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
ifi@unesa.ac.id

Jurnal Inovasi Fisika Indonesia (IFI) Volume 15 Nomor 3 Tahun 2026, hal 444-452

EVALUASI KINERJA SISTEM *ELECTRONIC NOSE* BERBASIS SENSOR ARRAY MOS DENGAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (PCA) UNTUK DETEKSI FORMALIN DAN BORAKS TAHU DAN BAKSO

[1)]Redita Vivi Septiana, [2)]Endah Rahmawati, [3)]Rohim Aminullah Firdaus, [4)]Dzulkiflih [5)]Wildan Panji Tresna

[1)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: redita.22054@mhs.unesa.ac.id
[2)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: endahrahmawati@unesa.ac.id
[3)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: rohimfirdaus@unesa.ac.id
[3)] Program Studi Fisika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, email: dzulkiflih@unesa.ac.id
[5)] Badan Riset dan Inovasi nasional, Tangerang Selatan, email: wild004@brin.go.id

Abstrak

Formalin dan boraks masih sering disalahgunakan sebagai pengawet ilegal pada tahu dan bakso di Indonesia, sehingga dibutuhkan metode deteksi yang cepat dan tidak merusak sampel. Penelitian ini bertujuan mengevaluasi kinerja sistem *electronic nose* (*e-nose*) berbasis larik delapan sensor *Metal Oxide Semiconductor* (MOS) dengan *Principal Component Analysis* (PCA) dalam membedakan pola formalin dan boraks pada tahu dan bakso. Sebanyak 80 sesi pengukuran dikumpulkan dari empat kombinasi adulteran-matriks pada lima tingkat konsentrasi dengan empat replikasi. Sinyal sensor dikoreksi terhadap nilai *Baseline*, diekstraksi menjadi 32 fitur (ΔVmax, AUC, *slope*, Vss), distandardisasi menggunakan *StandardScaler* (*Z-score*), kemudian direduksi dimensinya menggunakan PCA yang dievaluasi melalui proporsi variansi terjelaskan, pola sebaran skor komponen utama, dan kontribusi *loading* tiap sensor. Hasil menunjukkan bahwa pada matriks tahu, dua komponen utama pertama menjelaskan 59,4% variansi data dengan kecenderungan pemisahan parsial antara kelas formalin dan boraks, sementara pada matriks bakso 64,2% variansi terjelaskan dengan sebaran skor yang saling tumpang tindih. Sensor MS1100 tercatat paling sensitif terhadap kedua adulteran. Penelitian ini memberikan kontribusi berupa pemetaan kuantitatif kinerja PCA sebagai tahap pra-klasifikasi yang selama ini jarang dilaporkan secara eksplisit dalam literatur *e-nose* di Indonesia, sekaligus pemahaman mengenai karakteristik selektivitas sensor MOS terhadap dua jenis adulteran pada dua matriks pangan berbeda.

Kata Kunci: *Electronic nose, sensor MOS, Principal Component Analysis (PCA), formalin, boraks.*

Abstract

Formalin and borax remain commonly misused as illegal preservatives in tofu and meatballs in Indonesia, creating a need for rapid, non-destructive detection methods. This study aims to evaluate the performance of an electronic nose (e-nose) system based on an eight-channel Metal Oxide Semiconductor (MOS) sensor array combined with Principal Component Analysis (PCA) for differentiating the response patterns of formalin and borax in tofu and meatballs. A total of 80 measurement sessions were collected across four adulterant-matrix combinations at five concentration levels with four replicates each. Sensor signals were baseline-corrected, extracted into 32 features (ΔVmax, AUC, slope, Vss), standardized using StandardScaler (Z-score), and dimensionally reduced through PCA, evaluated based on explained variance proportion, principal component score distribution, and sensor loading contributions. Results show that for the tofu matrix, the first two principal components explained 59.4% of the data variance with a partial separation trend between formalin and borax classes, whereas for the meatball matrix they explained 64.2% of the variance with overlapping score distributions. The MS1100 sensor was found to be the most sensitive to both adulterants. This study contributes a quantitative mapping of PCA performance as a pre-classification stage, which has rarely been explicitly reported in Indonesian e-nose literature, along with insight into the selectivity characteristics of MOS sensors toward two adulterant types across two different food matrices.

Keywords: *Electronic nose; MOS sensor, Principal Component Analysis (PCA), 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 olahan berbahan dasar protein seperti tahu dan bakso masih menjadi persoalan yang berulang di Indonesia. Kedua produk ini memiliki kadar air tinggi sehingga umur simpannya pendek, dan kondisi ini kerap dimanfaatkan produsen nakal dengan menambahkan pengawet ilegal seperti formalin dan boraks agar produk tampak lebih segar dan tahan lama. Penelitian terbaru di Yogyakarta bahkan menemukan bahwa 96% dari 96 sampel jajanan berbahan tahu dan bakso positif mengandung formalin (Dewi et al., 2025), sementara pengawasan BPOM pada awal 2026 masih mencatat sekitar dua persen dari lima ribu sampel takjil terkontaminasi formalin dan boraks, dengan tahu dan bakso disebut sebagai komoditas yang paling sering ditemukan bermasalah. Paparan berulang kedua zat ini dapat mengganggu fungsi hati dan ginjal, sehingga deteksi dini pada rantai distribusi pangan menjadi kebutuhan yang mendesak. Metode uji konvensional seperti spektrofotometri dan titrasi memang akurat, tetapi memerlukan waktu, bahan kimia, dan tenaga laboratorium terlatih sehingga kurang praktis untuk pengawasan lapangan yang cepat. Kebutuhan inilah yang mendorong berkembangnya electronic nose (*e-nose*), sebuah sistem sensorik yang meniru mekanisme penciuman manusia melalui larik sensor gas untuk mengenali pola aroma suatu produk pangan secara cepat dan tanpa merusak sampel.

