p-ISSN : 2302-4216
e-ISSN : 2830-1765
Inovasi Fisika Indonesia
https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/inovasi-fisika-indonesia
Published by:
Program Studi Fisika
Jurusan Fisika FMIPA
Universitas Negeri Surabaya
Kampus Unesa Ketintang Jl. Ketintang Gd. C3 Lt. 1
Surabaya - Indonesia
jifi@unesa.ac.id

Jurnal Inovasi Fisika Indonesia (IFI) Volume 15 Nomor 3 Tahun 2026, hal 430- 443

ANALISIS PROFIL RESPONS SENSOR GAS MOS TERHADAP FORMALIN DAN BORAKS PADA MIE BASAH DAN AGAR-AGAR MENGGUNAKAN ELECTRONIC NOSE DAN PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS (PCA)

[1)]Ifa Fitriani, [2)]Rohim Aminullah Firdaus [3)]Zainul Arifin Imam Supardi [4)]Wildan Panji Tresna

[1)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: ifa.22057@mhs.unesa.ac.id
[2)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: rohimfirdaus@unesa.ac.id
[3)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: zainularifin@unesa.ac.id
[4)] Badan Riset dan Inovasi nasional, Tangerang Selatan, email: wild004@brin.go.id

Abstrak

Penyalahgunaan formalin dan boraks pada mie basah dan agar-agar masih menjadi permasalahan keamanan pangan di Indonesia karena berisiko terhadap kesehatan. Metode analisis konvensional memerlukan preparasi sampel yang kompleks dan biaya tinggi, sehingga diperlukan pendekatan alternatif yang cepat dan non-destruktif. Penelitian ini bertujuan menganalisis karakteristik respons delapan sensor gas Metal Oxide Semiconductor (MOS) (MQ3, MQ4, MQ6, MQ135, MQ136, MQ137, TGS822, dan MS1100) pada sistem *electronic nose* terhadap variasi konsentrasi formalin dan boraks (1–5%), serta mengevaluasi kemampuan Principal Component Analysis (PCA) dalam mereduksi dimensi dan memvisualisasikan pola respons sensor. Sinyal sensor dikoreksi menggunakan baseline dan diekstraksi menjadi empat fitur (ΔVmax, AUC, slope, dan *steady-state*), sehingga menghasilkan matriks 32 fitur yang dinormalisasi menggunakan Z-score sebelum analisis PCA. Hasil menunjukkan bahwa dua komponen utama pertama (PC1–PC2) menjelaskan 50,5% variansi pada agar-agar dan 58,7% pada mie basah. Secara visual, kecenderungan pemisahan pola respons sampel yang mengandung formalin dan boraks lebih jelas pada agar-agar dibandingkan mie basah. Namun, nilai *silhouette score* pada bidang PC1–PC2 menunjukkan hasil yang relatif berdekatan, yaitu 0,285 pada agar-agar dan 0,288 pada mie basah. Sensor TGS822 menunjukkan perbedaan magnitudo ΔVmax yang jelas antara sampel formalin dan boraks. Temuan ini menunjukkan potensi array sensor MOS dalam mengkarakterisasi perbedaan respons kedua jenis adulteran pada matriks pangan, meskipun PCA masih bersifat eksploratif dan belum menghasilkan pemisahan pola secara penuh.

Kata Kunci: *Electronic nose*, sensor array MOS, *Principal Component Analysis*, formalin, boraks.

Abstract

The misuse of formalin and borax in wet noodles and agar remains a food safety concern in Indonesia due to their potential health risks. Conventional analytical methods require complex sample preparation and high costs, highlighting the need for alternative approaches that are rapid and non-destructive. This study aimed to analyze the response characteristics of eight Metal Oxide Semiconductor (MOS) gas sensors (MQ3, MQ4, MQ6, MQ135, MQ136, MQ137, TGS822, and MS1100) in an electronic nose system to varying concentrations of formalin and borax (1–5%), and to evaluate the ability of Principal Component Analysis (PCA) to reduce dimensionality and visualize sensor response patterns. Sensor signals were baseline-corrected and extracted into four features (ΔVmax, AUC, slope, and steady-state), resulting in a 32-feature matrix that was standardized using Z-score normalization prior to PCA. The results showed that the first two principal components (PC1–PC2) explained 50.5% of the variance in agar and 58.7% in wet noodles. Visually, the response patterns of formalin- and borax-containing samples showed a clearer tendency toward separation in agar than in wet noodles. However, the silhouette scores in the PC1–PC2 space were relatively similar, at 0.285 for agar and 0.288 for wet noodles. The TGS822 sensor exhibited a clear difference in ΔVmax magnitude between formalin- and borax-containing samples. These findings indicate the potential of MOS sensor arrays for characterizing differences in the responses to the two types of adulterants across food matrices, although PCA remains exploratory and has not achieved complete pattern separation.

***Keywords**: Electronic nose, MOS sensor array, Principal Component Analysis, formalin, borax.*

p-ISSN : 2302-4216
e-ISSN : 2830-1765
Inovasi Fisika Indonesia
https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/inovasi-fisika-indonesia
Published by:
Program Studi Fisika
Jurusan Fisika FMIPA
Universitas Negeri Surabaya
Kampus Unesa Ketintang Jl. Ketintang Gd. C3 Lt. 1
Surabaya - Indonesia
jifi@unesa.ac.id

I. PENDAHULUAN

Keamanan pangan merupakan aspek fundamental yang dilindungi oleh Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012 tentang Pangan, namun praktik adulterasi menggunakan bahan kimia berbahaya masih kerap dijumpai di lapangan. Formalin dan boraks termasuk dua senyawa yang paling sering disalahgunakan sebagai bahan tambahan ilegal meskipun keduanya tegas dilarang, sebagaimana diatur dalam Peraturan BPOM Nomor 11 Tahun 2019 dan Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 33 Tahun 2012. Formalin telah dikategorikan sebagai karsinogen Grup 1 oleh International Agency for Research on Cancer (IARC, 2006), sedangkan boraks tidak memiliki batas asupan harian yang dapat diterima (Acceptable Daily Intake) menurut Joint FAO/WHO Expert Committee on Food Additives karena profil toksisitasnya terhadap ginjal dan sistem saraf pusat (Hadrup et al., 2021). Motif ekonomi berupa perpanjangan umur simpan dan perbaikan tekstur produk membuat kedua bahan ini terus ditemukan pada berbagai produk pangan olahan (BPOM, 2022).

Mie basah dan agar-agar dipilih sebagai objek kajian karena karakteristik keduanya merepresentasikan kelompok pangan yang rentan terhadap penyalahgunaan adulteran. Mie basah memiliki kadar air tinggi sehingga mudah mengalami pembusukan mikrobiologis, kondisi yang mendorong produsen menambahkan formalin sebagai pengawet ilegal untuk memperpanjang masa simpan (Obadi et al., 2023; Mahata et al., 2024). Sementara itu, agar-agar sebagai matriks berbasis polisakarida memiliki gugus hidroksil yang dapat berikatan dengan ion borat sehingga meningkatkan kekenyalan produk secara instan (Mahata et al., 2024). Perbedaan komposisi kimia antara kedua matriks ini menjadikannya representatif untuk menguji konsistensi suatu metode deteksi lintas jenis pangan.

Metode analisis konvensional seperti spektrofotometri UV-Vis berbasis reaksi Nash, kromatografi cair kinerja tinggi, maupun *Inductively Coupled Plasma–Mass Spectrometry* menawarkan akurasi tinggi, tetapi memerlukan preparasi sampel yang bersifat destruktif, reagen kimia khusus, serta infrastruktur laboratorium yang tidak selalu tersedia untuk pengawasan cepat di lapangan (Fappiano et al., 2022; Robbika et al., 2022). Keterbatasan tersebut mendorong pengembangan pendekatan alternatif yang lebih cepat, non-destruktif, dan tidak bergantung pada reagen kimia.

Electronic nose (*e-nose*) berbasis *array sensor* gas *metal oxide semiconductor* (MOS) merupakan salah satu solusi yang berkembang pesat untuk keperluan tersebut. Sistem ini bekerja dengan mengenali pola senyawa organik volatil (VOC) yang dilepaskan oleh sampel melalui perubahan resistansi pada permukaan sensor semikonduktor (Sanislav et al., 2025; Borowik et al., 2023). Karena setiap sensor dalam array memiliki sensitivitas silang (*cross-sensitivity*) terhadap berbagai golongan VOC, kombinasi respons dari beberapa sensor mampu membentuk pola fingerprint yang khas untuk tiap jenis sampel (Roy & Yadav, 2022). Prinsip inilah yang telah dimanfaatkan pada berbagai studi deteksi adulterasi pangan, misalnya identifikasi boraks pada bakso menggunakan array sensor TGS (Pradhana et al., 2023) maupun karakterisasi adulterasi minyak nabati (Aghili et al., 2023).

