sebagai indikator transisi awal pembusukan. Tren linear yang dihasilkan menunjukkan bahwa ketiga sensor mendeteksi VOC pembusukan dengan rentang konsentrasi rendah dengan cukup baik. Kinerja linear dan sensitif ini menjadi landasan kuat bagi sistem *E-Nose* untuk mendeteksi perbedaan halus dalam pola aroma (*fingerprint odor*) yang akan dibahas pada bagian berikutnya.

3.2. Pengamatan Respon Sensor terhadap Perubahan Kualitas Daging Sapi

Untuk mensimulasikan transisi alami dari daging segar ke kondisi busuk, sampel daging 100 gram disimpan pada suhu ruang selama tujuh hari, dan volatil yang terbentuk di ruang headspace diukur setiap hari. Untuk menjaga kondisi difusi gas konsisten, pengukuran dilakukan menggunakan wadah tertutup yang sama seperti yang digunakan untuk uji karakteristik.



Gambar 4. Realisasi Pengamatan Respon Sensor terhadap Perubahan Kualitas Daging Sapi

Realisasi pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 4. Untuk memastikan kondisi *steady-state* tercapai dan data yang diperoleh merepresentasikan akumulasi volatil secara stabil, pengambilan data dari headspace daging sapi dilakukan selama 120 detik untuk setiap sampel. Nilai *steady-state* sensor yang digunakan untuk analisis fitur diekstraksi dari rata-rata data pada detik ke-90 hingga akhir siklus pengukuran. Prosedur ini menjaga konsistensi kondisi difusi gas dan respon sensor di setiap hari pengujian. Rata-rata respon sensor ditampilkan pada Gambar 5.

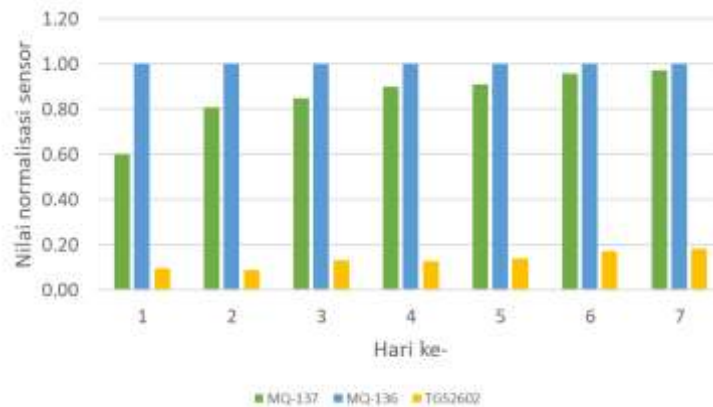


Gambar 5. Rata-rata Tegangan Keluaran Sensor Selama Tujuh Hari Penyimpanan

Respon sensor meningkat seiring dengan peningkatan konsentrasi NH_3 , H_2S , dan VOC lainnya selama tujuh hari penyimpanan pada suhu ruang. Antara hari ketiga dan keempat, respon tertinggi terlihat, menunjukkan fase pertumbuhan aktif mikroorganisme pembusuk. Dari hari kelima hingga ketujuh, respon menurun, mungkin karena tingkat emisi volatil tertentu menurun pada tahap pembusukan lanjut atau karena sensor mencapai titik saturasi. Perubahan ini menunjukkan hubungan langsung antara dinamika degradasi biologis dan pola sinyal pada deret sensor. Oleh karena itu, data yang diperoleh dapat digunakan untuk membedakan kelas kualitas daging. Untuk pemodelan PNN, data dari hari ke-1 hingga ke-2 ditetapkan sebagai kelas Segar, dan data dari hari ke-3 hingga ke-7 ditetapkan sebagai kelas Busuk.

