JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Klasifikasi Jejak Bau Rokok pada Napas Berdasarkan Interval Waktu Pasca-Merokok Menggunakan Electronic Nose dan Pembelajaran Mesin

Ifnu Wisma Dwi Prastya[1,*], Mula Agung Barata[1], Dwi Issadari Hastuti[2] , Rahmat Tegar Patriot Hari Lambang[1], Muhammad Ahsanul Fikri[1]

[1] Fakultas Sains dan Teknologi, Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Bojonegoro, Indonesia
[2] Fakultas Sains dan Teknologi, Sistem Komputer, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, Bojonegoro, Indonesia
Email: [1,*]ifnuprastya@unugiri.ac.id, [2]mula.ab26@gmail.com, [3]dwihastuti@unugiri.ac.id, [4]rahmatkarorio@gmail.com, [5]ahsanulfikri26@gmail.com
Email Penulis Korespondensi: ifnuprastya@unugiri.ac.id
Submitted **15-09-2026**; Accepted **19-10-2026**; Published **31-10-2026**

Abstrak

Paparan asap rokok di rumah tangga merupakan faktor risiko bronkopneumonia pada balita, sementara anggapan bahwa napas perokok aman setelah jeda singkat belum diuji pada menit-menit awal pasca-merokok dengan perangkat berbiaya rendah. Penelitian ini menguji electronic nose (E-Nose) berbasis empat sensor gas semikonduktor seri MQ untuk mengklasifikasikan jejak bau rokok pada napas ke dalam empat kelas: perokok 0, 1, dan 10 menit setelah menghabiskan satu batang rokok filter, serta non-perokok. Data berasal dari 12 responden (6 perokok, 6 non-perokok) dengan satu sesi perekaman per responden. Pra-pemrosesan terbaik (Z-Score dan Wavelet Transform) dan ekstraksi ciri statistik per jendela menghasilkan 112 sampel dengan 24 fitur. Random Forest, K-Nearest Neighbor, XGBoost, dan stack deep neural network dievaluasi dengan validasi antar-sesi leave-one-session-out sebagai ukuran utama dan Stratified K-Fold (k=5) tingkat jendela sebagai pembanding. Pada validasi antar-sesi, akurasi tertinggi 74,11% dicapai K-Nearest Neighbor, sedangkan Random Forest mencapai 59,82%, jauh di bawah akurasinya pada Stratified K-Fold (94,64%) yang terbukti terlalu optimistis karena jendela dari sesi yang sama masuk ke data latih dan data uji. Random Forest tetap memisahkan napas perokok dan non-perokok tanpa kesalahan pada kedua skema, tetapi pembedaan lama jeda waktu belum dapat digeneralisasi ke responden baru. Kontribusi utama penelitian ini adalah bukti awal kelayakan E-Nose berbiaya rendah untuk penapisan keberadaan jejak rokok pada napas serta penegasan pentingnya validasi berbasis responden. Dengan dua responden per interval, temuan ini masih bersifat pembuktian konsep.

Kata Kunci: Electronic Nose; Bau Rokok; Bronkopneumonia; Validasi Antar-Sesi; Klasifikasi Napas

Abstract

Household smoke exposure is a risk factor for bronchopneumonia in children under five, while the belief that a smoker's breath is safe after a short pause has not been tested in the first minutes after smoking with a low-cost device. This study evaluates an electronic nose (E-Nose) with four MQ-series semiconductor gas sensors to classify cigarette odour traces in breath into four classes: smokers at 0, 1, and 10 minutes after finishing one filter cigarette, and non-smokers. Data came from 12 respondents (6 smokers, 6 non-smokers), one recording session each. The best preprocessing (Z-Score and Wavelet Transform) and window-level statistical features produced 112 samples with 24 features. Random Forest, K-Nearest Neighbor, XGBoost, and a stacked deep neural network were evaluated with leave-one-session-out cross-session validation as the primary measure and window-level Stratified K-Fold (k=5) for comparison. Under cross-session validation, K-Nearest Neighbor achieved the highest accuracy of 74.11%, while Random Forest reached 59.82%, far below its optimistic Stratified K-Fold accuracy of 94.64%, in which windows from one session appeared in both training and test data. Random Forest separated smoker and non-smoker breath without error under both schemes, but the post-smoking interval did not generalise to new respondents. The main contribution is early evidence that a low-cost E-Nose can screen for cigarette traces in breath and that respondent-level validation is essential. With two respondents per interval, these findings remain a proof of concept.