Di antara berbagai jenis sensor gas yang digunakan pada sistem e-nose, sensor berbasis *metal oxide semiconductor* (MOS) menjadi pilihan yang paling banyak diadopsi karena sensitivitasnya terhadap senyawa organik volatil, bahkan mampu membedakan pola hingga konsentrasi serendah 1 ppm. Riset di Indonesia pada bidang ini juga terus berkembang, mulai dari *e-nose* berbasis Raspberry Pi 4 dengan metode Support *Vector Machine* untuk membedakan pola formalin pada bakso (Sanjaya et al., 2024), hingga rancangan sistem dengan *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* untuk mengklasifikasikan kontaminasi kimia pada daging, yang berhasil mereduksi delapan fitur sensor menjadi tiga komponen utama dengan total variansi terjelaskan sebesar 79,63% (Rizki Setyawan et al., 2026). Pola yang tampak dari berbagai studi tersebut cukup konsisten: PCA hampir selalu ditempatkan sebagai tahap pra-pemrosesan menuju klasifikasi, sementara kinerjanya sendiri jarang dilaporkan atau dibahas secara eksplisit sebagai temuan yang berdiri sendiri.

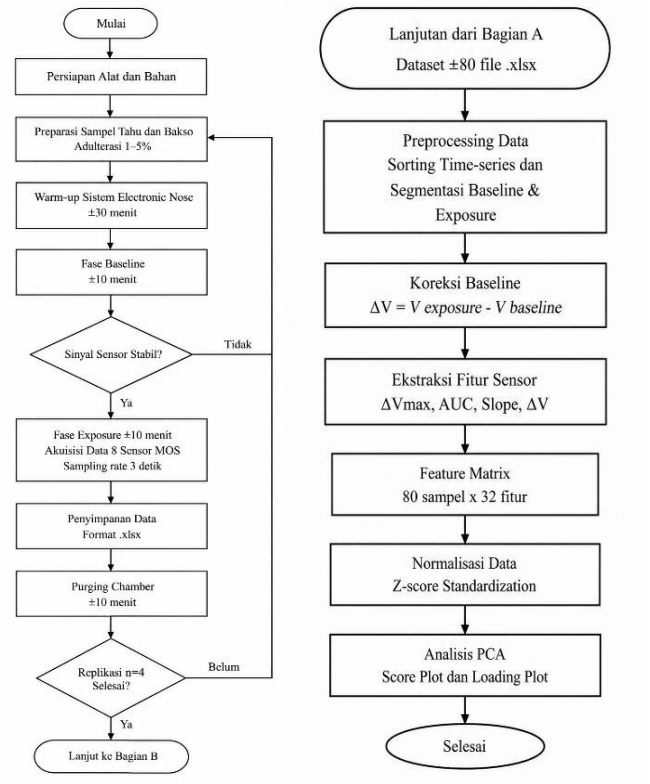
Padahal, pada tahap reduksi dimensi inilah kualitas pemisahan pola antar kelas adulteran—baik formalin maupun boraks, pada matriks tahu maupun bakso—pertama kali dapat dibaca melalui besaran variansi kumulatif dan sebaran skor komponen utama, sebelum bias dari algoritme klasifikasi ikut memengaruhi interpretasi hasil. Kinerja PCA sendiri sangat bergantung pada karakteristik fitur sensor dan skema akuisisi data yang digunakan, sehingga tidak dapat diasumsikan otomatis baik tanpa dievaluasi secara khusus untuk tiap kasus. Berangkat dari celah tersebut, penelitian ini difokuskan untuk mengevaluasi kinerja sistem e-nose berbasis larik delapan sensor MOS (MQ3, MQ4, MQ6, MQ135, MQ136, MQ137, TGS822, dan MS1100) pada tahap PCA, dengan menelaah proporsi variansi yang terjelaskan, pola pemisahan skor komponen utama, serta kontribusi loading tiap sensor dalam membedakan sampel formalin dan boraks pada matriks tahu dan bakso. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan evaluasi tahap pra-klasifikasi yang selama ini jarang dilaporkan secara eksplisit dalam literatur *e-nose* di Indonesia, sekaligus memberikan pemahaman yang lebih dalam mengenai perilaku sensor MOS terhadap dua jenis adulteran pada dua matriks pangan yang berbeda.

