



# Pembelajaran Mesin Berbasis E-nose untuk Klasifikasi Daging pada Produk Sosis

Budi Sumanto<sup>1\*</sup>, Abelta Mika Setiarini<sup>2</sup>, Alfonso Aruga Paripurna Barus<sup>3</sup>, Iman Sabarisman<sup>4</sup>, Muhammad Arrofiq<sup>5</sup> 

<sup>1,2,3,5</sup> Departemen Teknik Elektro dan Informatika, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

<sup>4</sup> Departemen Teknologi Hayati dan Veteriner, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

## ARTICLE INFO

### Article history:

Received November 17, 2023

Accepted February 02, 2024

Available online April 25, 2024

### Kata Kunci:

E-Nose, Sosis, Pembelajaran Mesin, Ekstraksi Fitur, Halal

### Keywords:

E-nose, sausage, machine learning, feature extraction, halal



This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

Copyright © 2024 by Author. Published by Universitas Pendidikan Ganesha.

## ABSTRAK

Sosis adalah produk olahan daging yang digemari masyarakat namun terdapat permasalahan terkait identifikasi jenis daging yang digunakan dalam produk sosis. Hal ini menjadi penting, terutama bagi masyarakat muslim yang perlu memastikan kehalalan suatu produk sebelum dikonsumsi. Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan electronic nose (e-nose) yang tersusun dari enam sensor gas berbasis metal oxide semiconductor (MOS) dalam mendeteksi aroma dari sosis berbahan daging babi, sapi, dan ayam serta menganalisis sinyal respon sensor tersebut dengan metode pembelajaran mesin untuk mengklasifikasi jenis sosis berdasarkan jenis dagingnya. Percobaan dilakukan dengan setiap sampel jenis sosis seberat 2 gram dan pengukuran dilakukan sebanyak 100 kali perulangan untuk tiap sampel menggunakan e-nose. Hasil respon sensor diekstraksi menggunakan ciri maksimum, median, skewness, kurtosis, standar deviasi, dan varians. Analisis yang dilakukan menggunakan principal component analysis (PCA) sebagai metode pengelompokan sedangkan metode klasifikasi menggunakan metode Linear discriminant analysis (LDA), k-nearest neighbor (k-NN), Quadratic Discriminant Analysis (QDA), Logistic Regresi (LR), dan Classification and Regression Trees (CART). Metode LDA memperoleh hasil yang paling akurat yaitu dengan akurasi internal mencapai 100% dan eksternal sebesar 98,3%. Pengelompokan dengan PCA mampu memisahkan sosis berdasarkan jenis dagingnya dan juga menunjukkan adanya tumpang tindih data antara sosis ayam dan sapi serta sosis babi dan sosis sapi yang mengindikasikan ketiga sampel memiliki kesamaan profil aroma yang hampir sama. Hasil ini menunjukkan bahwa e-nose dapat diterapkan sebagai instrumen untuk mendeteksi dan pengujian dalam mengidentifikasi produk makanan berupa olahan sosis berdasarkan jenis daging yang digunakan.

## ABSTRACT

Sausage is a processed meat product popular with the public, but problems are related to identifying the type of meat used in sausage products. This is important, especially for Muslim communities who need to ensure the halalness of a product before consuming it. This research aims to apply an electronic nose (e-nose), which is composed of six metal oxide semiconductor (MOS) based gas sensors to detect the aroma of pork, beef and chicken sausages and analyze the sensor response signals using machine learning methods to classify types of sausage based on the kind of meat. The experiment was carried out with each type of sausage sample weighing 2 grams, and measurements were carried out 100 times for each sample using e-nose. Sensor response results are extracted using maximum, median, skewness, kurtosis, standard deviation and variance characteristics. The analysis was carried out using principal component analysis (PCA) as a grouping method. In contrast, the classification method used Linear discriminant analysis (LDA), k-nearest neighbour (k-NN), Quadratic Discriminant Analysis (QDA), Logistic Regression (LR), and Classification methods. And Regression Trees (CART). The LDA method obtained the most accurate results: internal accuracy reaching 100% and external accuracy of 98.3%. PCA grouping was able to separate sausages based on the type of meat. Also, it showed overlapping data between chicken and beef sausages and pork sausages and beef sausages, which indicated that the three samples had almost the same aroma profile. These results suggest that the e-nose can be applied as an instrument for detecting and testing food products in processed sausages based on the type of meat used.

## 1. PENDAHULUAN

Identifikasi asal daging dalam produk makanan olahan, seperti sosis, menjadi sangat penting karena beberapa alasan utama (Bhavsar et al., 2020; Chiş & Vodnar, 2019). Pertama, industri daging menjadi semakin khawatir dengan substitusi daging dengan harga rendah, seperti daging babi, dengan daging dengan harga yang lebih tinggi, seperti daging sapi dan daging kambing (Lee et al., 2016; Yang et al., 2014). Substitusi ini tidak hanya memengaruhi kualitas dan rasa produk akhir, tetapi juga memiliki

\*Corresponding author.

E-mail addresses: [budi.sumanto@ugm.ac.id](mailto:budi.sumanto@ugm.ac.id) (Budi Sumanto)

implikasi ekonomi (Messina et al., 2021; Torezan et al., 2020). Menurut laporan dari Organisasi Pangan dan Pertanian Perserikatan Bangsa-Bangsa (FAO), pelabelan spesies daging yang tidak benar menjadi kekhawatiran yang terus meningkat di industri daging global. Pelabelan spesies daging yang curang tidak hanya menyesatkan konsumen, tetapi juga merusak kepercayaan terhadap industri ini dan dapat berdampak pada kesehatan yang serius (Druml et al., 2021; Kaltenbrunner et al., 2018). Kedua, memastikan pelabelan spesies daging yang akurat dan transparan sangat penting untuk perlindungan konsumen (Feng et al., 2018; Jia et al., 2022). Konsumen memiliki hak untuk mengetahui apa yang mereka konsumsi dan membuat pilihan berdasarkan informasi yang memadai tentang makanan mereka (Makanyeza et al., 2021; Q. Song et al., 2019). Demi alasan keamanan pangan, penting bagi konsumen untuk mengetahui asal usul daging yang digunakan dalam produk makanan olahan. Hal ini penting karena negara dan wilayah yang berbeda mungkin memiliki peraturan kesehatan dan keselamatan yang berbeda untuk produksi dan pengolahan daging (Nespolo, 2021; Oscar, 2021). Indonesia khususnya yang merupakan negara dengan penduduknya mayoritas adalah umat muslim terkait hubungan dengan produk makanan haruslah produk tersebut berlabel halal yang artinya makanan tersebut diperbolehkan untuk dikonsumsi (Fathoni, 2020; Zhu et al., 2018).