Keywords: Electronic Nose; Cigarette Odour; Bronchopneumonia; Cross-Session Validation; Breath Classification

1. PENDAHULUAN

Bronkopneumonia merupakan salah satu infeksi saluran pernapasan bawah yang paling sering menyerang balita dan berkontribusi signifikan terhadap angka kematian anak, baik di Indonesia maupun secara global. Berbagai kajian kesehatan anak menempatkan paparan asap rokok pasif di lingkungan rumah tangga sebagai faktor risiko penting yang kerap terabaikan [1], khususnya pada keluarga dengan kebiasaan merokok di dalam rumah [2]. Persoalannya tidak berhenti pada asap yang terlihat. Senyawa volatil dari pembakaran tembakau dapat bertahan pada saluran pernapasan perokok dan dilepaskan kembali melalui napas dalam rentang waktu tertentu setelah rokok terakhir dihabiskan [3], [4]. Fenomena ini menjadikan interaksi jarak dekat antara orang tua perokok dan balita tetap berisiko meskipun rokok telah dipadamkan.

Pada tataran praktis, perilaku merokok di rumah tangga sering dianggap tidak berbahaya apabila dilakukan dengan jeda waktu tertentu sebelum berinteraksi dengan anak. Banyak perokok meyakini bahwa setelah beberapa puluh menit napas mereka telah bebas dari kandungan rokok dan tidak lagi menimbulkan risiko. Keyakinan tersebut belum didukung bukti ilmiah yang objektif dan terukur. Pengukuran napas justru menunjukkan bahwa profil senyawa organik volatil perokok masih berubah hingga 60 menit setelah merokok [5]. Kajian sistematis mengenai paparan asap tangan ketiga bahkan menunjukkan bahwa pengetahuan dan keyakinan orang tua terhadap residu tembakau masih sangat terbatas [6], padahal residu tersebut mengandung beragam senyawa berbahaya dengan berbagai jalur paparan bagi anak

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1439
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

[7]. Selama ini deteksi paparan asap rokok bergantung pada pengakuan subjektif orang tua atau observasi klinis yang umumnya baru dilakukan setelah gejala penyakit muncul, sehingga upaya pencegahan bersifat reaktif dan kurang efektif [8].

Pendekatan yang tersedia untuk mengukur paparan rokok secara objektif saat ini didominasi oleh biomarker biologis. Pengukuran kotinin pada urin [9] maupun saliva [10] terbukti akurat dalam mengidentifikasi status perokok dan paparan asap rokok pasif. Meskipun kuat secara evidensial, pendekatan ini bersifat invasif, memerlukan fasilitas laboratorium, serta tidak praktis untuk skrining dini di lingkungan rumah tangga. Lebih penting lagi, metode biomarker tidak dirancang untuk menjawab pertanyaan mengenai persistensi bau rokok pada napas setelah jeda waktu tertentu, karena kotinin memiliki waktu paruh yang jauh lebih panjang daripada rentang menit yang menjadi perhatian keluarga. Alternatif non-invasif yang telah mapan adalah pengukuran karbon monoksida pada napas, yang lazim dipakai untuk verifikasi biokimia status merokok dalam uji klinis [11], tetapi kadarnya meluruh dengan waktu paruh sekitar 4,5 jam sehingga lebih tepat untuk menandai aktivitas merokok dalam beberapa jam terakhir [12]. Analisis senyawa organik volatil napas dengan kromatografi gas-spektrometri massa mampu membedakan perokok dan non-perokok, tetapi hasilnya sangat bergantung pada lama waktu sejak rokok terakhir [4]. Pengukuran waktu nyata dengan spektrometri massa menunjukkan bahwa senyawa penanda rokok pada napas meluruh dalam fase cepat kurang dari satu menit dan fase lambat sekitar 14 menit [3], sehingga menit-menit pertama pasca-merokok merupakan periode paling dinamis yang belum dapat dipantau dengan perangkat sederhana di rumah tangga.