II. METODE

A. Rancangan Penelitian

Penelitian ini bersifat eksperimental kuantitatif untuk mengevaluasi kinerja sistem e-nose berbasis delapan sensor MOS (MQ3, MQ4, MQ6, MQ135, MQ136, MQ137, TGS822, MS1100) dengan PCA dalam membedakan pola formalin dan boraks pada tahu dan bakso. Objek penelitian mencakup empat kombinasi matriks-adulteran pada lima konsentrasi (1–5%) dengan empat replikasi, sehingga diperoleh total 80 sesi (20

sesi per kelas). Tahapan penelitian meliputi akuisisi sinyal sensor pada fase *baseline* dan *exposure*, koreksi *baseline*, ekstraksi fitur (ΔVmax, AUC, slope, Vss), transformasi dan standardisasi data menggunakan *StandardScaler* (*Z-score*), hingga reduksi dimensi dengan PCA yang dievaluasi melalui proporsi variansi terjelaskan, sebaran skor komponen utama, dan kontribusi *loading* tiap sensor sebagaimana ditunjukkan pada diagram alur penelitian berikut.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian

B. Variabel Operasional Penelitian

Variabel kontrol penelitian ini yaitu waktu perendaman 60 menit, waktu ekuilibrasi *head-space* 10 menit, fase *baseline* 10 menit, fase *exposure* 10 menit, *sampling rate* (3 detik per poin). Dengan manipulasi matriks pangan yaitu tahu dan bakso serta jenis adulteran yaitu formalin dan boraks pada konsentrasi adulteran 1%, 2%, 3%, 4%, 5%. Variabel respon yang dihasilkan berupa nilai tegangan keluaran sensor (ADC-1023) sebagai fungsi waktu, parameter hasil ekstraksi fitur sinyal yang terdiri atas ΔVmax, AUC, *slope* awal fase *Exposure*, dan *steady-state value* (Vss), serta hasil analisis berupa *Principal Component Analysis* (PCA).

C. Teknik Pengumpulan Data

Pada pembuatan sampel dilakukan dengan empat tahapan utama yaitu pembuatan larutan, perendaman, penirisan, dan penimbangan serta preparasi headspace. Sampel yang digunakan pada penelitian ini yaitu tahu dan bakso di mana sampel ini akan dibagi lagi ke dalam dua kelompok utama, yaitu sampel yang diberikan formalin dan boraks. Penambahan formalin dan boraks dilakukan dengan variasi konsentrasi tertentu bertujuan untuk deteksi. Persamaan formalin sebagai berikut:

$$C1 \times V1 = C2 \times V2 \quad (1)$$

dengan $C1$ = konsentrasi stok formalin (37% v/v), $V1$ = volume stok yang dibutuhkan (mL), $C2$= konsentrasi larutan target (% v/v), dan $V2$ = volume akhir larutan yang disiapkan (5mL)

Persamaan boraks sebagai berikut:

$$massa\ (gram) = \%wv \times Vfinal\ (mL)100 \quad (2)$$

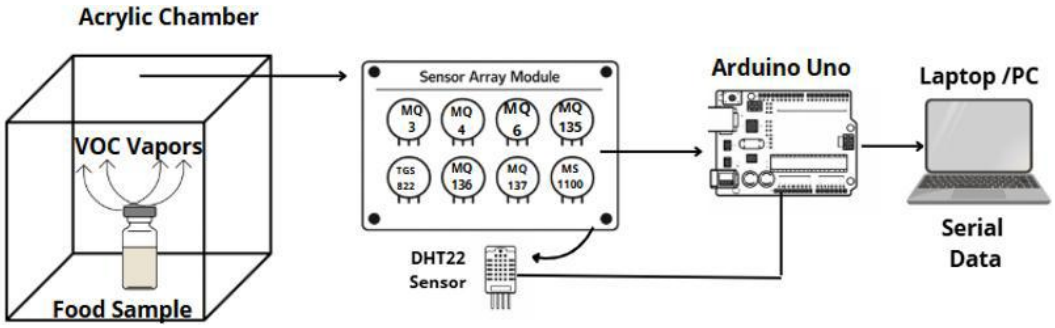
Tabel 1. Komposisi Larutan Formalin

Konsentrasi (% v/v)	Volume Formalin (mL)	Volume Akuades (mL)	Volume Akhir (mL)
1	0,14	4,86	5
2	0,27	4,73	5
3	0,41	4,59	5
4	0,54	4,46	5
5	0,68	4,32	5

Tabel 2. Komposisi Larutan Boraks

Konsentrasi (% w/v)	Massa Boraks (g)	Volume Akhir (mL)
1	0,05	5
2	0,10	5
3	0,15	5
4	0,20	5
5	0,25	5

Data primer penelitian diperoleh dari pengukuran sinyal tegangan *time-series* menggunakan sistem *Electronic Nose* berbasis delapan sensor gas MOS pada empat skenario adulterasi pangan (formalin dan boraks pada tahu serta bakso) dengan lima tingkat konsentrasi (1–5%), yang diukur dalam empat replikasi independen yang dipreparasi terpisah. Akuisisi data diawali dengan *warm-up* sensor selama ±30 menit, kemudian melalui tahapan *baseline* (10 menit), *exposure* (10 menit), dan *purging* (10 menit) dengan sampling rate 3 detik, sehingga setiap sesi menghasilkan sekitar 600 data per sensor yang disimpan dalam format ADC 10-bit (.xlsx) beserta timestamp, suhu, dan kelembapan. Selain data primer, penelitian ini juga menggunakan data sekunder berupa datasheet sensor dan publikasi ilmiah sebagai dasar analisis karakteristik sensor MOS dan metode pattern recognition.