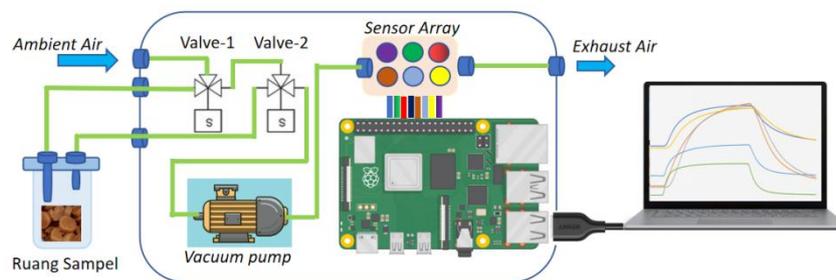
Sosis yang dibuat dari daging sapi, kambing, babi, dan ayam terbuat dari daging hewan. Membedakan jenis sosis dapat dilakukan dengan melihat warna, rasa, dan aromanya. Namun, beberapa jenis sosis hampir memiliki warna dan aroma yang sama, sehingga penelitian lebih lanjut diperlukan untuk mengidentifikasi bahan daging yang digunakan. Salah satu contohnya adalah sosis curah yang tidak memiliki label. Identitas sosis curah tidak dapat dipastikan dengan benar, sehingga dibutuhkan alat dengan berbagai teknik untuk membedakannya dari jenisnya. Teknologi hidung elektronik atau enose merupakan salah satu alat yang dapat digunakan untuk mendeteksi dan mengklasifikasi daging ayam, sapi, babi dan kambing berdasarkan aromanya (Górska-Horczyzak et al., 2016; Raudienė et al., 2018). Enose yang memanfaatkan teknologi sensor untuk mendeteksi dan menganalisis senyawa yang mudah menguap dalam sampel makanan, dapat memberikan informasi yang cepat dan akurat tentang asal usul daging yang digunakan dalam produk makanan olahan seperti sosis (Chen et al., 2019; Pulluri & Kumar, 2022). Selain metode tradisional untuk identifikasi asal daging, seperti pengujian dan pelabelan DNA, teknologi hidung elektronik menawarkan solusi non-invasif dan hemat biaya untuk identifikasi asal daging (Wu et al., 2014, 2016). Dengan menganalisis senyawa volatil unik yang ada di berbagai jenis daging, hidung elektronik dapat membedakan berbagai spesies daging dan mendeteksi pemalsuan atau substitusi yang mungkin terjadi selama pemrosesan produk makanan (Chen et al., 2019; Pulluri & Kumar, 2022). Teknologi ini dapat membantu mencegah penipuan pelabelan dan memastikan bahwa konsumen menerima informasi yang akurat tentang daging yang digunakan dalam produk makanan olahan. Memasukkan teknologi ini ke dalam proses pengawasan dan pemeriksaan kualitas industri makanan dapat membantu menghilangkan potensi risiko kesehatan yang terkait dengan produk daging yang terkontaminasi atau disalahartikan (Li et al., 2019; J. Wang et al., 2021). Dengan menerapkan teknologi electronic nose untuk identifikasi asal daging pada produk makanan olahan, produsen dapat meningkatkan transparansi dan membangun kepercayaan konsumen (Li et al., 2019; J. Wang et al., 2021).

Novelty dari penelitian tersebut terletak pada penggunaan teknologi hidung elektronik atau enose untuk mengidentifikasi asal daging dalam produk makanan olahan, khususnya sosis. Penggunaan enose dalam mendeteksi dan mengklasifikasi daging ayam, sapi, babi, dan kambing berdasarkan aromanya merupakan pendekatan inovatif yang belum umum digunakan dalam industri makanan. Berdasarkan uraian diatas maka pada penelitian ini, rangkaian sensor gas yang terdiri dari enam sensor oksida logam digunakan untuk mendeteksi sosis dari tiga jenis daging. Kami menggunakan beberapa metode pembelajaran mesin terawasi yang dikombinasikan dengan berbagai metode pra pengolahan sinyal serta ekstraksi fitur untuk menganalisis informasi yang terkait dengan asal daging yang berbeda berdasarkan kurva respons sensor gas. Nilai statistik pada respon sensor digunakan untuk ekstraksi fitur dalam pemantauan jenis daging dari produk olahan sosis tersebut. Selanjutnya hasil klasifikasi ini diharapkan diperoleh e-nose yang memiliki performa yang baik dalam menganalisis dan mengklasifikasi produk makanan olahan seperti sosis berdasarkan jenis daging yang digunakan sehingga memungkinkan nantinya dapat diterapkan pada pengujian setiap produk sosis yang beredar dipasaran untuk menjaga kepercayaan, kualitas dan kehalalan produk tersebut bagi konsumennya.

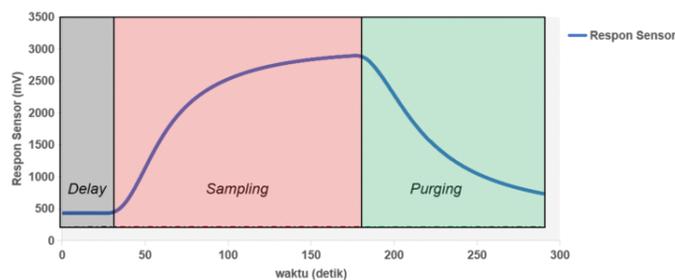
## 2. METODE

Sosis terbuat dari tiga jenis hewan, yaitu daging ayam yang diberi simbol C, sapi dengan simbol B, dan babi yang diberi simbol P. Sosis yang digunakan merupakan olahan sendiri yang terbuat dari daging murni dan tidak mengandung rempah-rempah. Setiap jenis daging yang memiliki massa kurang lebih dua kilogram dihaluskan dengan blender. Setelah daging menjadi lembut, daging tersebut dimasukkan ke

dalam slongsong. Slongsong plastik food grade digunakan untuk ayam, gelatin sapi digunakan untuk sapi, dan usus babi digunakan untuk babi. Semua daging giling direbus sampai matang. Sosis yang telah matang selanjutnya dipotong dan di timbang seberat 2 gram yang akan dimasukkan pada gelas beker 20 ml untuk dijadikan sampel. Sistem enose yang digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi asal daging dari produk olahan sosis yang terdiri dari ruang pengambilan sampel, susunan sensor yang terdiri dari enam buah sensor gas metal oksida, rangkaian pengkondisi sinyal, dan unit akuisisi dan pemrosesan data. Sistem enose yang digunakan diilustrasikan seperti pada Gambar 1, sedangkan Tabel 1 menampilkan rincian lebih lanjut terkait sensor gas yang digunakan. Mikrokontroler digunakan dalam sistem e-nose untuk mengontrol status kipas hidup atau mati dan interval waktu proses sensing/purging. Selain itu, sistem alur udara menggunakan pompa dan dua solenoid valve yang berfungsi secara bergantian, membuka dan menutup aliran udara selama proses pengumpulan atau pengambilan data. Untuk setiap sampel pengambilan data diulang sebanyak 100 kali dengan satu siklus pengambilan data sampel dengan e-nose berlangsung selama 270 detik, dengan rincian *delay* selama 30 detik, *sampling* selama 120 detik, dan *purging* selama 120 detik. Bentuk respon sinyal e-nose dari salah satu sensor pada proses ini terlihat pada Gambar 2.