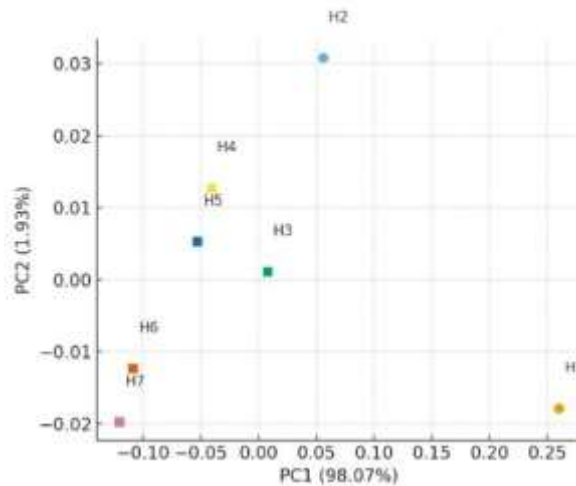
3.3. Pemodelan Pola *Odor Fingerprint* untuk Klasifikasi Kualitas Daging Sapi

Data respon distandarisasi dengan melakukan normalisasi terhadap nilai maksimum per hari untuk menghilangkan perbedaan skala antar sensor. Visualisasi pola pada Gambar 6 menampilkan *odor fingerprint* yang berbeda antara kondisi segar (hari 1–2) dan busuk (hari 3–7). PCA pada mean harian pada Gambar 7 memperlihatkan pemisahan jelas antara kedua kelompok, mendukung asumsi separabilitas fitur sebelum pemodelan klasifikasi.



Gambar 6. Pola Respon Sensor Gas Terhadap Kualitas Daging Sapi Selama 7 Hari

Sensor MQ-136 menunjukkan nilai tertinggi dalam daging sapi segar dan relatif stabil dalam semua kondisi pengukuran. Ini menunjukkan bahwa pada tahap awal penyimpanan, ada konsentrasi senyawa sulfur yang rendah. Karena tidak ada produksi amonia dan VOC yang signifikan, nilai MQ-137 dan TGS2602 cenderung rendah. Sebaliknya, keluaran MQ-137 dan TGS2602 terbukti lebih baik pada daging sapi busuk. Meningkatnya konsentrasi amonia menyebabkan perubahan ini terjadi, dan senyawa organik mudah menguap sebagai akibat dari degradasi protein dan oksidasi lipid pada tahap lanjut pembusukan. Nilai MQ-136 menurun karena metabolisme bakteri pembusuk yang menghasilkan NH_3 dan H_2S mengambil alih, yang menyebabkan pola aroma berubah secara signifikan.



Gambar 7. Plot PCA (PC1 vs PC2) pada Nilai Respon Sensor Gas Terhadap Kualitas Daging Sapi Selama 7 Hari

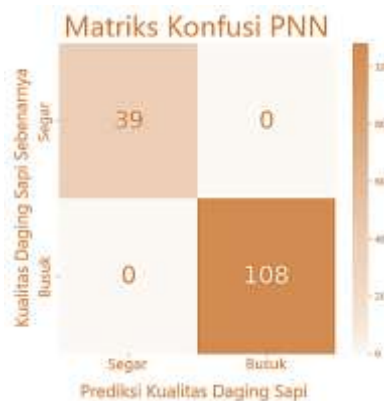
Berdasarkan respons sensor MOS, visualisasi PCA menunjukkan pemisahan kluster yang jelas antara sampel daging sapi segar (H1–H2) dan busuk (H3–H7). Komponen utama pertama (PC1) menjelaskan 98,07% variansi total, dan PC2 menjelaskan 1,93%. Ini menunjukkan bahwa PC1 menunjukkan hampir seluruh perubahan komposisi senyawa volatil selama proses pembusukan, terutama yang berkaitan dengan peningkatan emisi NH₃ dan VOC yang ditangkap oleh sensor MQ-137 dan TGS2602. Seiring bertambahnya hari penyimpanan, posisi sampel busuk yang berurutan sepanjang PC1 juga menunjukkan peningkatan degradasi yang konsisten. Pemisahan yang signifikan antara kedua kluster ini menunjukkan bahwa pola *odor fingerprint* memiliki separabilitas fitur yang tinggi. Oleh karena itu, pola ini layak dijadikan dasar untuk klasifikasi mutu oleh model *PNN* pada tahap selanjutnya.