Teknologi electronic nose (E-Nose) menawarkan jalan keluar yang berbeda. E-Nose bekerja dengan menangkap pola respons sekumpulan sensor gas terhadap campuran senyawa volatil, lalu menerjemahkan pola tersebut menjadi keputusan klasifikasi melalui algoritma pembelajaran mesin [13]. Perangkat ini bersifat non-invasif, berbiaya rendah, dan dapat dioperasikan di luar laboratorium. Sejumlah penelitian terdahulu telah menunjukkan kelayakan pendekatan ini pada berbagai domain. Huang dkk. merancang dan memvalidasi E-Nose portabel berbasis pembelajaran mesin untuk pengenalan aroma [14], sementara Domènech-Gil dan Puglisi mengembangkan E-Nose virtual untuk klasifikasi dan kuantifikasi senyawa organik volatil secara efisien [15]. Pada ranah kesehatan, Li dkk. memetakan kemajuan teknologi E-Nose dalam analisis penyakit melalui napas dan menyimpulkan bahwa napas manusia menyimpan informasi diagnostik yang memadai [13], sejalan dengan pemanfaatan senyawa organik volatil napas untuk diagnosis kanker dan prediksi respons terapi [16]. Terkait rokok, Cheng dkk. membedakan napas perokok dan non-perokok menggunakan E-Nose komersial dengan akurasi validasi silang 95% [17], dan Rizik dkk. mendeteksi perubahan profil napas setelah satu sesi penggunaan rokok elektrik [18]. Dragonieri dkk. merekam napas 24 perokok sebelum serta 5, 30, dan 60 menit setelah merokok menggunakan E-Nose Cyranose 320 dan menemukan bahwa profil senyawa organik volatil berubah, dengan perubahan yang justru lebih besar pada 30 dan 60 menit daripada 5 menit [5]. Principe dkk. menguji pengaruh status merokok terhadap profil napas pasien asma dan penyakit paru obstruktif kronik, dan E-Nose yang digunakan mampu memisahkan kelompok pernah dan tidak pernah merokok tetapi tidak dapat membedakan responden yang merokok dalam 24 jam terakhir [19]. Kelompok peneliti ini sendiri memiliki rekam jejak pengembangan E-Nose pada konteks non-medis, yaitu identifikasi kualitas beras berbasis standar pangan Indonesia [20], deteksi kebocoran gas hidrogen sulfida [21], dan klasifikasi aroma kopi berbasis leksikon sensor [22].

Dari uraian penelitian terdahulu tersebut dapat ditarik sebuah kesenjangan yang jelas. Pertama, studi E-Nose pada napas umumnya memosisikan status merokok sebagai variabel pengganggu atau sebagai kategori biner perokok dan non-perokok [17], [19], bukan sebagai objek pengukuran berbasis waktu. Kedua, studi yang menelusuri perubahan napas setelah merokok menggunakan rancangan dalam-subjek yang membandingkan setiap titik waktu dengan napas sebelum merokok, dimulai dari 5 menit, menggunakan instrumen komersial, dan tidak menyertakan kelompok non-perokok sebagai pembanding [5], sedangkan studi kinetika senyawa napas memerlukan spektrometri massa [3], [4]. Ketiga, sepanjang penelusuran penulis, belum ditemukan studi yang mengklasifikasikan napas pada interval sangat awal setelah rokok dipadamkan, yaitu 0 hingga 10 menit, menggunakan larik sensor gas semikonduktor seri MQ berbiaya rendah dengan kelas non-perokok sebagai pembanding, apalagi yang menautkannya dengan konteks pencegahan bronkopneumonia pada balita. Keempat, evaluasi yang mengacak sampel dari subjek yang sama ke data latih dan data uji diketahui menghasilkan estimasi kinerja yang terlalu optimistis [23], [24], sehingga kemampuan generalisasi sistem E-Nose napas terhadap individu baru perlu diuji secara eksplisit. Kesenjangan inilah yang menjadi ruang kebaruan penelitian ini, dan perbandingan rinci terhadap penelitian terdahulu disajikan pada Subbab 3.7.

Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan dan menguji sistem E-Nose berbasis empat sensor gas semikonduktor untuk mengklasifikasikan jejak bau rokok pada napas ke dalam empat kelas, yaitu napas perokok pada 0 menit, 1 menit, dan 10 menit pasca-merokok, serta napas non-perokok sebagai kelompok pembanding. Tujuan spesifik yang hendak dicapai meliputi tiga hal: mengevaluasi kombinasi metode pra-pemrosesan sinyal yang paling efektif bagi data sensor gas, membandingkan kinerja empat algoritma klasifikasi yang terdiri atas tiga baseline pembelajaran mesin dan satu model stack deep neural network, serta mengukur sejauh mana perbedaan antar-interval waktu benar-benar terbaca oleh sensor dan dapat digeneralisasi ke responden yang belum pernah dikenali model. Kontribusi penelitian ini ada tiga. Pertama, penelitian ini menyediakan bukti kuantitatif awal mengenai jejak bau rokok pada napas dalam rentang 0 hingga 10 menit pasca-merokok menggunakan perangkat berbiaya rendah. Kedua, penelitian ini membandingkan secara langsung validasi tingkat jendela dengan validasi antar-sesi berbasis responden, sehingga memperlihatkan besarnya bias optimistis yang muncul apabila jendela dari sesi yang sama tersebar ke data latih dan data uji. Ketiga, penelitian ini menghasilkan purwarupa pembuktian konsep yang dapat dikembangkan menjadi alat

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

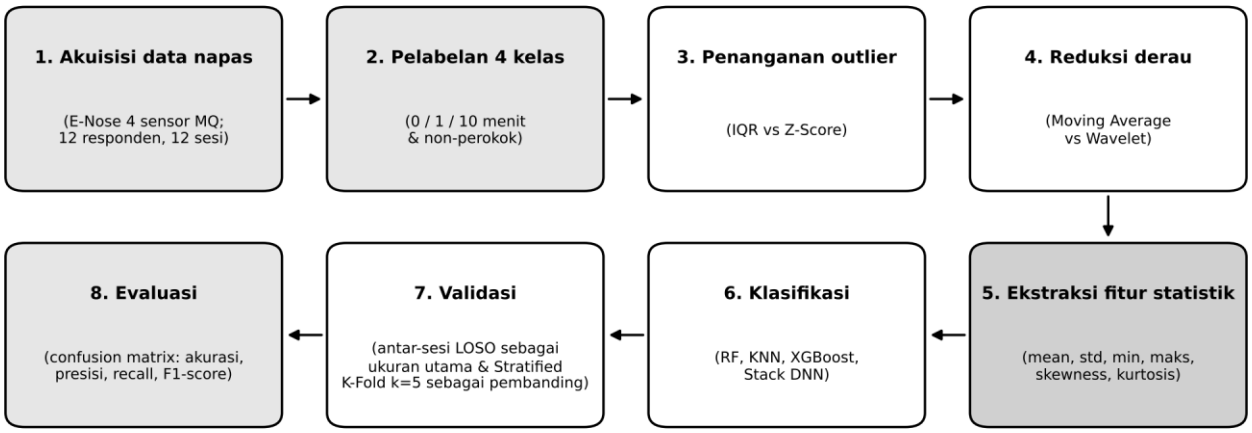
JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

edukasi keluarga dan instrumen pendukung tenaga kesehatan di layanan primer, dengan batas penggunaan yang dinyatakan secara eksplisit.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan fokus pada pengembangan dan pengujian sistem E-Nose. Keseluruhan proses disusun dalam delapan tahap yang dijalankan secara berurutan, mulai dari akuisisi sinyal napas hingga evaluasi kinerja model klasifikasi. Rangkaian tahapan tersebut ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Dua tahap awal bersifat perolehan data, dua tahap berikutnya merupakan perbaikan kualitas sinyal, satu tahap mengubah sinyal mentah menjadi representasi numerik, dan tiga tahap terakhir merupakan pemodelan serta pengujian. Setiap tahap pra-pemrosesan dirancang dalam bentuk perbandingan dua metode alternatif agar pemilihan metode didasarkan pada bukti empiris, bukan pada asumsi. Pada tahap validasi, skema antar-sesi ditetapkan sebagai ukuran utama kemampuan generalisasi, sedangkan Stratified K-Fold dipakai sebagai pembanding.