Gambar 1. Konfigurasi E-Nose dengan Sistem Pengambilan Sampel, Susunan Sensor, dan Sistem Akuisisi Data



Gambar 2. Respon Salah Satu Sensor pada Sistem Enose

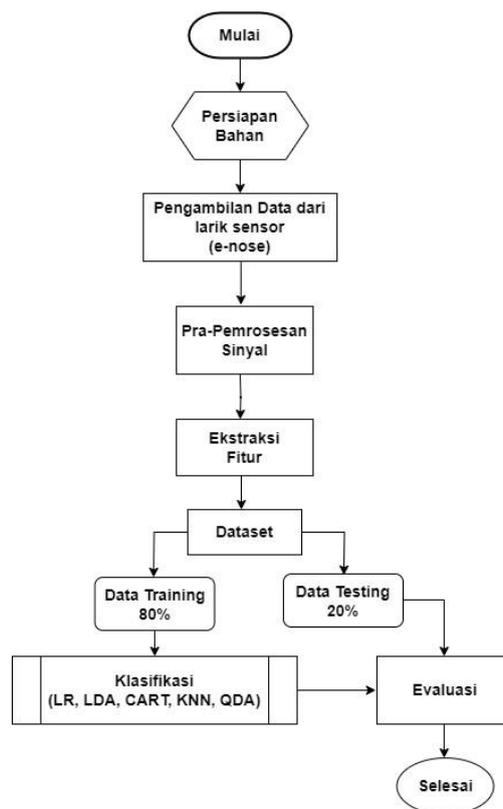
Untuk mengklasifikasikan sampel sosis daging sapi, ayam, dan babi dengan akurasi validasi setinggi mungkin, data yang diukur diproses menggunakan berbagai model pembelajaran mesin. Sebelum diproses, terlebih dilakukan pra-pemrosesan dan pencarian fitur data terlebih dahulu. Pada tahap pra-pemrosesan sinyal akan diterapkan adalah dilakukan koreksi baseline terhadap respon sensor gas seperti pada persamaan (1). Nilai *baseline* (respon sensor minimum saat terkena udara bebas atau gas referensi) akan dikurangi dengan nilai dinamis sensor ( $X_s(t)$ ) dalam penelitian ini.

$$X_{ij} = V_{ij}(t) - V_{ij}(0) \tag{1}$$

Tabel 1. Daftar Sensor Gas

No	Tipe Sensor	Target Gas
1.	S1	Metana, CO, Iso-Butanol, Hidrogen, Ethanol
2.	S2	Refrigeran, Ethanol
3.	S3	Metana, CO, Iso-Butanol, Ethanol, Benzena, Acetone
4.	S4	Metana, CO, Etanol, Iso-butane, Hidrogen
5.	S5	CO, Metana, Iso-Butana, Hidrogen, Ethanol
6.	S6	Hidrogen, Amonia, Iso-Butana, Ethanol

Pengenalan pola dan pembelajaran mesin adalah area penting yang diteliti oleh banyak peneliti dari berbagai bidang (misalnya, teknik, kedokteran, keuangan). Dalam penelitian ini, kami menganalisis sampel data berupa volatile dari jenis daging pada produk olahan sosis, yang direkam oleh sistem e-nose. Ekstraksi fitur dilakukan tujuan mengekstrak fitur dari sinyal sensor multidimensi untuk mendapatkan hasil pengenalan yang optimal dan juga mereduksi data (Sanaeifar et al., 2016; Wijaya et al., 2016). Fitur yang diterapkan pada penelitian ini adalah kombinasi fitur berupa nilai statistic dan fitur yang diusulkan tersebut berupa nilai mean, skewness, kurtosis, maksimum, standar deviasi dan nilai varian (Sumanto et al., 2023; Tozlu et al., 2021; Wakhid et al., 2022). Setelah pra-pemrosesan data dan ekstraksi fitur, matriks data akhir yang terdiri dari 36 fitur x 300 nilai untuk semua sampel sosis yang akan dievaluasi. Data et ini kemudian dibagi menjadi dua subset yaitu 80% dari data akan digunakan sebagai data pelatihan untuk membuat model klasifikasinya dan sisanya 20% dari data digunakan untuk pengujian sebagai validasi eksternal dari model yang dikembangkan. Untuk analisis statistik sampel sosis dikelompokkan berdasarkan jenis daging yang diberi label B (daging sapi), C (daging ayam) dan P (daging babi). Gambar 3 menunjukkan diagram alir dari metode yang diusulkan untuk menentukan kinerja e-nose dalam mengklasifikasi sampel.



Gambar 3. Diagram Alir Metode yang Diusulkan

Dalam penelitian ini, kami menguji pengklasifikasi *Linear discriminant analysis* (LDA), *k*-nearest neighbor (*k*-NN), *Quadratic Discriminant Analysis* (QDA), *Logistic Regresi* (LR), dan *Classification and Regression Trees* (CART), yang biasa digunakan oleh komunitas pengenalan pola dan pembelajaran mesin dalam literatur. Pada bagian ini, hanya sifat-sifat yang dipertimbangkan dari algoritme pengklasifikasi yang dianalisis, bukan deskripsi rinci dari algoritme pengklasifikasi, yang terkenal di lapangan LDA merupakan salah satu metode *supervised* yang akan mengklasifikasi data secara linier dengan mengkombinasi label sehingga akan menghasilkan tingkat akurasi yang baik. LDA juga mampu memaksimalkan jarak antara data dari masing-masing kelompok (Gupta et al., 2015; Hidayat et al., 2019). Sedangkan model QDA menyerupai dengan model LDA, namun pada model QDA tidak mengasumsikan sama terhadap matriks kovariannya. LR adalah algoritma klasifikasi *supervised* dimana dalam masalah klasifikasi, variabel target (atau output), Y, hanya dapat mengambil nilai diskrit untuk sekumpulan fitur (atau input) tertentu, X. LR memberikan setiap prediktor sebuah koefisien yang mengukur kontribusi independennya terhadap variasi dalam variabel dependen. Variabel dependen Y mengambil nilai 1 jika responsnya "Ya" dan mengambil nilai 0 jika responsnya "Tidak". Untuk KNN adalah metode yang menggunakan algoritma non-linier, dimana algoritma KNN ini ditentukan dengan menghitung jarak dari

data yang diuji terhadap data pelatihannya (Brownlee, 2016; Santafe et al., 2015). KNN menggunakan jarak *euclidian* untuk menyelesaikan masalah optimalisasi secara keseluruhan sehingga metode *cross-validation* dan teknik heuristik sering digunakan untuk menentukan nilai *k* yang sesuai.