3.4. Evaluasi Performa Klasifikasi Kualitas Daging Menggunakan *PNN*

Data keluaran sensor dari dua kelas kualitas daging digunakan untuk mempelajari model *PNN*. Dari hari pertama hingga hari kedua, data sensor diberi label Segar. Dari hari ketiga hingga hari ketujuh, data sensor diberi label Busuk. Sebelum digunakan untuk pengujian ketahanan interferensi volatil, dataset dibagi menjadi 30% data uji dan 70% data latih untuk mendapatkan validasi performa. Tabel 3 menunjukkan evaluasi performa, dan Gambar 8 menunjukkan matriks konfusi.

Tabel 3. Evaluasi Kinerja Klasifikasi E-Nose Menggunakan *PNN*

Parameter	Nilai
Akurasi	100%
Presisi	100%
Recall	100%
F1-Score	100%

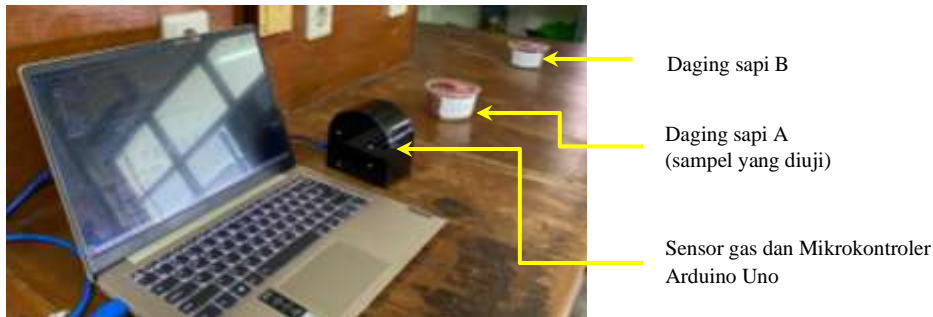


Gambar 8. Matriks Konfusi untuk Klasifikasi Kualitas Daging Sapi 2 Kelas Menggunakan Metode *PNN*

Tidak ada kesalahan prediksi dalam kedua kelas. Semua sampel uji terklasifikasi dengan benar, menghasilkan akurasi, presisi, recall, dan *F1-score* sebesar 100%. Hasil ini menunjukkan bahwa pola *odor fingerprint* yang dibentuk memiliki separabilitas yang sangat baik, yang memungkinkan PNN untuk secara konsisten mengidentifikasi perbedaan kualitas. Oleh karena itu, sistem *E-nose* ini dapat mengidentifikasi kualitas daging sapi secara akurat dalam kondisi lingkungan yang terkontrol.

3.5. Pengujian Ketahanan (*Robustness*) Sistem *E-Nose* terhadap Kontaminasi Silang Volatil

Pengujian *robustness* dilakukan dengan menempatkan dua sampel daging dalam satu ruangan tertutup, yaitu Sampel A dan Sampel B. Sampel B memiliki kualitas berlawanan dengan Sampel A (segar vs busuk). Variasi jarak yang diuji yaitu 100 cm, 75 cm, 50 cm, dan 25 cm. Realisasi pengujian ini ditunjukkan pada Gambar 9, dan hasil klasifikasi menggunakan PNN diringkas dalam Tabel 4.



Gambar 9. Realisasi Pengujian Ketahanan (*Robustness*) Sistem *E-Nose* Terhadap Kontaminasi Silang Volatil

Tabel 4. Kinerja Klasifikasi pada Kondisi Kontaminasi Silang Volatil

Sampel A*	Sampel B**	Jarak (cm)	Hasil Prediksi		Akurasi
			Benar	Salah	
Segar	Busuk	100	3	0	100%
Segar	Busuk	75	3	0	100%
Segar	Busuk	50	2	1	66.67%
Segar	Busuk	25	2	1	66.67%
Busuk	Segar	100	3	0	100%
Busuk	Segar	75	3	0	100%
Busuk	Segar	50	3	0	100%
Busuk	Segar	25	3	0	100%