Gambar 2. Skema Teknik Pengumpulan Data

D. Teknik Pengolahan Data

Data *time-series* hasil akuisisi terlebih dahulu melalui tahap *preprocessing* yang meliputi inspeksi kualitas data, pengurutan berdasarkan timestamp, dan segmentasi menjadi fase *Baseline* serta *Exposure*. Selanjutnya dilakukan koreksi *Baseline* untuk menghilangkan pengaruh *offset* awal setiap sensor, sehingga sinyal yang diperoleh merepresentasikan respons sensor terhadap senyawa volatil selama fase *Exposure* dan digunakan sebagai dasar ekstraksi fitur. Koreksi *Baseline* menggunakan persamaan:

$$\Delta V = V_{Exposure} - V_{baseline} \quad (3)$$

Pada fase *Exposure* dilakukan ekstraksi empat fitur, yaitu ΔVmax, *Area Under Curve* (AUC), *slope* awal, dan *steady-state value* (Vss) dari setiap sensor, sehingga dihasilkan matriks fitur berukuran N × 32. Seluruh fitur kemudian dinormalisasi menggunakan metode *Z-score* dengan *StandardScaler* yang dipasang pada seluruh 80 sesi, karena analisis PCA bersifat eksploratori dan tidak melibatkan pemisahan data latih dan uji. Selanjutnya, *Principal Component Analysis* (PCA) diterapkan sebagai metode reduksi dimensi untuk mentransformasikan 32 fitur menjadi beberapa komponen utama yang mampu mempertahankan sebagian

besar variasi data. Hasil PCA divisualisasikan melalui *score plot* PC1 dan PC2 untuk mengidentifikasi pola sebaran serta pemisahan sampel formalin dan boraks berdasarkan *fingerprint* aroma, yang selanjutnya digunakan sebagai tahap awal evaluasi sebelum proses klasifikasi. PCA merupakan metode *unsupervised* yang memaksimalkan variansi total tanpa menggunakan label kelas, sehingga tidak secara langsung mengukur akurasi klasifikasi; validasi silang *Leave-One-Replicate-Out* (LORO-CV) tidak diterapkan pada tahap ini dan direncanakan pada tahap klasifikasi lanjutan. Pencilan pada ruang PC1–PC2 diidentifikasi secara objektif menggunakan jarak Mahalanobis kuadrat (D^2) dengan ambang χ^2 persentil ke-97,5 pada derajat kebebasan 2 ($D^2 > 7{,}38$).

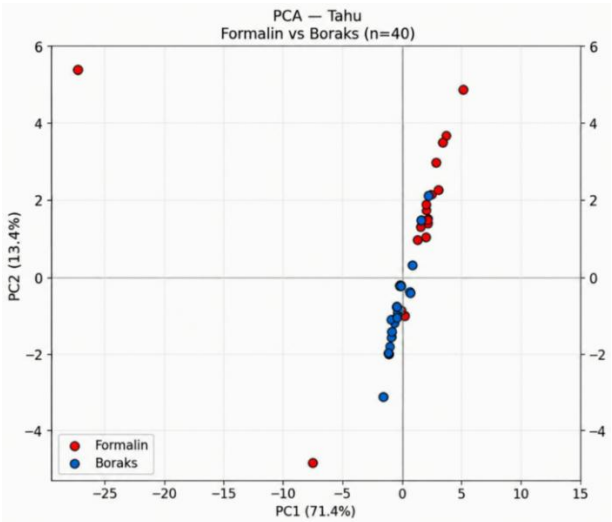
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Hasil penelitian menunjukkan bahwa setiap kelas sampel menghasilkan perubahan tegangan (ΔV) yang berbeda pada delapan sensor MOS, dengan respons tertinggi umumnya diperoleh pada sensor MS1100, MQ137, dan MQ136, sedangkan variasi nilai standar deviasi menunjukkan adanya perbedaan tingkat konsistensi respons antar sensor dan antar kelas sampel.