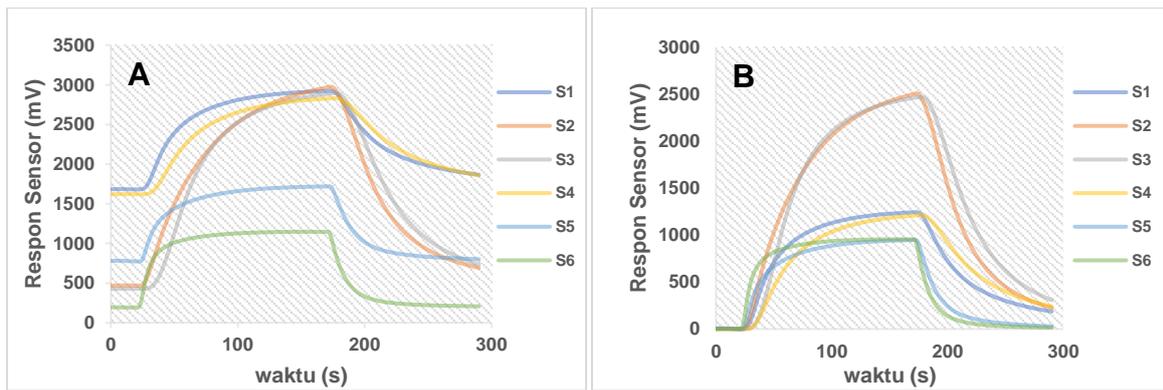
CART adalah algoritma rekursif dalam data mining yang mengeksplorasi struktur sekumpulan data dan mengembangkan aturan keputusan yang mudah divisualisasikan untuk memprediksi variabel kategorikal (pohon klasifikasi, yang mengklasifikasikan ruang yang ditentukan oleh variabel independen berdasarkan variabel dependen dan variabel kontinu (pohon regresi, yang memprediksi nilai variabel dependen berdasarkan beberapa variabel independen). Tidak seperti pohon klasifikasi (yang membagi ruang input dari beberapa variabel ke dalam subruang, dengan setiap subruang terkait dengan kelas tertentu dari variabel output), pohon regresi tidak membuat kelas variabel dependen. Namun, ada variabel dependen yang mewakili nilai respons untuk setiap pengamatan dalam matriks variabel independen. Karena pohon regresi tidak memiliki kelas-kelas yang telah ditetapkan sebelumnya, maka output dari tahap ini adalah nilai respon untuk setiap observasi baru untuk variabel dependen. Penelitian ini juga menerapkan metode tidak terawasi (*unsupervised*) untuk analisis datanya yaitu menggunakan *Principle Component Analysis* (PCA). PCA adalah salah satu metode analisis data yang tidak diawasi, di mana hasil analisis akan didasarkan pada data bukan pada target (Chen et al., 2019; Romano et al., 2016). Pada dasarnya, PCA menghasilkan variabel baru yang disebut PC dengan mengurangi dimensi dari kombinasi linier variabel asli (Brownlee, 2016; Di Rosa et al., 2017). Secara matematis, PCA mengubah sejumlah variabel yang berkorelasi menjadi variabel-variabel yang tidak berkorelasi dalam suatu koordinat baru yang disebut *Principal Component* (PC). Koordinat pertama disebut PC1, yang diperoleh dari eigen value terbesar pertama, koordinat kedua disebut PC2, dan seterusnya. Pengenalan pola dasar data (PCA) adalah teknik yang umum digunakan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### Hasil

##### *Sistem Enose*

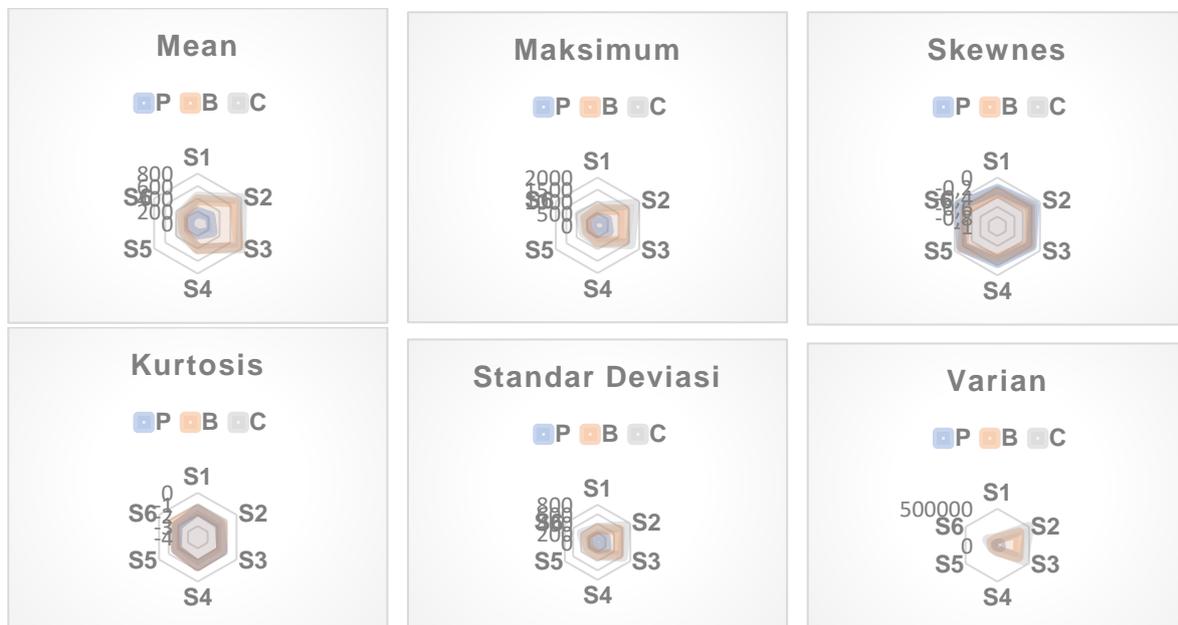
Seperti yang tercantum dalam Tabel 1, e-nose terdiri dari enam sensor gas metal-oxide semiconductor (MOS) yang memiliki kemampuan untuk mendeteksi berbagai gas target. Semua sensor sensitif terhadap lebih dari satu gas yang dapat dideteksi, meskipun memiliki ketahanan yang tinggi. Ini merupakan ciri khas bahan MOS anorganik seperti itu, yaitu selektivitasnya rendah. Dalam penelitian lain, teh hitam diklasifikasikan secara real-time menurut tingkat kualitasnya menggunakan jenis MOS komersial yang serupa dan juga monitoring pada proses fermentasi pada teh kombucha (Hidayat et al., 2019; Sumanto et al., 2023). Sensor gas kemosensitif yang menggunakan film MOS tipis bergantung pada perubahan konduktivitas material karena molekul gas target adsorpsi pada permukaannya. Lebih khusus lagi, alat ini bekerja dengan gas pengoksidasi atau pereduksi dan mengubah lapisan deplesi pada batas butir. Ini memungkinkan pembawa muatan bebas mengalir melalui modulasi ketinggian penghalang energi. Akibatnya, daya tahan bahan penginderaan akan berubah. Di sini, molekul gas yang berinteraksi dengan bahan MOS bertindak sebagai donor atau akseptor untuk pembawa muatan yang mengubah resistivitas MOS (Peris & Escuder-Gilabert, 2016; Putri et al., 2023). Rangkaian pembagi tegangan digunakan untuk mengubah perubahan resistansi pada tingkat sistem menjadi tegangan. Dengan menggunakan konverter analog-ke-digital (ADC) yang memiliki 16 bit, pengukuran analog dari setiap sensor dikonversi ke bentuk digital. Mikrokontroler membaca data digital dalam sistem akuisisi data setiap 100 milidetik. Kemudian data ini dikirim ke komputer melalui protokol serial RS232. Gambar 1 menunjukkan pengaturan eksperimental e-nose untuk otentikasi daging sosis. Selama fase pengambilan sampel, udara referensi dialirkan dari konektor referensi ke katup pertama dan melewati ruang pengambilan sampel dengan dua gram sampel sosis daging sebelum memasuki ruang penginderaan melalui katup kedua. Selama fase penundaan dan pembersihan, udara referensi dialirkan dari konektor referensi ke katup kedua dan melewati ruang pengambilan sampel. Jenis gas yang sedang diindera membedakan kedua fase ini. Pada fase penundaan (*delay*), udara ambien diindera. Sementara itu, pada fase pembersihan (*purging*), sisa gas sampel terdeteksi dan dikeluarkan dari ruang penginderaan. Sinyal umum yang dihasilkan oleh keenam sensor (S1-S6) selama penginderaan sosis daging digambarkan pada Gambar 4a. Tabel 1 menjelaskan bahwa sensor menghasilkan berbagai jenis sinyal penginderaan selama fase pengambilan sampel, yang bergantung pada sensitivitas dan selektivitasnya terhadap gas target. Selain itu, berbagai jenis daging pada sosis mengubah sinyal sensor. Dapat dilihat pada Gambar 4 bahwa sinyal tersebut kemudian dinormalisasi sesuai dengan *baseline* awalnya untuk memberikan tren yang sebanding di antara berbagai pengukuran. Dalam eksperimen ini, proses normalisasi *baseline* digunakan untuk menormalkan sinyal dari berbagai pengukuran untuk perbandingan yang efektif.