* Sampel A: objek yang diukur

** Sampel B: sumber interferensi volatil

Hasil pengujian *robustness* menunjukkan adanya batas operasional yang signifikan. bahwa ada batas operasional yang signifikan. Ketika sumber interferensi (daging busuk) berada di jarak ≤ 50 cm, sampel daging segar sangat rentan terkontaminasi oleh volatil pembusukan. Pola aroma sampel daging segar berubah menjadi seperti karakteristik daging busuk (*false positive*). Hukum Fick mengenai difusi gas secara langsung terkait dengan penurunan akurasi menjadi 66,67% pada jarak ≤ 50 cm. Pada jarak yang sangat pendek, gradien konsentrasi ($\frac{dC}{dx}$) menjadi sangat rendah, yang mengakibatkan fluks difusi (J) yang cukup tinggi dari senyawa pembusukan volatil. Kesalahan klasifikasi (*False Positive*) disebabkan oleh fluks yang tinggi yang menyelimuti sampel segar. Sebaliknya, karena dominasi intrinsik dari emisi senyawa degradasi, deteksi sampel busuk tetap stabil. Temuan ini menetapkan batas aman untuk operasional E-Nose, yaitu jarak minimal lebih dari 50 cm, untuk menghindari *false positive* akibat kontaminasi silang.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa *E-nose* berbasis sensor *MOS* mampu mengidentifikasi kualitas daging sapi secara cepat dan non-destruktif dengan akurasi 100% pada kondisi terkontrol menggunakan metode klasifikasi *PNN*. Namun, adanya kontaminasi silang volatil dapat menurunkan performa sistem, dimana keberadaan sampel interferensi daging busuk pada jarak ≤ 50 cm dari sampel uji daging segar menyebabkan *false positive* dan menurunkan nilai akurasi menjadi 66,7%. Studi ini secara khusus menetapkan batas aman operasional jarak lebih dari 50 cm sebagai ambang interferensi volatil dalam aplikasi nyata penyimpanan pangan, yang menjadi kontribusi ilmiah penting terhadap pengembangan *E-nose* untuk inspeksi mutu daging. Untuk memastikan pemantauan kualitas yang lebih andal dan *real-time* ke depan, disarankan untuk meningkatkan ketahanan terhadap variabilitas lingkungan dan menggabungkannya dengan sistem *Internet of Things (IoT)*.