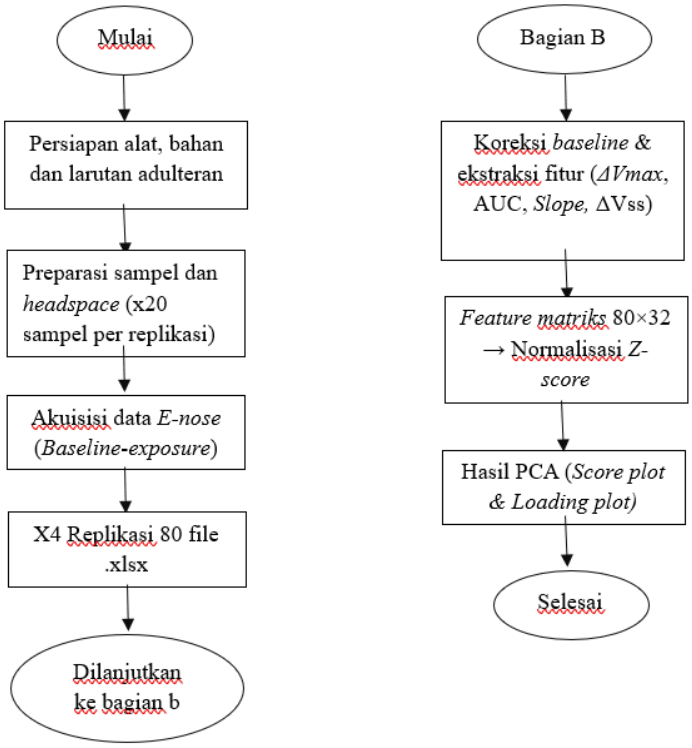
Namun demikian, data yang dihasilkan sistem *electronic nose (e-nose)* bersifat multidimensi karena setiap sensor menghasilkan sinyal time-series yang dapat direpresentasikan ke dalam beberapa fitur kuantitatif. Kondisi tersebut menyebabkan data memiliki banyak variabel yang mungkin saling berkorelasi, sehingga int rpretasi pola respons sensor secara langsung menjadi lebih sulit (Sanislav et al., 2025). Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menganalisis data tersebut adalah *Principal Component Analysis* (PCA). PCA merupakan metode chemometrics yang mentransformasikan sejumlah variabel menjadi komponen utama yang lebih ringkas dengan tetap mempertahankan sebagian besar variansi data (Jolliffe & Cadima, 2016). Dalam penelitian berbasis *e-nose*, PCA dapat digunakan sebagai metode analisis eksploratori untuk memvisualisasikan pola respons sensor melalui score plot, mengamati kecenderungan pengelompokan sampel, serta mengevaluasi kecenderungan pemisahan pola respons berdasarkan perlakuan yang diberikan (Takefuji, 2025).

Meskipun penerapan *e-nose* untuk analisis adulterasi pangan telah banyak dikaji, penelitian terdahulu antara lain berfokus pada satu jenis adulteran dalam matriks pangan tertentu, seperti boraks pada bakso (Pradhana et al., 2023) dan adulterasi minyak nabati (Aghili et al., 2023). Oleh karena itu, kajian mengenai karakteristik respons sensor terhadap dua jenis adulteran, yaitu formalin dan boraks, pada matriks pangan yang berbeda, yakni mie basah dan agar-agar, masih relevan untuk dikembangkan. Perbedaan komposisi dan karakteristik masing-masing matriks dapat memengaruhi pola respons sensor yang dihasilkan. Analisis menggunakan PCA dapat memberikan gambaran awal mengenai variasi dan kecenderungan pengelompokan pola respons sensor pada sampel yang diberi perlakuan formalin dan boraks, tanpa mengasumsikan bahwa kedua kelompok tersebut dapat dipisahkan secara sempurna.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini berfokus pada analisis karakteristik respons *electronic nose* berbasis delapan sensor gas *Metal Oxide Semiconductor* (MOS), yaitu MQ3, MQ4, MQ6, MQ135, MQ136, MQ137, TGS822, dan MS1100, terhadap variasi konsentrasi formalin dan boraks pada mie basah dan agar-agar. Kebaruan penelitian ini terletak pada kajian pola respons *array sensor* MOS terhadap kedua jenis adulteran pada dua matriks pangan yang berbeda, serta analisis eksploratori menggunakan PCA untuk mereduksi dimensi fitur dan memvisualisasikan kecenderungan pemisahan pola respons sensor pada masing-masing matriks. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi karakteristik respons sensor terhadap variasi perlakuan formalin dan boraks serta mengevaluasi pola respons tersebut melalui PCA sebagai dasar untuk memahami potensi dan keterbatasan sistem e-nose dalam membedakan karakteristik sampel.

II. METODE

A. Rancangan Penelitian



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental kuantitatif untuk mengkaji kemampuan sistem *Electronic Nose* (*e-nose*) berbasis array delapan sensor gas metal oxide semiconductor (MOS) dalam menangkap perbedaan profil senyawa organik volatil (VOC) pada sampel pangan yang diadulterasi formalin dan boraks. Dua matriks pangan digunakan sebagai objek uji, yaitu mie basah dan agar-agar, yang masing-masing

direndam dalam larutan formalin atau boraks pada lima tingkat konsentrasi (1–5%) dengan empat kali replikasi independen untuk setiap kombinasi perlakuan. Penelitian ini tidak menyertakan sampel kontrol tanpa adulteran karena fokus kajian diarahkan pada perbandingan profil VOC antara dua jenis adulteran, yaitu formalin dan boraks, pada masing-masing matriks pangan. Dengan desain ini, perbedaan respons yang dianalisis bersifat antaradulteran, bukan antara sampel teradulterasi dan tidak teradulterasi. Setelah proses perendaman, subsampel diambil untuk pembentukan headspace, kemudian diukur menggunakan sistem *e-nose* melalui dua fase akuisisi berurutan, yaitu fase baseline dan fase exposure. Data hasil pengukuran selanjutnya melalui tahapan koreksi baseline, ekstraksi fitur, penyusunan matriks fitur, normalisasi, hingga akhirnya dianalisis menggunakan PCA sebagai metode eksploratori untuk mengevaluasi struktur pengelompokan sampel.

Tabel 1. Parameter Eksperimen

Parameter	Nilai
Suhu / RH ruang	25 ± 2 °C / 50–70% (BME280)
Massa *subsampel headspace*	2 ± 0,01 g
Vial	kaca 5 mL, *screw cap*
Volume larutan rendam	5 mL
Durasi rendam	60 ± 5 menit, tanpa pengadukan
Ekuilibrasi *headspace*	10 menit
Warm-up sensor	≥ 30 menit
Baseline / exposure	±10 menit / ±10 menit
Interval sampling	3 detik (~200 titik/fase)
Tegangan *heater*	5 V DC
Chamber	akrilik 15×15×15 cm, sensor menghadap ke bawah
Purging	*blower* DC 12 V, 10 menit
Replikasi	4 independen, sampel disiapkan segar

Larutan adulteran disiapkan pada lima tingkat konsentrasi (1–5%). Larutan formalin dibuat dengan mengencerkan stok formalin komersial 37% (mengandung metanol 10–15% sebagai penstabil) menggunakan akuades berdasarkan persamaan $C_1V_1 = C_2V_2$ hingga volume akhir 5 mL; sebagai contoh, konsentrasi 1% diperoleh dari 0,14 mL larutan stok dan 4,86 mL akuades. Dengan demikian, konsentrasi formalin dalam penelitian ini menyatakan kandungan formaldehida hasil pengenceran stok 37%, bukan larutan formaldehida murni. Larutan boraks dibuat dengan melarutkan 0,05–0,25 g serbuk boraks dalam akuades hingga volume akhir 5 mL, sehingga diperoleh konsentrasi 1–5% (w/v). Volume stok dan akuades untuk setiap konsentrasi disajikan pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Penyiapan larutan formalin dan boraks (1–5%)