**Gambar 4.** Respon Sensor Terhadap Bau yang Dihasilkan dari Sampel Sosis dari Daging Sapi (A) Respon Sensor Pengukuran (B) Respon Sensor Setelah Dilakukan Pra Pengolah Sinyal untuk Koreksi Baseline Menggunakan Metode *Difference*.

**Fitur Ekstraksi**

Sebagian besar sampel memiliki respons stasioner dan awal yang hampir identik. Oleh karena itu, sebelum proses klasifikasi, tahap ekstraksi fitur diperlukan untuk mendapatkan informasi penting dari respons sensor. Hal ini akan memungkinkan hasil klasifikasi menjadi lebih baik. Hubungan dan tren digambarkan dalam tampilan grafis. Plot radar digunakan sebagai cara untuk menampilkan data dan ini sangat disarankan ketika digunakan bersama dengan analisis statistik, yang sering dapat mengantisipasi klasifikasi kelompok (Tazi et al., 2018; Wu et al., 2016). Setelah data diekstraksi, penelitian ini menggunakan plot radar untuk mengetahui apakah perbedaan pola muncul di antara berbagai jenis sosis selama proses pengambilan sampel. Selanjutnya, nilai rata-rata untuk setiap hasil ekstraksi dicari dan diplot. Hasilnya seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Pola respons dari tiga sampel sosis (ayam, sapi, dan babi) ditunjukkan dalam plot radar selama proses pengambilan sampel. Ketika masing-masing sumbu mencapai posisi kesetimbangan, besarnya sumbu menunjukkan perubahan tegangan yang terjadi pada masing-masing sensor.

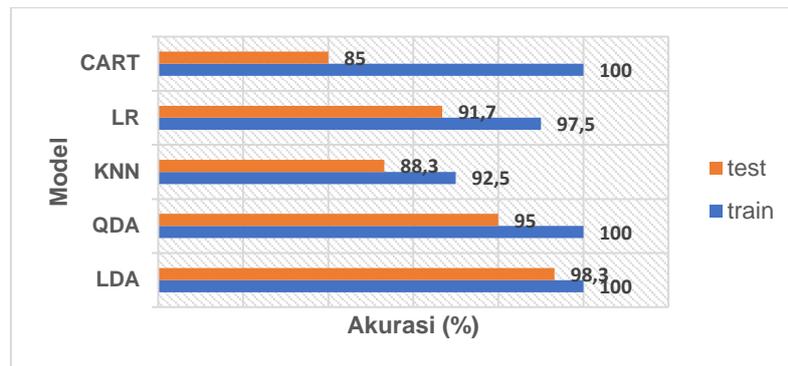


**Gambar 5.** Radar Plot Fitur Ekstraksi Nilai Mean, Maksimum, Skewness, Kurtosis, Standar Deviasi dan Varian yang Menunjukkan Sensitivitas dari Sensor Gas MOS pada Sistem E-Nose untuk Sampel P (Sosis Babi), B (Sosis Sapi) dan C (Sosis Ayam)

**Pembelajaran Supervised Multivariat untuk Klasifikasi**

Deteksi yang sangat akurat dari senyawa kimia tertentu dari pembacaan sensor multivariat dapat ditafsirkan dengan baik menggunakan metode pembelajaran terawasi (*supervised*). Dalam penelitian ini, ada lima metode pembelajaran terawasi yang berbeda digunakan, yaitu linier diskriminan analisis (LDA),

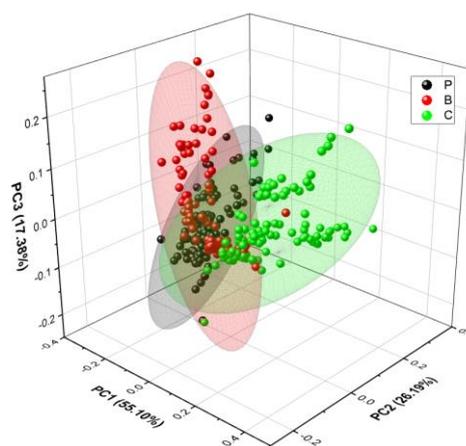
Quadratic diskriminan analisis (QDA), Logistic regresi (LR), K-Nearest Neighbor (KNN), dan Classification and Regression Trees (CART). Hasil evaluasi berupa nilai akurasi dari setiap model klasifikasi tersebut dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Klasifikasi dari Model Pembelajaran Mesin *Supervised* Berdasarkan Nilai Akurasinya

**Pembelajaran *Unsupervised* Multivariat untuk Pengenalan Pola**

Metode tidak terawasi (*unsupervised*) merupakan metode dimana data akan dikelompokkan tanpa adanya suatu pengawasan. Salah satunya adalah metode *Principle Component Analysis* (PCA) yang merupakan metode statistik untuk pengenalan pola (Sun et al., 2017, 2019). Hasil penerapan metode ini berupa plot score tiga dimensi yaitu PC1, PC2 dan PC3 dalam mengenali jenis daging pada olahan sosis yang terlihat pada Gambar 7 berdasarkan penerapan kombinasi enam fitur nilai statistik sebelumnya.



Gambar 7. Ploting Score Tiga Dimensi pada PC1, PC2 dan PC3 pada Ekstraksi Nilai Kombinasi Fitur (Mean, Maksimum, Skewness, Kurtosis, Standar Deviasi dan Varian)

**Pembahasan**

Sosis merupakan salah satu produk makanan olahan yang terbuat dari daging cincang yang umumnya berbahan daging sapi, kambing, domba, babi, unggas atau hewan ternak lainnya. Kandungan gizi pada sosis tergantung pada jenis daging yang digunakan, selain vitamin dan mineral serta protein hewani sosis juga mengandung asam amino, lemak, karbohidrat dan juga mengandung air (Bleicher et al., 2022; Domínguez et al., 2019). Sosis merupakan salah satu produk yang dipengaruhi oleh reaksi kimia dan juga aktivitas bakteri sehingga produk olahan ini akan mudah menguap karena volatil yang terbentuk oleh reaksi *maillard*, oksidasi termal dan degradasi asam amino bahkan dipengaruhi juga dengan tambahan bahan seperti rempah-rempah (Oliveras et al., 2015; Rux et al., 2019). Volatil yang menguap dari sosis tersebut kemudian dideteksi dengan sistem e-nose seperti yang ditampilkan pada Gambar 4. Hasil deteksi ini menunjukkan bahwa penginderaan pada sampel sosis dengan daging sapi yang mengindikasikan bahwa terjadi penguapan volatil dari sosis sehingga sensor gas pada e-nose merespon volatil tersebut. Pada kurva sinyal respon sensor menunjukkan perbedaan nilai *baseline* dikarenakan tiap sensor memiliki target gas masing-masing dan hasil ini juga serupa untuk sosis yang dibuat dari daging ayam dan babi. Dikarenakan setiap sampel menghasilkan respon sinyal *baseline* yang berbeda sehingga untuk mengantisipasi proses klasifikasi nantinya maka sinyal tersebut perlu dilakukan koreksi *baseline*

terlebih dahulu agar semua sinyal hasil pengukuran tiap sampel memiliki *baseline* yang sama. Proses koreksi ini dilakukan seperti pada penelitian sebelumnya terkait implementasi Enose untuk monitoring proses fermentasi teh kombucha dan klasifikasi aroma kopi gayo dengan metode *difference* sehingga bentuk sinyal setelah dikoreksi seperti yang ditampilkan pada [Gambar 4](#) (Sumanto et al., 2022, 2023). Terlihat hasil koreksi *baseline* tersebut menggeser garis *baseline* tiap sensor ke nilai yang sama selain itu tentunya perubahan pada kondisi nilai maksimum untuk setiap sensor juga mengalami perubahan.