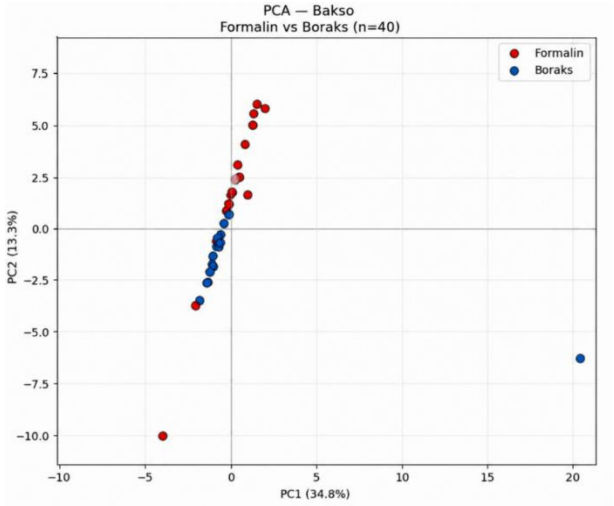
Tabel 3. Rata-rata ± simpangan baku ΔVmax (ADC) per sensor pada setiap kelas sampel (n = 20 sesi per kelas)

Kelas	n	MQ6	MQ 135	TGS 822	MQ3	MQ 136	MQ 137	MS 1100	MQ4
Formalin Bakso	20	1045,5 ± 1169,7	713,8 ± 994,9	65,6 ± 675,2	659,0 ± 740,8	534,8 ± 779,3	296,9 ± 978,8	1119,2 ± 1716,5	−82,4 ± 1007,9
Formalin Tahu	20	62,2 ± 1174,5	44,9 ± 1476,6	−367,0 ± 473,3	−273,4 ± 1086,9	−1037,6 ± 2405,3	−1290,2 ± 3029,2	−1059,7 ± 3530,7	−855,7 ± 1412,5
Boraks Bakso	20	139,3 ± 1458,1	196,0 ± 1673,8	153,8 ± 608,8	−258,2 ± 1451,2	−552,5 ± 2976,4	−932,7 ± 3821,9	−567,3 ± 4307,9	−811,5 ± 2015,0
Boraks Tahu	20	722,0 ± 1001,8	404,2 ± 1105,2	455,7 ± 355,5	282,4 ± 1173,1	437,3 ± 1904,2	286,7 ± 2327,8	647,6 ± 3001,4	−405,5 ± 1214,2



Gambar 3. Sebaran skor PCA PC1 vs PC2 matriks tahu (n = 40 sesi). Setiap titik mewakili satu sesi pengukuran; merah = formalin, biru = boraks; titik berlabel = pencilan menurut Tabel 5. Persentase pada sumbu menunjukkan variansi yang dijelaskan tiap komponen.

Hasil analisis *Principal Component Analysis* (PCA) pada sampel tahu menunjukkan kecenderungan pemisahan parsial antara formalin dan boraks, dengan dua komponen utama pertama menjelaskan 59,4% variansi data (**Gambar 3**). Pola ini mengindikasikan bahwa *array* sensor menangkap perbedaan karakteristik fingerprint aroma kedua jenis adulteran pada matriks tahu, tetapi pemisahan kelas belum bersih.

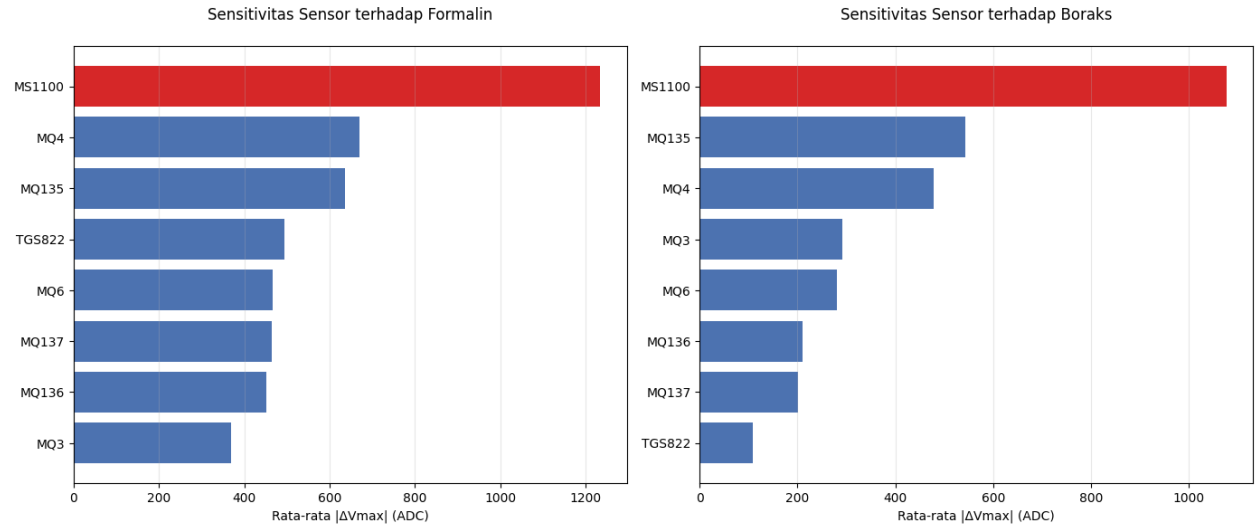


Gambar 4. Sebaran skor PCA PC1 vs PC2 matriks bakso (n = 40 sesi). Setiap titik mewakili satu sesi pengukuran; merah = formalin, biru = boraks; titik berlabel = pencilan menurut Tabel 5. Presentase pada sumbu menunjukkan variansi yang dijelaskan tiap komponen.