Konsentrasi (%)	Stok formalin 37% (mL)	Aquades (mL)	Boraks (g) dalam 5 mL aquades
1	0,14	4,86	0,05
2	0,27	4,73	0,10
3	0,41	4,59	0,15
4	0,54	4,46	0,20
5	0,68	4,32	0,25

B. Variabel Operasional Penelitian

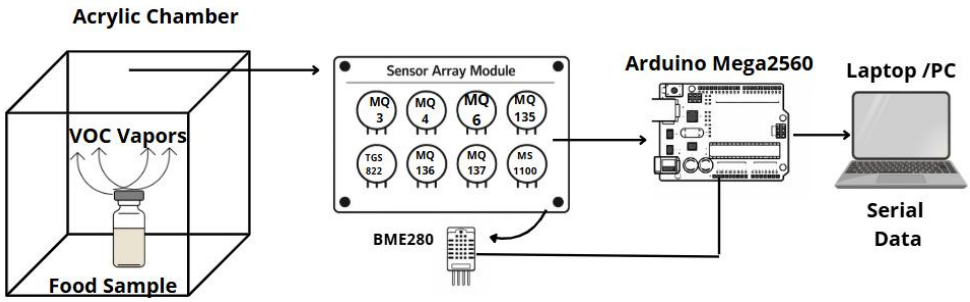
Penelitian ini melibatkan tiga kelompok variabel, yaitu variabel bebas berupa jenis adulteran (formalin dan boraks), tingkat konsentrasi (1–5%), dan jenis matriks pangan (mie basah dan agar-agar); variabel terikat berupa respons tegangan sensor dan fitur-fitur turunannya (ΔVmax, AUC, *slope*, dan *steady-state*) yang membentuk matriks fitur sebagai input analisis PCA; serta variabel kontrol yang meliputi suhu ruang,

kelembapan relatif, massa sampel, volume larutan perendam, durasi perendaman, waktu ekuilibrasi headspace, waktu warm-up sensor, dan interval sampling.

C. Teknik Pengumpulan Data

Sampel mie basah kuning segar dan agar-agar komersial masing-masing ditimbang dan direndam dalam larutan formalin atau boraks sesuai konsentrasi perlakuan selama durasi waktu yang telah ditetapkan pada suhu ruang tanpa pengadukan. Subsampel hasil perendaman kemudian dimasukkan ke dalam vial kaca tertutup rapat untuk membentuk ruang headspace, dan dibiarkan selama periode ekuilibrasi tertentu agar akumulasi VOC dari sampel mencapai kondisi mendekati kesetimbangan sebelum pengukuran dilakukan.

Pengukuran menggunakan sistem *e-nose* diawali dengan periode *warm-up sensor* untuk memastikan elemen MOS mencapai kondisi operasional yang stabil. Akuisisi data mengikuti dua fase berurutan: fase *baseline*, yaitu perekaman sinyal saat *chamber* dalam kondisi kosong sebagai acuan kondisi awal sensor, dan *fase exposure*, yaitu perekaman sinyal saat vial sampel dibuka di dalam *chamber* sehingga VOC dari *headspace* berinteraksi langsung dengan *array sensor*. Setelah *fase exposure* berakhir, *chamber* dibersihkan melalui proses purging menggunakan aliran udara untuk mengembalikan sensor ke kondisi *baseline* (*recovery*) sebelum sesi pengukuran berikutnya dimulai, guna mencegah efek *carry-over* dari sisa VOC sesi sebelumnya. Data direkam pada interval sampling tetap menggunakan sistem akuisisi berbasis mikrokontroler dengan *analog-to-digital converter* beresolusi tinggi, disertai pencatatan parameter lingkungan berupa suhu dan kelembapan.



Gambar 2. Sistem akuisisi data *Electronic Nose*.

D. Teknik Pengolahan Data

1. Koreksi *Baseline*

Sinyal tegangan mentah pada fase *exposure* dikoreksi terhadap nilai rata-rata tegangan selama fase baseline untuk setiap sensor pada setiap sesi pengukuran, guna menghilangkan pengaruh offset awal antarsensor dan drift kondisi lingkungan. Koreksi dinyatakan sebagai:

$$\Delta V = V_{exposure} - V_{baseline} \quad (1)$$

dengan *Vexposure* merupakan nilai tegangan sensor pada fase *exposure* dan *Vbaseline* merupakan nilai rata-rata tegangan sensor selama fase *baseline*.

Setiap file hasil pengukuran diperiksa berdasarkan dua aspek kualitas data. Pertama, jumlah titik data yang berhasil direkam dibandingkan dengan durasi pengukuran dan interval pengambilan data yang telah ditentukan. Kedua, kontinuitas data selama proses pengukuran dengan melihat jarak waktu antara satu pencatatan dan pencatatan berikutnya untuk mengetahui apakah terdapat jeda yang terlalu panjang. Apabila ditemukan gangguan akuisisi data yang cukup signifikan, sesi pengukuran tersebut diperiksa lebih lanjut. Sesi dengan kontinuitas data yang tidak terjaga kemudian dikeluarkan dari analisis selanjutnya.

2. Ekstrasi Fitur

Dari sinyal ΔV yang telah dikoreksi, empat fitur kuantitatif diekstraksi untuk merepresentasikan karakteristik respons sensor, yaitu ΔVmax (perubahan respons maksimum selama fase exposure), AUC (akumulasi respons sensor sepanjang fase *exposure*), *slope* (laju perubahan respons pada awal fase *exposure*), dan steady-state (kondisi respons sensor mendekati stabil menjelang akhir fase *exposure*).

(a) *AUC*: respons kumulatif sensor selama fase paparan, mencerminkan intensitas total interaksi gas-sensor

$$AUC = \int_{t_s}^{t_e} \Delta V\ (t)dt \tag{2}$$

(b) *Slope* awal: laju perubahan ΔV rata-rata pada 30 detik pertama fase *exposure,* mencerminkan kinetika adsorpsi gas pada permukaan MOS:

$$Slope = \frac{\Delta V(30s) - \Delta V(0s)}{30s} \tag{3}$$

(c) *Steady-state* (ΔV_{ss})*:* nilai ΔV rata-rata pada 10 titik data terakhir fase exposure, merepresentasikan kondisi termodinamik sensor setelah mendekati keseimbangan adsorpsi-desorpsi:

$$\Delta V_{ss} = \frac{1}{10}\sum_{i=1}^{10} \Delta V\ (t_i)\ t_i\ \in 10 \text{ titik terakhir pada } T_{exposure} \tag{4}$$

Tabel 3. Fitur yang diekstraksi dari respons sensor.

Fitur	Simbol	Definisi	Kategori
Respons maksimum	*ΔVmax*	Perubahan respons maksimum sensor selama fase *exposure*	Magnitudo
Nilai *steady-state*	Vss	Rata-rata respons sensor pada kondisi mendekati stabil di akhir fase *exposure*	Magnitudo
Area bawah kurva	AUC	Integral ΔV(t) terhadap waktu sepanjang fase *exposure*	Integral
Slope awal	*Slope*	Laju perubahan respons sensor pada awal fase *exposure*	Kinetik

3. Penyusunan Matriks Fitur

Kombinasi keempat fitur dari kedelapan sensor menghasilkan matriks fitur berdimensi 32 (8 sensor × 4 fitur) untuk setiap sesi pengukuran, yang menjadi representasi numerik dari profil VOC masing-masing sampel dan digunakan sebagai input pada tahap analisis selanjutnya.

4. Normalisasi Data

Sebelum dianalisis menggunakan PCA, seluruh fitur dalam matriks distandarisasi menggunakan metode *Z-score* sehingga setiap fitur memiliki rata-rata mendekati nol dan standar deviasi satu. Normalisasi ini diperlukan agar fitur dengan skala nilai yang lebih besar tidak mendominasi hasil analisis komponen utama secara tidak proporsional.

5. *Principal Component Analysis* (PCA)

Matriks fitur yang telah dinormalisasi selanjutnya dianalisis menggunakan PCA untuk mereduksi dimensi data sekaligus mengevaluasi struktur pengelompokan sampel. Proses ini diawali dengan penghitungan matriks kovariansi antarfitur, kemudian ditentukan nilai eigen (*eigenvalue*) dan vektor eigen (*eigenvector*) yang merepresentasikan besar dan arah variansi terbesar dalam data. Kombinasi linear fitur berdasarkan vektor eigen tersebut membentuk sejumlah komponen utama (*principal component*), dengan komponen pertama (PC1) menangkap variansi terbesar dan komponen kedua (PC2) menangkap variansi terbesar berikutnya secara independen terhadap PC1. Setiap sampel kemudian diproyeksikan ke bidang PC1–PC2 dan divisualisasikan dalam bentuk *score plot* untuk mengamati kecenderungan pengelompokan antar kelas adulteran.