[Gambar 5](#) menampilkan karakteristik tiap sensor dengan fitur berupa nilai maksimum, mean, skewnes, kurtosis, standar deviasi dan varian. Fitur-fitur ini mencerminkan informasi dari pola sinyal hasil penginderaan yang telah dilakukan koreksi pada *baseline* yang nantinya fitur ini digunakan keseluruhan sebagai kombinasi fitur pada proses klasifikasi jenis daging pada olahan sosis. Pada tiap fitur terlihat bahwa ketiga jenis sosis tersebut memiliki kesamaan terutama pada fitur nilai skewnes dan kurtosis sedangkan fitur lainnya terlihat bahwa tiap sensor gas menunjukkan respon yang relatif rendah untuk sosis dengan bahan daging dari babi (Simbol P). Sensor S2 sangat kuat dalam mendeteksi volatil pada olahan sosis dengan menggunakan daging ayam hal ini terlihat pada fitur nilai mean, max, standar deviasi dan nilai varian. [Gambar 6](#) merupakan tampilan hasil performa model klasifikasi *supervised* yang diterapkan pada penelitian ini dimana terlihat metode CART, LDA, dan QDA menunjukkan performa yang paling baik dengan tingkat akurasi mencapai 100% dalam proses pelatihan data dalam mengklasifikasi jenis daging pada olahan sosis. Tetapi saat model tersebut diujikan dengan dataset uji performa model terbaik ditunjukkan oleh model LDA dengan tingkat akurasi mencapai 98,3% yang kemudian diikuti secara urut oleh model QDA (95%), LR (91,7%), KNN (88,3%) dan CART (85%). Secara umum model pembelajaran *supervised* yang diterapkan pada penelitian ini bisa dikatakan memiliki performa yang bagus karena mampu mengklasifikasikan jenis daging pada produk olahan sosis dengan nilai akurasi diatas 80% dibandingkan penelitian sebelumnya yang mirip dengan menggunakan metode Naive Bayes dengan tingkat akurasi 75% (Malikhah et al., 2021; Wijaya et al., 2017).

Selain itu kinerja dalam penelitian ini sejalan dengan penelitian lain terkait penerapan e-nose untuk mendeteksi pemalsuan daging babi pada daging sapi (Malikhah et al., 2021; Wakhid et al., 2022). Pengelompokan data terlihat pada [Gambar 7](#) dimana membentuk suatu pola dari kumpulan titik-titik data yang memiliki kesamaan data yang dinamai dengan pola alami. Pola ini membentuk klustering berdasarkan data yang mirip. Nilai fitur yang sebanding dari sensor menunjukkan kesamaan data. Pada [Gambar 6](#) ini juga terlihat bahwa nilai score dari tiap PC yang diperoleh dengan urut yaitu PC1 sebesar 55,10%, PC2 sebesar 26,19% dan PC3 sebesar 17,38%. Nilai ini menunjukkan bahwa nilai PC tersebut merepresentasikan data analisis secara visual dengan persentasi dari nilai varians data masing-masing PC. Hasil ini menunjukkan bahwa secara alami e-nose dapat membedakan sampel sosis dari jenis daging yang digunakan yaitu babi, sapi dan ayam berdasarkan karakteristik dari aroma sampel. Untuk setiap sampel, kumpulan titik terlihat saling mengumpul dan terpisah berdasarkan jenis sampel. Data sosis babi diwakili oleh titik hitam, sedangkan sosis sapi diwakili oleh titik merah, dan sosis ayam diwakili oleh titik hijau. Kumpulan data ini juga terlihat sebagian saling menumpuk atau tumpang tindih pada setiap PC di nilai negatif maupun positif, yang menunjukkan bahwa profil aroma dari sampel sosis babi, sapi, dan ayam memiliki kesamaan. Senyawa pada aroma yang umum ditemukan pada daging sapi, ayam, dan babi mencakup berbagai senyawa organik yang mudah menguap yang berkontribusi pada aroma unik setiap jenis daging. Beberapa dari senyawa yang terdeteksi dengan menggunakan chromatography-mass spectrometry (GC-MS) seperti nonanal, oktanal, dan dimetil tetrasulfida sebagai senyawa aroma karakteristik dasar pada daging ayam sedangkan pada daging babi yang direbus, terdapat 36 senyawa aroma-aktif, termasuk 16 aldehida, 4 hidrokarbon, 3 alkohol, 1 keton, 2 ester, 2 eter, 1 fenol, 1 senyawa nitrogen, 4 heterosiklik yang mengandung oksigen, dan 2 senyawa yang tidak diketahui (S. Song et al., 2019; Y. Wang et al., 2016, 2024). Pada daging sapi senyawa yang terkandung meliputi aldehida (misalnya, heksadesana, nonanal), keton (misalnya, benzaldehida), dan furan (misalnya, 2-pentilfuran) (Bleicher et al., 2022; Kosowska et al., 2017). Kandungan gas yang sama pada aroma daging sapi, ayam, dan babi tidak dapat dijelaskan hanya berdasarkan GCMS, karena gas volatil sangat spesifik dan konsentrasinya dapat bervariasi, bergantung pada beberapa faktor seperti metode memasak, potongan daging, dan pola makan hewan. Berdasarkan penelitian ini bahwa sistem enose dapat digunakan untuk mendeteksi berbagai jenis daging dalam produk olahan sosis. Dimana penerapan teknologi ini termasuk dalam deteksi cepat dengan harga yang relatif terjangkau dan berguna untuk aplikasi teknologi pangan. Identifikasi senyawa aroma ini dapat berkontribusi pada pengembangan produk makanan yang lebih sehat dan berkelanjutan dan tentunya dapat melindungi konsumen di Indonesia terkait produk-produk halal.

#### 4. SIMPULAN

Teknologi e-nose yang dibantu oleh mesin pembelajaran terawasi dapat menjadi alat yang efektif untuk mengidentifikasi jenis daging yang ada dalam produk sosis olahan. Hal ini dapat berguna bagi banyak orang, seperti konsumen yang dapat memastikan bahwa produk sosis itu asli dan halal, produsen sosis yang dapat meningkatkan kualitas dan keamanan produk mereka, dan badan pengawas makanan yang dapat memantau produk sosis yang beredar di pasaran. Meskipun demikian, perlu diingat bahwa teknologi e-nose masih dalam tahap pengembangan dan beberapa keterbatasan masih perlu diatasi. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk meningkatkan sensitivitas dan akurasi sistem e-nose dalam mengidentifikasi aroma sosis.

#### 5. UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Gadjah Mada yang telah memberikan hibah penelitian Young Lecturer Research Grant Universitas Gadjah Mada Number 5985/UN1.P.II/Dit-Lit/PT.01.03/2023 dan semua pihak yang telah membantu terselesaikannya penelitian ini.