Referensi

- [1] A. A. K. F. C. Dewi, N. L. R. Astitiani, and N. M. M. K. Dewi, 'Pentingnya Keamanan Pangan Dalam Melindungi Konsumen Dari Berbagai Resiko Kesehatan', *JAKADARA: JURNAL EKONOMIKA, BISNIS, DAN HUMANIORA*, vol. 3, no. 1, Apr. 2024, doi: 10.36002/jd.v3i1.2925.
- [2] A. N. Damdam, L. O. Ozay, C. K. Ozcan, A. Alzahrani, R. Helabi, and K. N. Salama, 'IoT-Enabled Electronic Nose System for Beef Quality Monitoring and Spoilage Detection', *Foods*, vol. 12, no. 11, p. 2227, May 2023, doi: 10.3390/foods12112227.
- [3] S. Sonwal, K. S. Ranjith, S. Han, Y. K. Han, M. H. Oh, and Y. S. Huh, 'Live-tracking of beef freshness by sub-ppb level ammonia detection using WS2/rGO nanoflakes incorporating edge site-enriched acidic sulfur', *J Mater Chem A Mater*, vol. 12, no. 18, pp. 11004–11019, Dec. 2024, doi: 10.1039/d3ta07831k.
- [4] X. Wu, X. Liang, Y. Wang, B. Wu, and J. Sun, 'Non-Destructive Techniques for the Analysis and Evaluation of Meat Quality and Safety: A Review', Dec. 2022, *MDPI*. doi: 10.3390/foods11223713.
- [5] Lailia Rahmawati, Achmad Maulana Hakimuddin, and Izzatul Umami, 'Implementasi Sensor Gas MQ-136 Dan MQ-137 Untuk Mendeteksi Kesegaran Daging Sapi Menggunakan Metode Neural Network', *Jurnal Intake: Jurnal Penelitian Ilmu Teknik dan Terapan*, vol. 11, no. 2, pp. 71–79, Oct. 2020, doi: 10.48056/jintake.v11i2.130.
- [6] H. Anwar, T. Anwar, and S. Murtaza, 'Review on food quality assessment using machine learning and electronic nose system', *Biosens Bioelectron X*, vol. 14, p. 100365, Sep. 2023, doi: 10.1016/j.biosx.2023.100365.
- [7] S. Pujilestari and H. Bayuadji, 'TEKNOLOGI PANGAN CERDAS: OPTIMASI E-NOSE UNTUK DETEKSI MUTU KOPI', *Jurnal Teknologi Pangan dan Kesehatan (The Journal of Food Technology and Health)*, vol. 4, no. 2, pp. 120–129, Nov. 2022, doi: 10.36441/jtepakes.v4i2.2808.
- [8] B. Sumanto, Abelta Mika Setiari, Alfonzo Aruga Paripurna Barus, Iman Sabarisman, and Muhammad Arrofiq, 'Pembelajaran Mesin Berbasis E-nose Untuk Klasifikasi Daging Pada Produk Sosis', *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 13, no. 1, pp. 22–32, Apr. 2024, doi: 10.23887/jstundiksha.v13i1.70307.
- [9] A. F. Juannata, D. Rahman Wijaya, and W. Wikusna, 'Electronic Nose and Neural Network Algorithm for Multiclass Classification of Meat Quality', in *2022 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA)*, IEEE, Jul. 2022, pp. 128–132. doi: 10.1109/ICoDSA55874.2022.9862888.
- [10] M. Cai, S. Xu, X. Zhou, and H. Lu, 'Electronic Nose Humidity Compensation System Based on Rapid Detection', *Sensors*, vol. 24, no. 18, Dec. 2024, doi: 10.3390/s24185881.
- [11] T. Liu *et al.*, 'Review on Algorithm Design in Electronic Noses: Challenges, Status, and Trends', 2023, *American Association for the Advancement of Science*. doi: 10.34133/icomputing.0012.
- [12] S. Bosch *et al.*, 'Electronic Nose Sensor Drift Affects Diagnostic Reliability and Accuracy of Disease-Specific Algorithms', *Sensors*, vol. 22, no. 23, Dec. 2022, doi: 10.3390/s22239246.
- [13] Benrad Edwin Simanjuntak and Berman Pandapotan Panjaitan, 'Identifikasi Daging Segar terhadap Daging Busuk dengan Menggunakan Sensor Polimer Konduktif dan Jaring Saraf Tiruan (JST)', *Elkom: Jurnal Elektronika dan Komputer*, vol. 16, no. 2, pp. 451–461, Dec. 2023, doi: 10.51903/elkom.v16i2.1706.
- [14] M. Mulyani, 'Aktivitas Antioksidan pada Sosis Daging Sapi dengan Penambahan Ekstrak Bunga Kecombrang (Etingera elatior)', *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, vol. 8, no. 1, pp. 201–206, Apr. 2023, doi: 10.17969/jimfp.v8i1.23031.
- [15] N. P. T. A. Rahayu, K. K. Agustina, and I. B. N. Swacita, 'Pengaruh Lama Peletakan pada Suhu Ruang terhadap Nilai pH dan Total Bakteri Daging Sapi Bali', *Buletin Veteriner Udayana*, p. 217, Jan. 2022, doi: 10.24843/bulvet.2022.v14.i03.p04.
- [16] A. Azizah and E. Soesetyaningsih, 'Akurasi Perhitungan Bakteri pada Daging Sapi Menggunakan Metode Hitung Cawan', *BERKALA SAINSTEK*, vol. 8, no. 3, p. 75, Aug. 2020, doi: 10.19184/bst.v8i3.16828.
- [17] H. Phetsang, W. Panpipat, A. Panya, N. Phonsatta, and M. Chaijan, 'Occurrence and Development of Off-Odor Compounds in Farmed Hybrid Catfish (*Clarias macrocephalus* × *Clarias gariepinus*) Muscle during Refrigerated Storage: Chemical and Volatilomic Analysis', *Foods*, vol. 10, no. 8, p. 1841, Aug. 2021, doi: 10.3390/foods10081841.
- [18] A. N. Huwaida, Taufik Muhammad Fakhri, and Farendina Suarantika, 'STUDI LITERATUR IDENTIFIKASI SENYAWA VOLATIL YANG TERKANDUNG PADA PRODUK DAGING BABI', *Bandung Conference Series: Pharmacy*, pp. 534–538, Sep. 2023, doi: 10.29313/bcsp.v3i2.8952.
- [19] Radi, Barokah, L. F. Zamzami, and A. Setiawan, 'Performance Analysis of MOS Sensors on Electronic Nose for Synthetic Flavor Classification', 2022. doi: 10.2991/978-94-6463-086-2_75.
- [20] A. Kumar, M. Castro, and J.-F. Feller, 'Review on Sensor Array-Based Analytical Technologies for Quality Control of Food and Beverages', *Sensors*, vol. 23, no. 8, p. 4017, Apr. 2023, doi: 10.3390/s23084017.
- [21] A. T. John, K. Murugappan, D. R. Nisbet, and A. Tricoli, 'An Outlook of Recent Advances in Chemiresistive Sensor-Based Electronic Nose Systems for Food Quality and Environmental Monitoring', *Sensors*, vol. 21, no. 7, p. 2271, Mar. 2021, doi: 10.3390/s21072271.
- [22] F. A. Wenando, Y. Fatma, A. Ulfa, and J. S. Taurin, 'Aplikasi dan Kerentanan Algoritma Probabilistic Neural Network (PNN): Systematic Literature Review', *Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech)*, vol. 4, no. 2, pp. 491–499, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i2.5676.