6. Evaluasi Konsistensi Antar-Replikasi

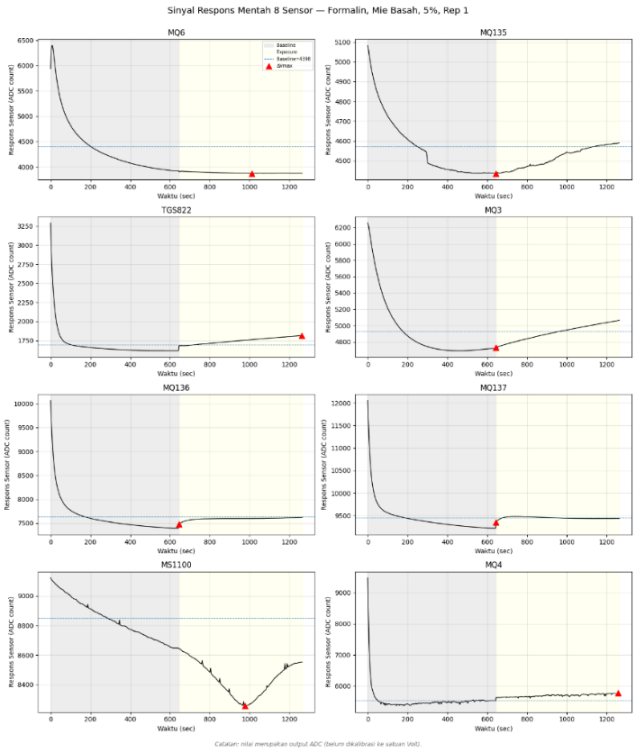
Konsistensi respons antarreplikasi dievaluasi menggunakan koefisien variasi (CV) pada magnitudo ΔVmax, yaitu simpangan baku dibagi rata-rata |ΔVmax| dari empat replikasi independen pada setiap kombinasi adulteran, matriks, dan konsentrasi. Nilai CV kemudian diringkas sebagai median lintas lima konsentrasi untuk setiap sensor dan kelas sampel. Evaluasi ini dibatasi pada |ΔVmax| karena fitur AUC dan

ΔVss bernilai positif maupun negatif antarreplikasi, sehingga rata-ratanya mendekati nol dan menghasilkan CV yang tidak representatif.

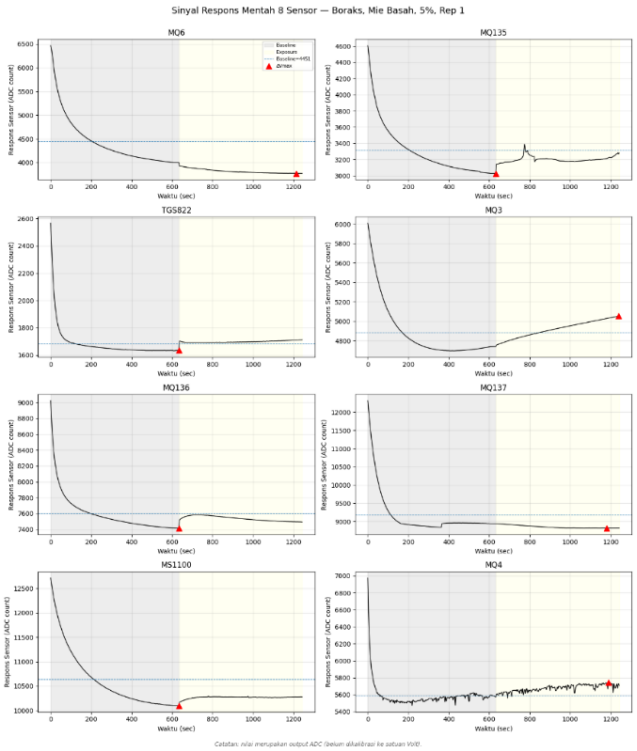
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Struktur Kristal Komposit PANI/ZnO

Dari 80 sesi pengukuran, 79 sesi memenuhi kriteria kualitas data dan digunakan dalam analisis, sedangkan satu sesi (boraks–agar-agar 5%, replikasi ke-4) dikeluarkan karena gap waktu akuisisi sebesar 646,9 detik, jauh di atas rata-rata dataset (46,8 detik). Data yang dianalisis terdiri atas 32.863 titik data mentah dengan distribusi kelas yang relatif seimbang, yaitu 19 sesi agar-agar–boraks, 20 sesi mie basah–boraks, 20 sesi agar-agar–formalin, dan 20 sesi mie basah–formalin, sehingga diperoleh n = 39 untuk matriks agar-agar dan n = 40 untuk matriks mie basah. Pengukuran menggunakan sistem *Electronic Nose* menghasilkan sinyal respons tegangan dari kedelapan sensor MOS pada seluruh sesi pengukuran untuk sampel mie basah dan agar-agar yang diadulterasi formalin maupun boraks. Secara umum, seluruh sensor menunjukkan pola penurunan sinyal pada awal fase *baseline* yang kemudian melandai, diikuti oleh perubahan lebih lanjut saat memasuki fase *exposure*. Magnitudo perubahan sinyal selama fase *exposure* bervariasi antarsensor, dengan sensor TGS822 dan MQ3 menunjukkan perubahan yang lebih jelas pada sampel formalin dibandingkan sampel boraks, sedangkan sensor lain seperti MQ135 dan MS1100 masih memperlihatkan kecenderungan drift pada bagian akhir fase *baseline*.



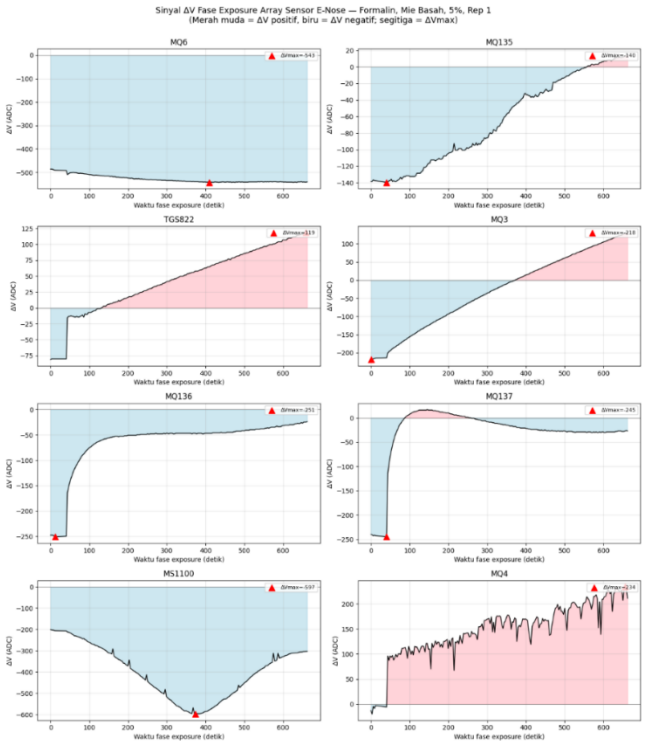
Gambar 3. Respons sensor terhadap sampel mie basah dengan formalin pada konsentrasi 5%



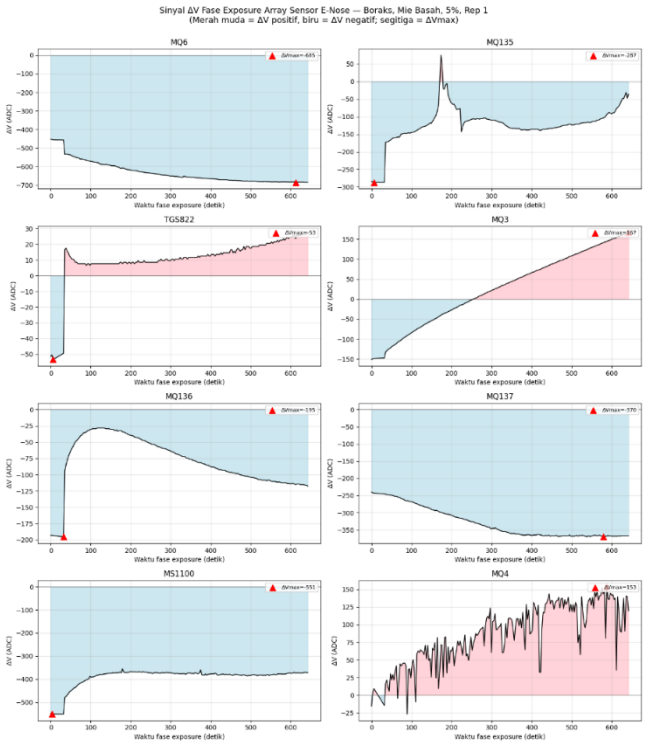
Gambar 4. Respons sensor terhadap sampel mie basah dengan boraks pada konsentrasi 5%