#### 6. DAFTAR PUSTAKA

- Bhavsar, P. P., Brahmabhatt, M. N., Nayak, J., Parmar, B. C., Chaudhary, J., Gida, H. K., & Paghdar, D. M. (2020). Identification of Species of Meat Origin using ATPase Gene Variability by the Polymerase Chain Reaction. *International Journal of Current Microbiology and Applied Sciences*, 9(6), 1197–1203. <https://doi.org/10.20546/ijcmas.2020.906.149>.
- Bleicher, J., Ebner, E. E., & Bak, K. H. (2022). Formation and analysis of volatile and odor compounds in meat—a review. *Molecules*, 27(19), 6703. <https://doi.org/10.3390/molecules27196703>.
- Brownlee, J. (2016). *Machine learning mastery with R: Get started, build accurate models and work through projects step-by-step*. Machine Learning Mastery.
- Chen, J., Gu, J., Zhang, R., Mao, Y., & Tian, S. (2019). Freshness evaluation of three kinds of meats based on the electronic nose. *Sensors*, 19(3), 605. <https://doi.org/10.3390/s19030605>.
- Chiş, L. M., & Vodnar, D. C. (2019). Detection of the species of origin for pork, chicken and beef in meat food products by real-time pcr. *Safety*, 5(4), 83. <https://doi.org/10.3390/safety5040083>.
- Di Rosa, A. R., Leone, F., Cheli, F., & Chiofalo, V. (2017). Fusion of electronic nose, electronic tongue and computer vision for animal source food authentication and quality assessment—A review. *Journal of Food Engineering*, 210, 62–75. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2017.04.024>.
- Domínguez, R., Purriños, L., Pérez-Santaescolástica, C., Pateiro, M., Barba, F. J., Tomasevic, I., & Lorenzo, J. M. (2019). Characterization of volatile compounds of dry-cured meat products using HS-SPME-GC/MS technique. *Food Analytical Methods*, 12, 1263–1284. <https://doi.org/10.1007/s12161-019-01491-x>.
- Druml, B., Uhlig, S., Simon, K., Frost, K., Hettwer, K., Cichna-Markl, M., & Hochegger, R. (2021). Real-time pcr assay for the detection and quantification of roe deer to detect food adulteration—interlaboratory validation involving laboratories in austria, germany, and switzerland. *Foods*, 10(11), 2645. <https://doi.org/10.3390/foods10112645>.
- Fathoni, M. A. (2020). Potret industri halal Indonesia: Peluang dan tantangan. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Islam*, 6(3), 428–435. <https://doi.org/10.29040/jiei.v6i3.1146>.
- Feng, C. H., Makino, Y., Oshita, S., & Martín, J. F. G. (2018). Hyperspectral imaging and multispectral imaging as the novel techniques for detecting defects in raw and processed meat products: Current state-of-the-art research advances. *Food Control*, 84, 165–176. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2017.07.013>.
- Górska-Horczyzak, E., Guzek, D., Mołęda, Z., Wojtasik-Kalinowska, I., Brodowska, M., & Wierzbicka, A. (2016). Applications of electronic noses in meat analysis. *Food Science and Technology*, 36(3), 389–395. <https://doi.org/10.1590/1678-457X.03615>.
- Gupta, S., Variyar, P. S., & Sharma, A. (2015). Application of mass spectrometry based electronic nose and chemometrics for fingerprinting radiation treatment. *Radiation Physics and Chemistry*, 106, 348–354. <https://doi.org/10.1016/j.radphyschem.2014.09.002>.
- Hidayat, S. N., Triyana, K., Fauzan, I., Julian, T., Lelono, D., Yusuf, Y., & Peres, A. M. (2019). The electronic nose coupled with chemometric tools for discriminating the quality of black tea samples in situ. *Chemosensors*, 7(3), 29. <https://doi.org/10.3390/chemosensors7030029>.
- Jia, W., van Ruth, S., Scollan, N., & Koidis, A. (2022). Hyperspectral imaging (hsi) for meat quality evaluation across the supply chain: current and future trends. *Current Research in Food Science*, 5, 1017–1027. <https://doi.org/10.1016/j.crfs.2022.05.016>.

- Kaltenbrunner, M., Hochegger, R., & Cichna-Markl, M. (2018). Tetraplex real-time PCR assay for the simultaneous identification and quantification of roe deer, red deer, fallow deer and sika deer for deer meat authentication. *Food Chemistry*, 269, 486–494. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2018.07.023>.
- Kosowska, M., Majcher, M., & Fortuna, T. (2017). Volatile compounds in meat and meat products. *Food Science and Technology*, 37, 1–7. <https://doi.org/10.1590/1678-457X.08416>.
- Lee, S. Y., Kim, M. J., Hong, Y., & Kim, H. Y. (2016). Development of a rapid on-site detection method for pork in processed meat products using real-time loop-mediated isothermal amplification. *Food Control*, 66, 53–61. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2016.01.041>.
- Li, H., Luo, D., Sun, Y., & GholamHosseini, H. (2019). Classification and identification of industrial gases based on electronic nose technology. *Sensors*, 19(22), 5033. <https://doi.org/10.3390/s19225033>.
- Makanyeza, C., Sivotwa, T. D., & Jaiyeoba, O. (2021). The effect of consumer rights awareness on attitude and purchase intention in the hotel industry: Moderating role of demographic characteristics. *Cogent Business & Management*, 8(1). <https://doi.org/10.1080/23311975.2021.1898301>.
- Malikhah, M., Sarno, R., & Sabilla, S. I. (2021). Ensemble Learning for Optimizing Classification of Pork Adulteration in Beef Based on Electronic Nose Dataset. *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, 14(4), 44–55. <https://doi.org/10.22266/ijies2021.0831.05>.
- Messina, C. M., Arena, R., Ficano, G., La Barbera, L., Morghese, M., & Santulli, A. (2021). Combination of freezing, low sodium brine, and cold smoking on the quality and shelf-life of sea bass (*Dicentrarchus labrax* L.) filets as a strategy to innovate the market of aquaculture products. *Animals*, 11(1), 185. <https://doi.org/10.3390/ani11010185>.
- Nespolo, N. M. (2021). The behavior of consumers and producers of food of animal origin and their impacts in one health. *Frontiers in Veterinary Science*, 8, 1–7. <https://doi.org/10.3389/fvets.2021.641634>.
- Olivares, A., Navarro, J. L., & Flores, M. (2015). Characterization of volatile compounds responsible for the aroma in naturally fermented sausages by gas chromatography-olfactometry. *Food Science and Technology International*, 21(2), 110–123. <https://doi.org/10.1177/1082013213515500>.
- Oscar, T. P. (2021). Development and validation of a neural network model for growth of Salmonella Newport from chicken on cucumber for use in risk assessment. *Journal of Food Processing and Preservation*, 45(10). <https://doi.org/10.1111/jfpp.15819>.
- Peris, M., & Escuder-Gilabert, L. (2016). Electronic noses and tongues to assess food authenticity and adulteration. *Trends in Food Science & Technology*, 58, 40–54. <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2016.10.014>.
- Pulluri, K. K., & Kumar, V. N. (2022). Qualitative and quantitative detection of food adulteration using a smart E-Nose. *Sensors*, 22(20), 7789. <https://doi.org/10.3390/s22207789>.
- Putri, L. A., Rahman, I., Puspita, M., Hidayat, S. N., Dharmawan, A. B., Rianjanu, A., & Wasisto, H. S. (2023). Rapid analysis of meat floss origin using a supervised machine learning-based electronic nose towards food authentication. *Npj Science of Food*, 7(1), 31. <https://doi.org/10.1038/s41538-023-00205-2>.
- Raudienė, E., Gailius, D., Vinauskienė, R., Eisinaitė, V., Balčiūnas, G., Dobilienė, J., & Tamkutė, L. (2018). Rapid evaluation of fresh chicken meat quality by electronic nose. *Czech Journal of Food Sciences*, 36(5), 420–426. <https://doi.org/10.17221/419/2017-CJFS>.
- Romano, A., Cuenca, M., Makhoul, S., Biasioli, F., Martinello, L., Fugatti, A., & Scampicchio, M. (2016). Comparison of e-Noses: The case study of honey. *Italian Journal of Food Science*, 28, 326–337. <https://doi.org/10.14674/1120-1770%2Fijfs.v325>.
- Rux, G., Luca, A., & Mahajan, P. V. (2019). Changes in volatile organic compounds in the headspace of modified atmosphere packed and unpacked white sausages. *Food Packaging and Shelf Life*, 19, 167–173. <https://doi.org/10.1016/j.fpsl.2018.12.010>.
- Sanaeifar, A., Mohtasebi, S. S., Ghasemi-Varnamkhasti, M., & Ahmadi, H. (2016). Application of MOS based electronic nose for the prediction of banana quality properties. *Measurement*, 82, 105–114. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2015.12.041>.
- Santafe, G., Inza, I., & Lozano, J. A. (2015). Dealing with the evaluation of supervised classification algorithms. *Artificial Intelligence Review*, 44, 467–508. <https://doi.org/10.1007/s10462-015-9433-y>.
- Song, Q., Chen, Y., Zhao, L., Ouyang, H., & Song, J. (2019). Monitoring of sausage products sold in sichuan province, china: a first comprehensive report on meat species' authenticity determination. *Scientific Reports*, 9(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-55612-x>.
- Song, S., Fan, L., Xu, X., Xu, R., Jia, Q., & Feng, T. (2019). Aroma Patterns Characterization of Braised Pork Obtained from a Novel Ingredient by Sensory-Guided Analysis and Gas-Chromatography-