2.2 Perancangan Sistem E-Nose dan Akuisisi Data

Sistem E-Nose dirancang menggunakan empat sensor gas semikonduktor seri MQ yang sensitif terhadap senyawa gas dan volatile organic compounds yang umum terdapat pada asap rokok [25], [26] dan lazim dipakai pada sistem pengukuran senyawa organik volatil berbiaya rendah [27]. Sensor MQ2 responsif terhadap gas mudah terbakar dan asap secara umum, MQ7 terhadap karbon monoksida yang merupakan produk khas pembakaran tidak sempurna, MQ135 terhadap kualitas udara dan senyawa organik volatil, serta MQ138 terhadap kelompok senyawa aldehida, alkohol, dan keton. Keluaran keempat sensor dibaca melalui modul konverter analog ke digital dan direkam oleh mikrokontroler dalam bentuk nilai digital yang merepresentasikan respons masing-masing sensor terhadap gas.

Responden penelitian berjumlah 12 orang yang terdiri atas enam perokok aktif dan enam non-perokok, dan setiap responden menjalani satu sesi perekaman. Seluruh sesi direkam pada hari dan ruangan yang sama untuk meminimalkan perbedaan suhu, kelembapan, dan kondisi udara latar antar sesi. Responden perokok menghabiskan satu batang rokok filter, kemudian napasnya direkam pada salah satu dari tiga interval waktu setelah rokok dipadamkan, yaitu 0 menit, 1 menit, atau 10 menit. Enam responden perokok dibagi rata sehingga setiap interval diwakili oleh dua responden. Dengan rancangan antar-subjek ini, setiap responden perokok hanya direkam pada satu interval, sehingga label interval berimpit dengan identitas responden; konsekuensi rancangan ini terhadap validasi dijelaskan pada Subbab 2.6 dan dibahas pada Subbab 3.6.

Sampel napas dihembuskan responden ke dalam kantong pengumpul, lalu dialirkan ke ruang sensor menggunakan pompa mini agar aliran gas yang mengenai permukaan sensor relatif seragam antar pengukuran. Setiap sesi perekaman berlangsung selama satu menit dan menghasilkan 100 pembacaan berurutan untuk masing-masing sensor, sehingga dari 12 sesi diperoleh 1.200 pembacaan. Komposisi data yang terbentuk disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Komposisi dataset hasil akuisisi

Kelas	Jumlah responden (sesi)	Jumlah pembacaan	Sampel fitur terbentuk
Napas perokok 0 menit	2	200	20

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1441
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Kelas	Jumlah responden (sesi)	Jumlah pembacaan	Sampel fitur terbentuk
Napas perokok 1 menit	2	200	18
Napas perokok 10 menit	2	200	18
Napas non-perokok	6	600	56
Total	12	1.200	112

2.3 Pra-Pemrosesan Data Sensor

Sinyal sensor gas rentan terhadap lonjakan sesaat dan derau frekuensi tinggi yang berasal dari fluktuasi tegangan serta turbulensi aliran udara. Penanganan outlier dilakukan dengan membandingkan dua metode. Metode Interquartile Range (IQR) menetapkan batas bawah pada Q1 dikurangi 1,5 kali IQR dan batas atas pada Q3 ditambah 1,5 kali IQR, lalu membuang pembacaan di luar rentang tersebut [28]. Metode Z-Score menghitung simpangan baku terstandar setiap pembacaan terhadap rerata kelasnya dan membuang pembacaan dengan nilai absolut Z melebihi tiga [29]. Kedua metode dihitung per kelas dan per sensor agar karakteristik distribusi masing-masing kelas tidak saling mencemari. Karena memanfaatkan informasi label dan diterapkan sebelum pembagian data, langkah ini berpotensi menimbulkan bias optimistis. Dampaknya terbatas karena Z-Score hanya membuang 27 dari 1.200 pembacaan (2,25%), tetapi pada implementasi lapangan penanganan outlier perlu diterapkan per sesi tanpa memerlukan label.