Sebagai pembanding, **Gambar 4** menampilkan respons mentah kedelapan sensor pada sampel mie basah dengan boraks konsentrasi 5% (replikasi pertama). Pola umum sinyal—penurunan tajam di awal fase *baseline* yang kemudian melandai—relatif serupa dengan sampel formalin pada **Gambar 3**, namun magnitudo perubahan sinyal selama fase *exposure* pada boraks secara visual tampak lebih landai di sebagian besar sensor. Hal ini konsisten dengan sifat boraks yang bertekanan uap mendekati nol pada suhu kamar, sehingga responsnya terhadap sensor MOS bersifat tidak langsung—melalui perubahan kondisi kimia matriks pangan—berbeda dengan formalin yang bersifat volatil dan berinteraksi langsung dengan permukaan sensor.

Untuk mengilustrasikan proses ekstraksi ΔVmax, **Gambar 5** menampilkan sinyal ΔV (hasil koreksi *baseline*) selama fase *exposure* pada sampel mie basah formalin konsentrasi 5% (replikasi pertama). Area merah muda menandai ΔV positif, area biru menandai ΔV negatif, dan segitiga merah menandai titik ΔVmax pada masing-masing sensor. Pada sebagian sensor seperti MQ3 dan MQ137, sinyal ΔV menunjukkan pola dua fase yang berlawanan arah—turun tajam di awal *exposure*, kemudian berbalik naik secara bertahap—sehingga ΔVmax dipilih berdasarkan magnitudo absolut terbesar, bukan nilai pada waktu tertentu, agar-agar intensitas interaksi maksimum sensor dengan sampel tetap terwakili di manapun titik itu terjadi sepanjang fase *exposure*.



Gambar 5. Sinyal ΔV (perubahan tegangan relatif terhadap *baseline*) selama fase *exposure* pada delapan sensor, untuk sampel mie basah formalin 5% replikasi 1. Area merah muda menunjukkan ΔV positif, area biru menunjukkan ΔV negatif, segitiga merah menandai titik ΔVmax.



Gambar 6. Sinyal ΔV (perubahan tegangan relatif terhadap *baseline*) selama fase *exposure* pada delapan sensor, untuk sampel mie basah boraks 5% replikasi 1. Area merah muda menunjukkan ΔV positif, area biru menunjukkan ΔV negatif, segitiga merah menandai titik ΔVmax.

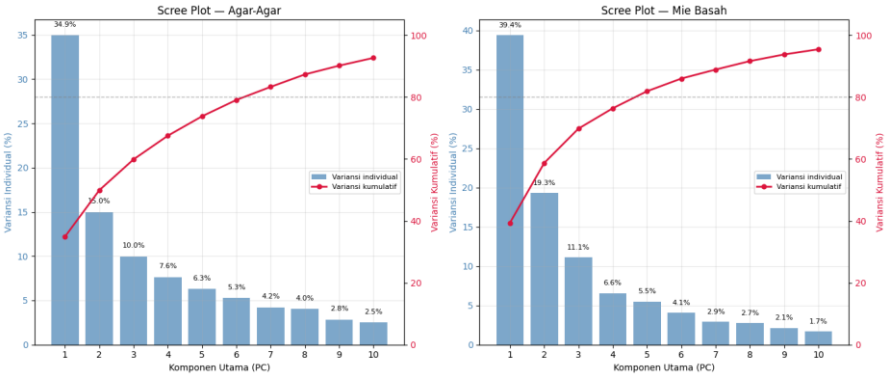
Sinyal ΔV hasil koreksi *baseline* selanjutnya diekstraksi menjadi empat fitur kuantitatif, yaitu ΔVmax, AUC, *slope*, dan *steady-state*, untuk setiap sensor pada setiap sesi pengukuran. Kombinasi keempat fitur dari kedelapan sensor menghasilkan matriks fitur berdimensi 32 yang kemudian dinormalisasi dan dianalisis menggunakan PCA. Hasil *scree plot* menunjukkan bahwa pada matriks agar-agar, komponen utama pertama (PC1) menjelaskan 35,7% variansi dan komponen kedua (PC2) menjelaskan 14,8%, dengan variansi kumulatif kedua komponen sebesar 50,5%, sedangkan variansi kumulatif 90% baru tercapai setelah sembilan komponen. Pada matriks mie basah, PC1 menjelaskan 39,4% dan PC2 menjelaskan 19,3% variansi, dengan kumulatif 58,7%, dan ambang 90% tercapai pada delapan komponen. Konsistensi respons antar replikasi dievaluasi menggunakan CV% ΔVmax pada 20 kombinasi adulteran–matriks–konsentrasi untuk setiap sensor (Tabel 4). Arah respons ΔVmax konsisten antar replikasi pada seluruh kombinasi. Median CV% berkisar antara 34,6–54,6% , dengan nilai maksimum mencapai 76,3%. Dengan demikian, respons ΔVmax antar replikasi masih bervariasi cukup besar.

Tabel 4 menunjukkan nilai median CV |ΔVmax| antarreplikasi pada setiap sensor untuk keempat kelas sampel. Hasil menunjukkan adanya variasi respons yang cukup besar antarreplikasi, dengan median keseluruhan sebesar 44,2% dan rentang nilai 13,5–76,3%. Jika ditinjau berdasarkan kelas sampel, median variasi relatif tidak jauh berbeda, yakni 36,1% pada formalin–agar-agar, 48,4% pada formalin–mie basah,

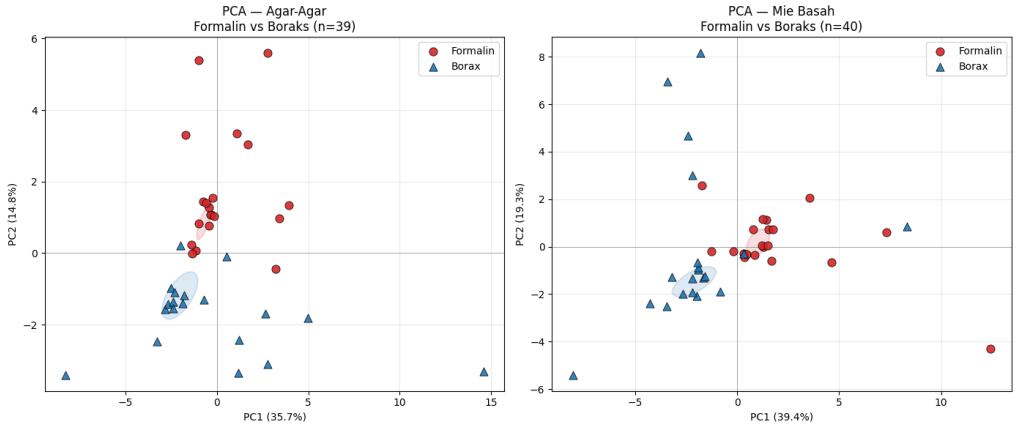
49,2% pada boraks–agar-agar, dan 51,8% pada boraks–mie basah. Nilai tersebut memperlihatkan bahwa sampel yang mengandung boraks cenderung memiliki variasi respons lebih tinggi dibandingkan sampel formalin. Berdasarkan median masing-masing sensor, MS1100 (34,6%) dan MQ6 (35,5%) menunjukkan respons yang relatif lebih konsisten, sedangkan TGS822 (54,6%) dan MQ136 (54,1%) memiliki variasi paling besar. Adapun nilai variasi tertinggi ditemukan pada sensor MQ6 untuk kelas boraks–mie basah sebesar 76,3% dan TGS822 untuk kelas boraks–agar-agar sebesar 73,5%. Tingginya variasi antarreplikasi ini mengindikasikan bahwa respons sensor tidak hanya dipengaruhi oleh karakteristik sampel, tetapi juga kemungkinan berkaitan dengan perbedaan dalam preparasi sampel dan kondisi pengukuran pada setiap sesi. Kondisi tersebut dapat menjadi salah satu faktor yang berkontribusi terhadap tumpang tindih antarkelas pada score plot PCA.