- Olfactometry. *Foods*, 8(3), 87. <https://doi.org/10.3390/foods8030087>.
- Sumanto, B., Humaira, S., Budiani, R. L., & Arrofiq, M. (2023). E-nose Application With Chemometrics for Monitoring Kombucha Tea Fermentation Process. *JST (Jurnal Sains Dan Teknologi)*, 12(1), 39–47. <https://doi.org/10.23887/jstundiksha.v12i1.50994>.
- Sumanto, B., Java, D. R., Wijaya, W., & Hendry, J. (2022). Seleksi Fitur Terhadap Performa Kinerja Sistem E-Nose untuk Klasifikasi Aroma Kopi Gayo. *Matrik: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika, Dan Rekayasa Komputer*, 21(2), 429–438. <https://doi.org/10.30812/matrik.v21i2.1495>.
- Sun, Y., Wang, J., & Cheng, S. (2017). Discrimination among tea plants either with different invasive severities or different invasive times using MOS electronic nose combined with a new feature extraction method. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 293–301. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.11.007>.
- Sun, Y., Wang, J., Sun, L., Cheng, S., & Xiao, Q. (2019). Evaluation of E-nose data analyses for discrimination of tea plants with different damage types. *Journal of Plant Diseases and Protection*, 126(1), 29–38. <https://doi.org/10.1007/s41348-018-0193-1>.
- Tazi, I., Triyana, K., Siswanta, D., Veloso, A. C., Peres, A. M., & Dias, L. G. (2018). Dairy products discrimination according to the milk type using an electrochemical multisensor device coupled with chemometric tools. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 12, 2385–2393. <https://doi.org/10.1007/s11694-018-9855-8>.
- Torezan, G. B., Kida, G. M., Bridi, A. M., Oba, A., da Costa Barbon, A. P. A., da Silva, C. A., & de Carvalho, R. H. (2020). Evaluation of effects of electronarcosis stunning on broiler chickens' welfare and meat quality. *Meat Technology*, 61(2), 120–128. <https://doi.org/10.18485/meattech.2020.61.2.2>.
- Tozlu, B. H., Şimşek, C., Aydemir, O., & Karavelioglu, Y. (2021). A High performance electronic nose system for the recognition of myocardial infarction and coronary artery diseases. *Biomedical Signal Processing and Control*, 64, 102247. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102247>.
- Wakhid, S., Sarno, R., & Sabilla, S. I. (2022). The effect of gas concentration on detection and classification of beef and pork mixtures using E-nose. *Computers and Electronics in Agriculture*, 195. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106838>.
- Wang, J., Zhang, C., Chang, M., He, W., Lu, X., Fei, S., & Lu, G. (2021). Optimization of electronic nose sensor array for tea aroma detecting based on correlation coefficient and cluster analysis. *Chemosensors*, 9(9), 266. <https://doi.org/10.3390/chemosensors9090266>.
- Wang, Y., Liu, L., Liu, X., Wang, Y., Yang, W., Zhao, W., Zhao, G., Cui, H., & Wen, J. (2024). Identification of characteristic aroma compounds in chicken meat and their metabolic mechanisms using gas chromatography–olfactometry, odor activity values, and metabolomics. *Food Research International*, 175, 113782. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2023.113782>.
- Wang, Y., Song, H., Zhang, Y., Tang, J., & Yu, D. (2016). Determination of aroma compounds in pork broth produced by different processing methods. *Flavour and Fragrance Journal*, 31(4), 319–328. <https://doi.org/10.1002/ffj.3320>.
- Wijaya, D. R., Sarno, R., & Zulaika, E. (2016). Sensor array optimization for mobile electronic nose: Wavelet transform and filter based feature selection approach. *International Review on Computers and Software*, 11(8), 659–671. <https://doi.org/10.15866/irecos.v11i8.9425>.
- Wijaya, D. R., Sarno, R., Zulaika, E., & Sabila, S. I. (2017). Development of mobile electronic nose for beef quality monitoring. *Procedia Computer Science*, 124, 728–735. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.12.211>.
- Wu, N., Gu, S., Tao, N., Wang, X., & Ji, S. (2014). Characterization of important odorants in steamed male Chinese mitten crab (*Eriocheir sinensis*) using gas chromatography-mass spectrometry-olfactometr. *Journal of Food Science*, 79(7), C1250–C1259. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.12511>.
- Wu, N., Wang, X. C., Tao, N. P., & Ni, Y. Q. (2016). Odor profiles of hepatopancreas and gonad of *Eriocheir sinensis* by sensory analysis, electronic nose, and GC–MS analysis. *Fisheries Science*, 82, 537–547. <https://doi.org/10.1007/s12562-016-0979-7>.
- Yang, L., Fu, S., Peng, X., Li, L., Song, T., & Li, L. (2014). Identification of pork in meat products using real-time loop-mediated isothermal amplification. *Biotechnology & Biotechnological Equipment*, 28(5), 882–888. <https://doi.org/10.1080/13102818.2014.963789>.
- Zhu, X., Guo, W., Liu, D., & Kang, F. (2018). Determining the fat concentration of fresh raw cow milk using dielectric spectroscopy combined with chemometrics. *Food Analytical Methods*, 11, 1528–1537. <https://doi.org/10.1007/s12161-017-1140-7>.