Hasil analisis *Principal Component Analysis* (PCA) pada sampel bakso sebarannya saling tumpang tindih, sehingga pemisahan tidak jelas pada dua komponen pertama yang menjelaskan 64,2% variansi data (**Gambar 4**). Dengan demikian, pada matriks bakso pola respons formalin dan boraks belum dapat dibedakan hanya berdasarkan dua komponen utama pertama.

Tabel 4. Kontribusi tiap sensor (%) pada PC1 dan PC2, dihitung dari jumlah kuadrat *loading* keempat fitur sensor

Sensor	PC1 Tahu	PC1 Bakso	PC2 Tahu	PC2 Bakso
MQ3	11,5	15,7	15,1	13,2
MQ4	8,9	16,9	13,3	10,4
MQ6	15,3	22,1	13,5	9,8
MQ135	4,4	7,3	10,9	8,9
MQ136	14,9	6,0	13,4	22,2
MQ137	13,2	1,7	12,3	17,3
TGS822	17,9	20,7	6,5	1,5
MS1100	13,9	9,7	14,9	16,8



Gambar 5. Sensitivitas Sensor terhadap Formalin dan Boraks (rata-rata $|\Delta V_{max}|$, n = 20 per kelas)

Hasil pengukuran menunjukkan bahwa sensitivitas delapan sensor MOS berbeda terhadap formalin dan boraks, dengan sensor MS1100 memberikan respons ΔVmax tertinggi pada kedua jenis adulteran.

B. Pembahasan

Dataset penelitian terdiri atas 80 sesi pengukuran yang mencakup empat kelas sampel (boraks-tahu, boraks-bakso, formalin-tahu, formalin-bakso) dengan masing-masing 20 sesi, dan seluruh file dinyatakan lengkap tanpa data hilang. Sinyal mentah menunjukkan penurunan tajam di awal fase *Baseline* akibat efek pemanasan elemen sensor MOS, bukan respons terhadap gas sampel (Zhang et al., 2019), sehingga nilai acuan *Baseline* dihitung dari rentang menjelang akhir fase tersebut dan dikoreksi secara individual per sesi mengingat resistansi sensor MOS mudah bergeser mengikuti kondisi lingkungan (Kim et al., 2021; Vergara & Llobet, 2021. Setelah koreksi Baseline, pola ΔV pada sampel formalin bakso memperlihatkan mayoritas sensor bergerak positif, sejalan dengan sifat formalin yang mudah menguap (Nadargi et al., 2023), dengan MS1100 mencatat kenaikan terbesar, sedangkan pada formalin tahu mayoritas sensor justru bergerak negatif (**Tabel 3**) Sementara sinyal mentah MQ135 secara kualitatif tampak paling berfluktuasi, kemungkinan akibat kepekaannya terhadap kondisi lingkungan (Cheng et al., 2021; Chen et al., 2022) Sehingga keragaman arah, besaran, dan kestabilan respons antarsensor ini membentuk pola sidik jari aroma yang khas bagi sistem electronic nose (Li et al., 2022).

Berdasarkan **Tabel 3**, arah rata-rata ΔVmax berbeda antara formalin dan boraks pada tiap matriks. Pada bakso, formalin menghasilkan ΔVmax positif pada tujuh dari delapan sensor (kecuali MQ4), sedangkan boraks negatif pada lima sensor (MQ3, MQ4, MQ136, MQ137, dan MS1100). Pada tahu polanya berbalik: formalin negatif pada enam sensor, sedangkan boraks positif pada tujuh sensor (kecuali MQ4). Arah respons yang berbeda antarmatriks mengindikasikan bahwa karakteristik volatil yang terbaca dibentuk oleh interaksi jenis adulteran dan jenis matriks pangan secara bersamaan, bukan oleh adulteran semata (Nadargi et al., 2023; Cheng et al., 2021). Namun, simpangan baku pada hampir seluruh sel melampaui nilai mutlak rata-ratanya, terutama pada MS1100, MQ137, dan MQ136, karena lima tingkat konsentrasi (1–5%) digabung dalam satu kelas sehingga sebaran respons melebar (Kim et al., 2021). Oleh karena itu, perbedaan antarkelas pada Tabel 3 bersifat indikatif dan belum diuji secara statistik.

Visualisasi PCA pada matriks tahu (**Gambar 3**) menunjukkan bahwa dua komponen utama menjelaskan sekitar 59,4% variansi data, sehingga sekitar 40,6% variansi dari 32 fitur asli tidak tertangkap pada dua komponen pertama. Sebaran skor pada bidang PC1–PC2 memperlihatkan kecenderungan pemisahan antara kelas formalin (merah) dan boraks (biru), di mana sebagian besar sampel boraks mengelompok rapat di sekitar nilai PC1 rendah hingga negatif, sementara sampel formalin cenderung tersebar ke arah PC1 lebih tinggi meski beberapa titik tetap tumpang tindih dengan klaster boraks di sekitar titik nol—pola yang wajar mengingat PCA hanya mengoptimalkan variansi total data, bukan pemisahan antar kelas secara eksplisit (Zang et al., 2023). Berdasarkan kriteria jarak Mahalanobis (Tabel 5), empat sesi tahu melampaui ambang pencilan ($D^2 > 7{,}38$), dengan pencilan paling jelas pada formalin_tahu4_rep1 ($D^2 = 19{,}11$), sedangkan boraks_tahu1_rep1, formalin_tahu5_rep1, dan formalin_tahu5_rep3 hanya sedikit melampaui ambang. Secara keseluruhan, pola ini menunjukkan bahwa *array* delapan sensor MOS yang digunakan menunjukkan indikasi perbedaan karakteristik volatil antara formalin dan boraks pada matriks tahu, meskipun pemisahan antar kelas belum sepenuhnya bersih pada level dua komponen utama.