Tabel 4. Median CV% ΔVmax antar replikasi per sensor (20 kombinasi adulteran–matriks–konsentrasi).

Sensor	Boraks–Agar-agar	Formalin–Agar-agar	Boraks–Mie Basah	Formalin–Mie Basah	Median sensor
MQ6	28,9	38,3	76,3	32,7	35,5
MQ135	34,7	71,8	54,2	13,5	44,4
TGS822	73,5	35,3	42,3	66,8	54,6
MQ3	52,1	19,3	52,4	49,6	50,9
MQ136	56,5	36,8	68,5	51,6	54,1
MQ137	70,5	22,3	51,2	47,2	49,2
MS1100	27,0	31,6	37,7	54,4	34,6
MQ4	46,2	39,7	39,6	38,1	39,6
Median kelas	**49,2**	**36,1**	**51,8**	**48,4**	**44,2**

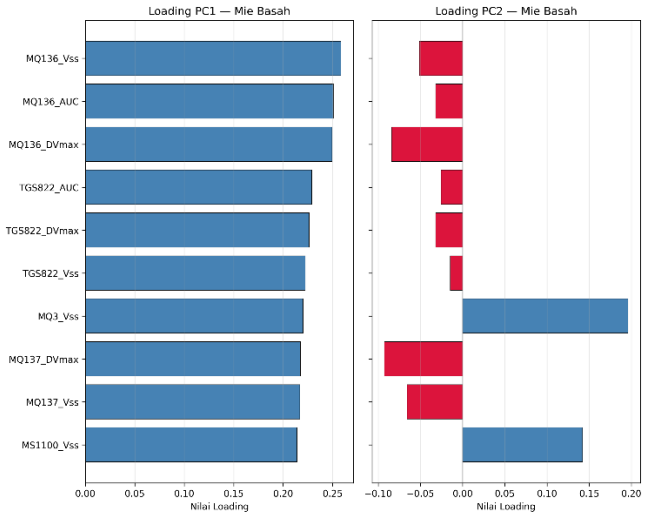


Gambar 7. *Scree plot Principal Component Analysis.*



Gambar 8. Score plot PCA untuk seluruh sampel.

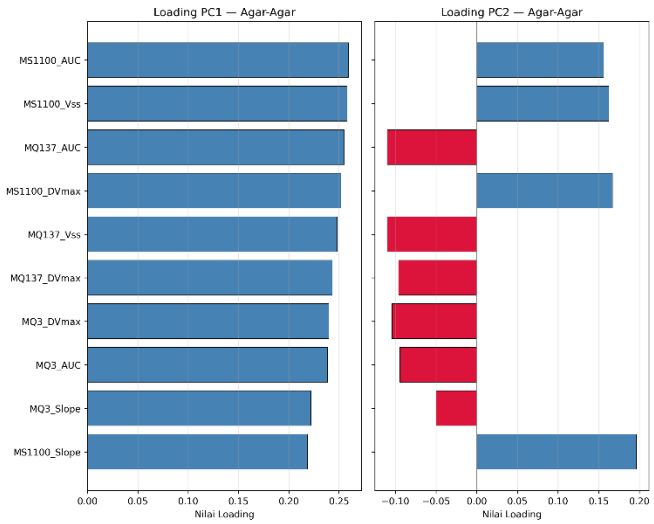
Visualisasi *score plot* pada bidang PC1–PC2 menunjukkan kecenderungan pengelompokan sampel berdasarkan jenis adulteran pada kedua matriks pangan. Pada matriks agar-agar, sebagian sampel boraks membentuk klaster yang relatif rapat pada area PC1 negatif hingga netral, terpisah dari mayoritas sampel formalin yang tersebar pada nilai PC1 lebih positif. Pada matriks mie basah, sebagian besar sampel formalin dan boraks terkonsentrasi berhimpitan di sekitar pusat plot, dengan hanya beberapa titik pada nilai PC1 ekstrem yang tampak terpisah dari kelompok utama.



Gambar 9. *Loading plot* PCA pada matriks mie basah untuk PC1 dan PC2.

Berdasarkan loading plot pada **Gambar 9**, pembentukan PC1 pada matriks agar-agar terutama dipengaruhi oleh fitur MS1100_AUC dan MS1100_Vss dengan nilai loading sekitar 0,26. Fitur MQ137_AUC, MS1100_ΔVmax, dan MQ137_Vss juga menunjukkan nilai loading yang relatif besar. Hal ini menunjukkan bahwa fitur respons sensor MS1100 dan MQ137 memiliki kontribusi yang cukup besar terhadap variasi data pada PC1. Sementara itu, pada PC2, fitur MS1100_Slope menunjukkan loading positif tertinggi, yaitu sekitar 0,20, sedangkan beberapa fitur dari sensor MQ137 dan MQ3 memiliki loading negatif.

Pada matriks mie basah (**Gambar 10**), PC1 didominasi oleh fitur MQ136_Vss, MQ136_AUC, dan MQ136_ΔVmax dengan nilai loading berkisar antara 0,25–0,26. Selain itu, beberapa fitur dari sensor TGS822 juga menunjukkan loading yang relatif besar. Pada PC2, fitur MQ3_Vss memiliki loading positif tertinggi, yaitu sekitar 0,20, diikuti oleh MS1100_Vss sekitar 0,14. Sebaliknya, beberapa fitur dari sensor MQ136, MQ137, dan TGS822 menunjukkan loading negatif. Perbedaan pola loading tersebut menunjukkan bahwa fitur sensor yang berkontribusi terhadap variasi data pada kedua matriks pangan tidak sepenuhnya sama.



Gambar 10. *Loading plot* PCA pada matriks agar-agar untuk PC1 dan PC2.

Pada kedua matriks pangan, fitur ΔVmax, AUC, dan ΔVss yang berasal dari sensor yang sama menunjukkan pola loading yang relatif serupa. Hal ini mengindikasikan adanya kemungkinan redundansi informasi antarfitur, yaitu beberapa fitur dapat merepresentasikan karakteristik respons sensor yang saling berkaitan. Meskipun demikian, nilai loading tidak dapat secara langsung diartikan sebagai penentu perbedaan antara sampel formalin dan boraks. Variasi yang dijelaskan oleh komponen utama juga dapat dipengaruhi oleh perbedaan konsentrasi serta variasi respons antarreplikasi.

Hasil perhitungan *silhouette score* menunjukkan nilai sebesar 0,285 pada bidang PC1–PC2 untuk matriks agar-agar dan 0,288 untuk matriks mie basah. Sementara itu, pada ruang 32 fitur, nilai yang diperoleh masing-masing sebesar 0,119 dan 0,162. Nilai tersebut menunjukkan bahwa pemisahan antara kelas formalin dan boraks masih terbatas, karena kelompok sampel belum memiliki kekompakan dan keterpisahan yang kuat. Nilai *silhouette score* yang relatif berdekatan pada kedua matriks juga menunjukkan bahwa kualitas pengelompokan berdasarkan metrik tersebut tidak jauh berbeda antara agar-agar dan mie basah. Namun, perlu diperhatikan bahwa *silhouette score* hanya mengevaluasi kekompakan dan keterpisahan kelompok berdasarkan data yang dianalisis, sehingga nilainya belum dapat digunakan untuk menyimpulkan kemampuan klasifikasi model secara langsung.

Hasil perhitungan silhouette score menunjukkan nilai sebesar 0,285 pada bidang PC1–PC2 untuk matriks agar-agar dan 0,288 untuk matriks mie basah. Sementara itu, pada ruang 32 fitur, nilai yang diperoleh masing-masing sebesar 0,119 dan 0,162. Nilai tersebut menunjukkan bahwa pemisahan antara kelas formalin dan boraks masih terbatas, sehingga kedua kelas belum membentuk kelompok yang kompak dengan batas pemisahan yang jelas. Nilai yang relatif berdekatan pada kedua matriks juga menunjukkan bahwa kualitas pengelompokan berdasarkan silhouette score tidak berbeda secara berarti antara agar-agar dan mie basah. Namun, perlu diperhatikan bahwa silhouette score hanya mengukur kekompakan dan keterpisahan kelompok, sehingga hasilnya belum dapat digunakan untuk menyimpulkan kemampuan klasifikasi model secara langsung.