Reduksi derau dilakukan dengan membandingkan Wavelet Transform dan Moving Average. Wavelet Transform diterapkan menggunakan basis Daubechies db4 pada dekomposisi level dua dengan ambang lunak universal yang diestimasi dari median koefisien detail, sehingga komponen derau ditekan tanpa menghilangkan transisi tajam sinyal [30]. Moving Average diterapkan dengan jendela lima pembacaan berpusat pada titik amatan sebagai pembanding yang lebih sederhana [31]. Seluruh operasi reduksi derau dilakukan di dalam masing-masing sesi perekaman dan tidak memerlukan informasi label, sehingga tidak terjadi pencampuran sinyal antar responden.

2.4 Ekstraksi Ciri dan Pembentukan Dataset

Sinyal hasil pra-pemrosesan tidak digunakan secara langsung sebagai fitur, melainkan diringkas menjadi deskriptor statistik. Setiap rekaman satu menit disegmentasi menjadi jendela non-tumpang-tindih berisi sepuluh pembacaan berurutan. Dari setiap jendela dan setiap sensor dihitung enam parameter statistik, yaitu mean, standar deviasi, nilai minimum, nilai maksimum, skewness, dan kurtosis [32]. Mean dan nilai ekstrem merepresentasikan tingkat respons sensor, standar deviasi merepresentasikan kestabilan respons, sedangkan skewness dan kurtosis menangkap bentuk distribusi respons yang tidak tertangkap oleh ukuran pemusatan. Kombinasi empat sensor dan enam parameter menghasilkan 24 fitur numerik per sampel. Dari 1.173 pembacaan yang lolos tahap penanganan outlier terbentuk 112 sampel berfitur lengkap, atau rata-rata sekitar sembilan sampel per sesi. Sampel-sampel dari satu sesi berasal dari responden dan menit perekaman yang sama sehingga tidak saling independen, dan sifat inilah yang mendasari rancangan validasi pada Subbab 2.6.

2.5 Algoritma Klasifikasi

Empat algoritma diuji pada dataset fitur yang sama. Random Forest membangun ansambel 300 pohon keputusan dengan pemilihan fitur acak pada tiap simpul, sehingga relatif tahan terhadap fitur berkorelasi tinggi yang lazim muncul pada larik sensor [32]. K-Nearest Neighbor mengklasifikasikan sampel berdasarkan mayoritas lima tetangga terdekat pada ruang fitur terstandardisasi [33]. XGBoost membangun pohon secara bertahap dengan optimasi gradien dan regularisasi, menggunakan 300 penduga, kedalaman maksimum enam, serta laju pembelajaran 0,1 [34]. Sebagai model uji, stack deep neural network menyusun ketiga algoritma sebelumnya sebagai penduga tingkat pertama dan menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis tersembunyi 64 dan 32 neuron sebagai meta-penduga [35]. Seluruh algoritma dijalankan dalam pipeline yang menyertakan standardisasi fitur, sehingga transformasi skala dipelajari hanya dari data latih pada setiap lipatan validasi.

2.6 Validasi dan Evaluasi Kinerja

Validasi model dilakukan dengan dua skema yang menjawab pertanyaan berbeda. Skema pertama adalah Stratified K-Fold Cross Validation dengan k sama dengan lima pada tingkat jendela, sehingga proporsi setiap kelas terjaga pada data latih maupun data uji [36], [37], [38]. Karena pembagian dilakukan pada tingkat jendela, jendela dari sesi yang sama dapat muncul sekaligus pada data latih dan data uji. Kondisi ini merupakan bentuk kebocoran data (data leakage) yang dapat menghasilkan estimasi kinerja optimistis [23], [24], sehingga hasil Stratified K-Fold pada penelitian ini diperlakukan sebagai batas atas kinerja dan dipakai terutama untuk membandingkan konfigurasi pra-pemrosesan dan algoritma. Evaluasi kinerja dihitung dari confusion matrix melalui empat metrik, yaitu akurasi, presisi, recall, dan F1-score [39], dengan TP, TN, FP, dan FN berturut-turut menyatakan true positive, true negative, false positive, dan false

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1442
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

negative. Presisi, recall, dan F1-score dilaporkan dalam rerata makro agar kelas dengan jumlah sampel lebih sedikit tetap memperoleh bobot yang setara.