Visualisasi PCA pada matriks bakso (**Gambar 4**) menunjukkan dua komponen utama menjelaskan sekitar 64,2% variansi data, sehingga sekitar 35,8% variansi dari 32 fitur asli tidak tertangkap pada dua komponen pertama. Sebaran skor pada bidang PC1–PC2 memperlihatkan mayoritas sampel formalin (merah) dan boraks (biru) mengelompok rapat di sekitar titik nol dengan pola yang saling tumpang tindih, tanpa garis pemisah yang jelas antar kedua kelas, kondisi yang wajar mengingat PCA memaksimalkan variansi total data dan bukan pemisahan antar kelas secara eksplisit (Zang et al., 2023). Berdasarkan kriteria jarak Mahalanobis (Tabel 5), empat sesi bakso melampaui ambang pencilan, dengan pencilan paling jelas pada formalin_bakso1_rep1 ($D^2 = 34{,}19$), disusul boraks_bakso4_rep1, boraks_bakso1_rep3, dan boraks_bakso5_rep1 ($D^2 = 9{,}50–12{,}03$). Enam dari delapan sesi pencilan pada kedua matriks merupakan

replikasi pertama, yang mengindikasikan kemungkinan sensor belum stabil pada pengukuran awal; pola ini masih berupa pengamatan dan belum diuji lebih lanjut. Dibandingkan dengan pola pada matriks tahu yang menunjukkan kecenderungan pemisahan meski belum sepenuhnya bersih, kerapatan dan tumpang tindih yang lebih tinggi pada matriks bakso mengindikasikan bahwa karakteristik volatil formalin dan boraks pada matriks ini secara relatif lebih sulit dibedakan hanya berdasarkan dua komponen utama pertama.

Berdasarkan **Gambar 5** peringkat rata-rata nilai absolut ΔVmax menunjukkan MS1100 sebagai sensor paling sensitif terhadap kedua jenis adulteran, dengan respons sekitar 1200 ADC terhadap formalin dan sekitar 1050 ADC terhadap boraks, jauh melampaui tujuh sensor lainnya pada kedua grafik. Temuan ini konsisten dengan pola yang telah diamati pada pembahasan sinyal ΔV sebelumnya, di mana MS1100 secara berulang mencatat simpangan terbesar dan kurva respons yang hampir linear tanpa tanda kejenuhan sepanjang fase *Exposure*, mengindikasikan sensor ini paling responsif terhadap perubahan konsentrasi senyawa volatil pada kedua sampel (Kim et al., 2021). Menariknya, urutan sensitivitas sensor di bawah MS1100 berbeda antara formalin dan boraks—MQ4 dan MQ135 menempati posisi kedua dan ketiga pada formalin, sementara MQ135 dan MQ4 bertukar urutan pada boraks, dan TGS822 yang berada di posisi menengah pada formalin justru menjadi sensor paling tidak sensitif terhadap boraks. Pola ini menegaskan bahwa selektivitas tiap sensor MOS terhadap golongan senyawa volatil memang berbeda-beda tergantung jenis adulteran (Nadargi et al., 2023), sehingga kombinasi respons dari seluruh *array*, bukan satu sensor tunggal, tetap diperlukan untuk membedakan formalin dari boraks secara andal (Li et al., 2022).

IV. PENUTUP

A. Simpulan

Berdasarkan hasil evaluasi kinerja sistem *electronic nose* berbasis delapan sensor MOS dengan *Principal Component Analysis*, dapat disimpulkan bahwa kombinasi larik sensor MOS dan PCA menunjukkan indikasi perbedaan karakteristik volatil antara formalin dan boraks pada matriks tahu, sedangkan pada matriks bakso kedua adulteran belum terpisah pada dua komponen utama pertama. Pada matriks tahu, dua komponen utama menjelaskan sekitar 59,4% variansi data dengan kecenderungan pemisahan parsial antara kelas formalin dan boraks, sementara pada matriks bakso, dua komponen utama menjelaskan sekitar 64,2% variansi dengan sebaran skor yang saling tumpang tindih, mengindikasikan bahwa karakteristik volatil kedua adulteran pada matriks bakso relatif lebih sulit dibedakan hanya berdasarkan dua komponen utama pertama. Evaluasi sensitivitas menunjukkan sensor MS1100 secara konsisten menjadi sensor paling responsif terhadap kedua jenis adulteran, sedangkan urutan sensitivitas sensor lainnya berbeda antara formalin dan boraks, menegaskan bahwa selektivitas tiap sensor MOS memang bervariasi tergantung jenis senyawa volatil yang dideteksi. Sinyal mentah sensor MQ135 secara kualitatif tampak paling berfuktuasi, sehingga kontribusinya terhadap kualitas data perlu dicermati lebih lanjut melalui pengukuran kestabilan yang terkuantifikasi. Secara keseluruhan, temuan ini menunjukkan bahwa kombinasi larik sensor MOS dan PCA berpotensi digunakan sebagai metode penapisan awal formalin dan boraks pada tahu dan bakso, dengan performa yang bergantung pada karakteristik matriks pangan yang diuji. Akurasi klasifikasi belum dievaluasi dan menjadi tahap penelitian lanjutan.