B. Pembahasan

Variasi magnitudo dan arah respons antarsensor yang teramati pada **Gambar 3, Gambar 4**, dan **Gambar 5** berkaitan erat dengan mekanisme penginderaan sensor MOS itu sendiri. Setiap sensor memiliki formulasi material sensitif dan dopan yang berbeda, sehingga afinitas permukaannya terhadap golongan VOC tertentu juga tidak seragam meskipun seluruh sensor pada dasarnya merespons campuran VOC secara bersamaan dengan bobot yang berbeda-beda (Aghili et al., 2023; Roy & Yadav, 2022). Karakteristik cross-sensitivity inilah yang menjelaskan mengapa TGS822 lebih reaktif terhadap formalin dibandingkan boraks: formalin memiliki tekanan uap yang sangat tinggi sehingga mudah terakumulasi pada fase gas dan langsung berinteraksi dengan permukaan oksida logam melalui reaksi oksidasi katalitik yang melepaskan elektron ke pita konduksi sensor (Mahata et al., 2024). Sebaliknya, boraks pada dasarnya merupakan senyawa anorganik dengan tekanan uap mendekati nol pada suhu kamar, sehingga tidak terdeteksi secara langsung oleh sensor MOS. Keberadaan boraks baru tertangkap secara tidak langsung melalui perubahan kondisi kimia matriks pangan, misalnya peningkatan pH akibat hidrolisis ion tetraborat yang mendorong pelepasan senyawa nitrogen volatil seperti amonia (Hadrup et al., 2021; Pradhana et al., 2023). Perbedaan mekanisme deteksi langsung dan tidak langsung inilah yang kemungkinan mendasari perbedaan magnitudo respons antara kedua adulteran pada sebagian besar sensor, sebagaimana tampak pada pola dua fase yang berlawanan arah di **Gambar 5**.

Drift yang masih teramati pada sensor MQ135 dan MS1100 menjelang akhir fase *baseline* mengindikasikan bahwa proses stabilisasi termal elemen sensitif belum sepenuhnya tuntas meskipun periode *warm-up* telah dilalui. Kondisi ini merupakan karakteristik umum sensor MOS, karena kesetimbangan ionosorpsi oksigen pada permukaan material terus menyesuaikan diri terhadap fluktuasi suhu dan kelembapan *chamber* (Sanislav et al., 2025). Meskipun demikian, penerapan koreksi *baseline* secara individual pada setiap sesi pengukuran efektif meminimalkan pengaruh drift tersebut terhadap nilai fitur yang

diekstraksi, sehingga ΔV yang dihasilkan lebih murni merepresentasikan interaksi sensor dengan VOC sampel.

Nilai median CV antarreplikasi sebesar 44,2% menunjukkan bahwa variasi respons antarreplikasi merupakan salah satu sumber sebaran data yang substansial. Variasi ini sejalan dengan tumpang tindih kelas yang terlihat pada score plot. Karena setiap replikasi dipreparasi secara terpisah, variasi tersebut kemungkinan mencerminkan perbedaan preparasi sampel dan kondisi pengukuran. Namun, kontribusi masing-masing faktor tidak dapat dipisahkan berdasarkan data penelitian ini. Kondisi tersebut juga menjadi salah satu alasan mengapa perbedaan respons TGS822 dan MQ3 antara formalin dan boraks perlu dimaknai sebagai kecenderungan. Rendahnya proporsi variansi yang dijelaskan oleh PC1 dan PC2 pada kedua matriks pangan, yaitu sekitar 50–59% secara kumulatif, menunjukkan bahwa informasi dalam data tidak sepenuhnya terwakili oleh dua komponen utama tersebut. Dengan demikian, sebaran titik pada score plot PC1–PC2 hanya merepresentasikan sebagian dari struktur informasi yang tersimpan dalam ruang fitur 32 dimensi. Sebagian variasi data lainnya masih dijelaskan oleh komponen utama berikutnya (Jolliffe & Cadima, 2016).

Perbedaan pola *loading* pada kedua matriks pangan menunjukkan bahwa struktur variasi respons sensor yang ditangkap oleh PCA dipengaruhi oleh karakteristik matriks sampel. Pada agar-agar, kontribusi terhadap PC1 lebih banyak berasal dari fitur sensor MS1100 dan MQ137, sedangkan PC2 lebih dipengaruhi oleh fitur MS1100_Slope. Sementara itu, pada mie basah, fitur dari sensor MQ136 dan TGS822 lebih dominan dalam pembentukan PC1, sedangkan PC2 lebih banyak dipengaruhi oleh MQ3_Vss dan MS1100_Vss. Perbedaan tersebut mengindikasikan bahwa respons *array sensor* terhadap kedua matriks pangan memiliki pola yang berbeda, sehingga fitur yang paling berperan dalam menjelaskan variasi data juga tidak sama.

Selain itu, beberapa fitur dari sensor yang sama, seperti ΔVmax, AUC, dan Vss, menunjukkan pola *loading* yang relatif serupa. Kondisi ini mengindikasikan adanya kemungkinan redundansi informasi antarfitur, yaitu beberapa fitur dapat merepresentasikan pola respons sensor yang saling berkaitan. Meskipun demikian, nilai loading yang besar tidak secara langsung menunjukkan bahwa suatu sensor lebih spesifik dalam merespons formalin atau boraks. Loading menggambarkan hubungan suatu fitur dengan komponen utama dalam menjelaskan variasi data, sedangkan variasi yang tertangkap PCA juga dapat dipengaruhi oleh perbedaan konsentrasi dan respons antarreplikasi. Oleh karena itu, loading plot digunakan untuk mengidentifikasi fitur yang berperan dalam menjelaskan variasi data, bukan untuk menentukan kemampuan sensor dalam membedakan jenis adulteran secara langsung.

Perbedaan pola pengelompokan antara agar-agar dan mie basah pada **Gambar 8** dapat dijelaskan melalui perbedaan kompleksitas latar VOC kedua matriks. Agar-agar sebagai matriks berbasis polisakarida relatif inert dan minim menghasilkan VOC endogen, sehingga perubahan profil VOC akibat adulterasi formalin maupun boraks dapat tertangkap lebih jelas oleh *array sensor* tanpa banyak interferensi dari komponen volatil alami matriks. Sebaliknya, mie basah mengandung protein dan lipid yang berpotensi mengalami degradasi awal menghasilkan VOC latar yang kompleks, sehingga kontribusi VOC hasil adulterasi menjadi relatif tersamar di antara sinyal latar tersebut. Kondisi tersebut diduga turut memengaruhi pola pengelompokan pada score plot, sehingga kecenderungan pemisahan kelas pada matriks agar-agar tampak lebih jelas dibandingkan mie basah.

Perlu ditekankan bahwa tumpang tindih yang masih tampak pada *score plot* tidak dapat langsung diartikan sebagai ketidakmampuan *array sensor* dalam membedakan kedua adulteran. Karena PC1 dan PC2 hanya mewakili separuh dari total variansi data, kedekatan posisi dua titik pada bidang dua dimensi ini tidak serta-merta mencerminkan kemiripan penuh pada ruang fitur aslinya; sebagian informasi pembeda kemungkinan besar tersimpan pada komponen-komponen berikutnya yang tidak tervisualisasikan (Takefuji, 2025). Variasi antarreplikasi yang besar (median CV 44,2%; **Tabel 4**) menunjukkan bahwa sebagian tumpang tindih tersebut dapat berasal dari variabilitas preparasi dan pengukuran, bukan semata dari kemiripan profil VOC kedua adulteran. Dengan demikian, kecenderungan pengelompokan yang teramati lebih tepat dimaknai sebagai indikasi awal bahwa *array sensor* MOS mampu menangkap perbedaan karakteristik VOC antara formalin dan boraks, dengan tingkat keberhasilan visualisasi yang dipengaruhi oleh kompleksitas latar kimia masing-masing matriks pangan.