- [23] S. J. Siregar, A. I. Lubis, and E. F. Ginting, 'Penerapan Neural Network Dalam Klasifikasi Citra Permainan Batu Kertas Gunting dengan Probabilistic Neural Network', *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 3, no. 3, pp. 420–425, Dec. 2021, doi: 10.47065/bits.v3i3.1143.
- [24] P. D. Inas Azizah, 'Penerapan Probabilistic Neural Network pada Klasifikasi Berat Bayi Baru Lahir', *Jurnal Riset Statistika*, vol. 1, no. 2, pp. 152–159, Feb. 2022, doi: 10.29313/jrs.v1i2.524.
- [25] F. K. Alarfaj and N. A. Khan, 'Enhancing the Performance of SQL Injection Attack Detection through Probabilistic Neural Networks', *Applied Sciences*, vol. 13, no. 7, p. 4365, Mar. 2023, doi: 10.3390/app13074365.
- [26] S. D. Astuti *et al.*, 'Gas Array Sensors based on Electronic Nose for Detection of Tuna (*Euthynnus Affinis*) Contaminated by *Pseudomonas Aeruginosa*', *J Med Signals Sens*, vol. 12, no. 4, pp. 306–316, Oct. 2022, doi: 10.4103/jmss.jmss_139_21.
- [27] N. F. Abdi and Sri Rezeki Candra Nursari, 'Pengujian Black Box pada Website dengan Metode Robustness Testing (Studi Kasus : Eiger Adventure)', *Journal of Informatics and Advanced Computing (JIAC)*, vol. 3, no. 2, pp. 93–96, Nov. 2022, doi: 10.35814/jiac.v3i2.4410.
- [28] Naufal Syafiq Ibrahim, 'Analisis Diskriminan Linear Robust Dengan Penduga Minimum Covariance Determinant (Studi Kasus: Indeks Kerentanan Pangan Menurut Kabupaten/Kota Di Indonesia Tahun 2023)', *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 264–279, Jun. 2024, doi: 10.20885/esds.vol2.iss.2.art20.