B. Saran

Berdasarkan temuan penelitian, disarankan agar penelitian selanjutnya mempertimbangkan evaluasi kontribusi sensor MQ135 secara lebih mendalam, Mengingat pemisahan kelas pada matriks bakso masih menunjukkan tumpang tindih yang cukup tinggi, penelitian lanjutan disarankan untuk mengeksplorasi komponen utama ketiga atau metode reduksi dimensi non-linear sebagai pembanding guna melihat apakah pemisahan antar kelas dapat ditingkatkan. Selain itu, mengingat ditemukannya delapan sesi pencilan (**Tabel 5**) yang enam di antaranya merupakan replikasi pertama, perbaikan pada prosedur akuisisi data, misalnya penambahan jeda stabilisasi saat pembukaan vial sampel, perlu dipertimbangkan untuk meminimalkan sumber bias tersebut pada penelitian berikutnya. Terakhir, hasil evaluasi PCA pada penelitian ini dapat dijadikan dasar bagi penelitian lanjutan yang ingin menerapkan tahap klasifikasi berbasis algoritme

pembelajaran mesin, dengan mempertimbangkan karakteristik sensor dan pola pemisahan kelas yang telah teridentifikasi pada tahap ini.

DAFTAR PUSTAKA

Chen, Q., Zhang, C., Zhao, J., & Ouyang, Q. (2022). Smart sensor arrays for food quality and safety monitoring: Progress and prospects. Trends in Food Science & Technology, 122, 271–285. https://doi.org/10.1016/j.tifs.2022.02.031

Cheng, L., Meng, Q. H., Lilienthal, A. J., & Qi, P. F. (2021). Development of compact electronic noses: A review. Measurement Science and Technology, 32(6), 062002. https://doi.org/10.1088/1361-6501/abef3b

Dewi, A. D. A., Guntarti, A., Nugroho, A., & Puspitasari, D. (2025). Identifikasi kandungan formalin dan boraks pada pangan jajanan anak sekolah di Kota Yogyakarta. Jurnal Gizi Klinik Indonesia, 22(2). https://doi.org/10.22146/ijcn.115826

Kim, H. J., Lee, J. H., & Jang, H. W. (2021). Gas sensing mechanisms of Metal Oxide Semiconductor sensors. Sensors and Actuators B: Chemical, 344, 130176. https://doi.org/10.1016/j.snb.2021.130176

Li, Y., Peng, Y., & Wang, F. (2022). Dimensionality reduction techniques for high-dimensional sensor data in Electronic Nose systems: A comparative study. Sensors and Actuators B: Chemical, 358, 131432. https://doi.org/10.1016/j.snb.2022.131432

Nadargi, D. Y., Dateer, R. B., Mulla, I. S., & Suryavanshi, S. S. (2023). Metal Oxide Semiconductor gas sensors: Review of recent developments and future prospects. Sensors and Actuators B: Chemical, 392, 134050. https://doi.org/10.1016/j.snb.2023.134050

Rizki Setyawan, M., Fadlil, A., & Yudhana, A. (2026). Perancangan Electronic Nose (E-Nose) untuk analisis dan klasifikasi aroma daging menggunakan PCA dan LDA. JITU: Journal Informatic Technology And Communication, 10(1), 138–149. https://doi.org/10.36596/jitu.v10i1.2254

Sanjaya, W. S. M., Roziqin, A., Temiesela, A. W., Zaman, M. F. B., Taqwim, A., Opialisti, I., Sintia, P., Mulyawan, A., Anggraeni, D., & Sa'adah, T. (2024). Developing an electronic nose for formalin detection in meatballs using Support Vector Machine (SVM) method and Raspberry Pi 4. Physica Scripta, 99(9). https://doi.org/10.1088/1402-4896/ad6a9e

Vergara, A., & Llobet, E. (2021). Chemical gas sensor arrays for detection of complex mixtures. Sensors, 21(1), 14. https://doi.org/10.3390/s21010014

Zang, C., Zhou, H., Ma, K., Yano, Y., Li, S., Yamahara, H., Seki, M., Iizuka, T., & Tabata, H. (2023). Electronic nose based on multiple electrospinning nanofibers sensor array and application in gas classification. Frontiers in Sensors, 4. https://doi.org/10.3389/fsens.2023.1170280

Zhang, Z., Li, G., & Tang, Z. (2019). Using machine learning techniques for prediction of volatile compounds in Electronic Nose systems. Sensors, 19(12), 2813. https://doi.org/10.3390/s19122813