Hasil perhitungan *silhouette score* memperkuat pengamatan visual pada *score plot*. Pada bidang PC1–PC2, diperoleh nilai silhouette score sebesar 0,285 untuk matriks agar-agar dan 0,288 untuk matriks mie basah. Sementara itu, pada keseluruhan ruang fitur 32 dimensi, nilai yang diperoleh masing-masing sebesar 0,119 dan 0,162. Nilai tersebut menunjukkan bahwa pemisahan antara kelas formalin dan boraks masih terbatas, baik pada visualisasi dua komponen utama maupun pada keseluruhan fitur. Nilai *silhouette score* yang relatif berdekatan pada kedua matriks juga menunjukkan bahwa kualitas pengelompokan keduanya tidak jauh berbeda berdasarkan metrik tersebut. Dengan demikian, meskipun score plot agar-agar secara visual memperlihatkan kecenderungan pemisahan yang lebih jelas, hasil kuantitatif belum menunjukkan perbedaan separabilitas yang besar antara kedua matriks. Perlu diperhatikan bahwa *silhouette score* mengevaluasi kekompakan dan keterpisahan kelompok, bukan kinerja model klasifikasi.

Temuan ini sejalan dengan hasil yang dilaporkan Aghili et al. (2023) pada sistem *e-nose* berbasis sensor MOS untuk deteksi adulterasi minyak wijen, yang juga menunjukkan pemisahan parsial pada *score plot* PCA akibat kemiripan komposisi volatil antar kelompok konsentrasi rendah. Demikian pula, Pradhana et al. (2023) menekankan bahwa efektivitas visualisasi eksploratori pada deteksi boraks sangat bergantung pada seberapa besar adulteran memodifikasi profil VOC matriks, bukan semata-mata pada jumlah sensor yang digunakan. Dibandingkan dengan kedua studi tersebut, penelitian ini memperlihatkan bahwa kualitas pengelompokan PCA tidak hanya dipengaruhi oleh jenis adulteran, tetapi juga oleh karakteristik matriks pangan itu sendiri, sebagaimana ditunjukkan oleh perbedaan pola separasi antara agar-agar dan mie basah. Hasil ini turut sejalan dengan *cross-sensitivity array* MOS, meskipun menjadi keterbatasan pada tingkat sensor tunggal, justru menjadi kekuatan utama sistem *e-nose* ketika seluruh dimensi fitur dianalisis secara kolektif melalui pendekatan multivariat seperti PCA (Roy & Yadav, 2022).

IV. PENUTUP

A. Simpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan, dapat disimpulkan beberapa hal sebagai berikut: Pertama, respons array delapan sensor gas MOS terhadap sampel mie basah dan agar-agar yang mengandung formalin dan boraks menunjukkan pola yang bervariasi antar sensor. Sinyal mentah memerlukan koreksi *baseline* karena adanya perbedaan *offset* dan *drift* antar sensor. Formalin secara umum menghasilkan respons yang lebih besar pada sensor tertentu, seperti TGS822, dibandingkan boraks. Kedua, PCA menunjukkan bahwa variansi data tersebar pada beberapa komponen utama, tidak hanya terkonsentrasi pada satu atau dua komponen. PC1 dan PC2 menjelaskan masing-masing 35,7% dan 14,8% variansi pada matriks agar-agar (kumulatif 50,5%), serta 39,4% dan 19,3% pada matriks mie basah (kumulatif 58,7%). Visualisasi *score plot* menunjukkan kecenderungan pemisahan kelas formalin dan boraks yang lebih jelas pada matriks agar-agar dibandingkan mie basah, meskipun masih terdapat tumpang tindih (*overlap*) antar kelas pada kedua matriks. Temuan ini menunjukkan bahwa visualisasi dua komponen utama belum sepenuhnya merepresentasikan pola perbedaan antar kelas dalam data. Secara keseluruhan, *array sensor* gas MOS yang dikombinasikan dengan PCA berpotensi digunakan untuk analisis eksploratori karakteristik respons sensor dan visualisasi kecenderungan pemisahan sampel yang mengandung formalin dan boraks pada mie basah dan agar-agar. Pendekatan ini dapat menjadi tahap awal dalam pengembangan sistem skrining pangan yang cepat dan non-destruktif, tetapi visualisasi PCA saja belum cukup untuk menyimpulkan keberhasilan deteksi atau klasifikasi kedua adulteran. Oleh karena itu, diperlukan metode klasifikasi lanjutan untuk mengevaluasi kemampuan pemisahan kelas secara kuantitatif.

B. Saran

1. Penelitian selanjutnya disarankan menerapkan metode klasifikasi multivariat (misalnya *Support Vector Machine, k-Nearest Neighbor*, atau *Linear Discriminant Analysis*) untuk mengevaluasi separabilitas kelas secara kuantitatif pada ruang fitur berdimensi tinggi yang tidak sepenuhnya tervisualisasikan pada score plot PC1–PC2.

2. Jumlah replikasi pengukuran perlu ditingkatkan agar-agar hasil analisis PCA lebih representatif dan mampu menggambarkan variasi data secara lebih baik.
3. Penelitian selanjutnya disarankan menambahkan sampel kontrol tanpa adulteran serta memperluas rentang konsentrasi untuk memperkaya informasi mengenai kemampuan diskriminasi sistem
4. Sensor dengan sensitivitas rendah terhadap perubahan konsentrasi adulteran dapat dievaluasi lebih lanjut untuk mempertimbangkan penyederhanaan konfigurasi *array sensor* tanpa mengurangi kemampuan deteksi secara signifikan.
5. Pengujian pada kondisi lingkungan yang bervariasi (suhu dan kelembapan) disarankan untuk mengevaluasi ketahanan sistem sebelum diterapkan pada kondisi pengawasan pangan di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

Aghili, N. S., Rasekh, M., Karami, H., Edriss, O., Wilson, A. D., & Ramos, J. (2023). Aromatic fingerprints: VOC analysis with *e-nose* and GC-MS for rapid detection of adulteration in sesame oil. *Sensors*, 23(14), 6294. https://doi.org/10.3390/s23146294

Borowik, P., Grzywacz, T., Tarakowski, R., Tkaczyk, M., Ślusarski, S., Dyshko, V., & Oszako, T. (2023). Development of a low-cost electronic nose with an open sensor chamber: Application to detection of *Ciboria batschiana*. *Sensors*, 23(2), 627. https://doi.org/10.3390/s23020627

Fappiano, L., Carriera, F., Iannone, A., Notardonato, I., & Avino, P. (2022). A review on recent sensing methods for determining formaldehyde in agri-food chain: A comparison with the conventional analytical approaches. *Foods*, 11(9), 1351. https://doi.org/10.3390/foods11091351

Hadrup, N., Frederiksen, M., & Sharma, A. K. (2021). Toxicity of boric acid, borax and other boron-containing compounds: A review. *Regulatory Toxicology and Pharmacology*, 121, 104873. https://doi.org/10.1016/j.yrtph.2021.104873

Mahata, B., Acharyya, S., Banerji, P., & Guha, P. K. (2024). Assessment of fish adulteration using SnO2 nanopetal-based gas sensor and machine learning. *Food Chemistry*, 438, 138039. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.138039

Obadi, M., Li, Y., & Xu, B. (2023). Recent advances in extending the shelf life of fresh wet noodles: Influencing factors and preservation technologies. *Journal of Food Science*, 88(9), 3626–3648. https://doi.org/10.1111/1750-3841.16719

Pradhana, D. A., Setiawan, H., Nugraha, A., & Wibowo, S. (2023). Sensor array system based on electronic nose to detect boraks in meatballs with artificial neural network. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2023, Article 8847929. https://doi.org/10.1155/2023/8847929

Republik Indonesia. (2012). *Undang-Undang Nomor 18 Tahun 2012 tentang Pangan*.

Robbika, R., Prasetia, H., & Ulfa, M. (2022). Critical quality control on determination of boron using ICP-OES. *Indonesian Journal of Chemical Analysis*, 5(2), 103–110. https://doi.org/10.20885/ijca.vol5.iss2.art4

Roy, M., & Yadav, B. K. (2022). Electronic nose for detection of food adulteration: A review. *Journal of Food Science and Technology*, 59(3), 846–858. https://doi.org/10.1007/s13197-021-05057-w

Sanislav, T., Mois, G. D., & Zeadally, S. (2025). A comprehensive review on sensor-based electronic nose for food quality and safety. *Sensors*, 25(14), 4437. https://doi.org/10.3390/s25144437

Takefuji, Y. (2025). Beyond principal component analysis: Enhancing feature reduction in electronic noses through robust statistical methods. *Trends in Food Science & Technology*, 104919. https://doi.org/10.1016/j.tifs.2025.104919