$$Akurasi = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (1)$$

$$Presisi = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

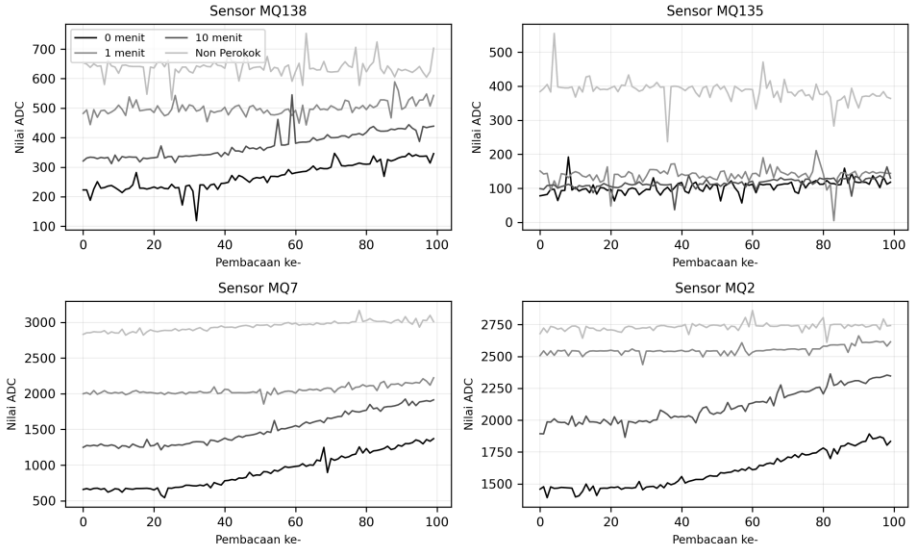
$$F1\text{-}score = 2 \times (Presisi \times Recall) / (Presisi + Recall) \quad (4)$$

Skema kedua, yang dijadikan ukuran utama kemampuan generalisasi, adalah validasi silang antar-sesi leave-one-session-out. Pada setiap lipatan, seluruh sampel dari satu sesi perekaman ditempatkan sepenuhnya pada data uji, sedangkan sampel dari sebelas sesi lainnya menjadi data latih, sehingga diperoleh dua belas lipatan. Karena setiap sesi berasal dari satu responden yang berbeda, skema ini setara dengan validasi leave-one-subject-out dan menjamin tidak ada responden yang muncul pada data latih dan data uji sekaligus [24]. Prediksi dari seluruh lipatan digabungkan sebelum metrik dihitung, dan pada kedua skema standardisasi fitur dipelajari hanya dari data latih pada setiap lipatan. Skema ini merepresentasikan kondisi penggunaan sesungguhnya di lapangan, yaitu ketika sistem harus mengenali napas responden yang belum pernah dikenali sebelumnya.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Karakteristik Sinyal Sensor

Tahap pertama analisis adalah pemeriksaan pola sinyal mentah pada keempat sensor untuk setiap kelas. Gambar 2 menampilkan satu sesi perekaman representatif dari masing-masing kelas.



Gambar 2. Pola sinyal empat sensor gas pada masing-masing kelas napas

Terdapat tiga temuan penting dari pola tersebut. Pertama, sensor MQ135 memperlihatkan pemisahan yang paling tegas. Kelas non-perokok berada pada tingkat respons yang jauh lebih tinggi dan tidak beririsan sama sekali dengan ketiga kelas perokok. Kedua, sensor MQ138, MQ7, dan MQ2 menunjukkan penjenjangan tingkat respons antar kelas, namun dengan jarak antar kelas yang lebih rapat sehingga berpotensi tumpang tindih. Ketiga, pada sesi representatif yang ditampilkan, kelas 0 menit dan 10 menit memperlihatkan kecenderungan naik yang tegas selama satu menit perekaman, terutama pada sensor MQ138, MQ7, dan MQ2, sedangkan sesi kelas 1 menit dan non-perokok relatif datar. Kenaikan bertahap tersebut merupakan karakteristik respons sensor gas semikonduktor yang belum mencapai kondisi tunak ketika permukaan sensitifnya berinteraksi dengan sampel gas. Karakteristik terakhir inilah yang melandasi keputusan untuk meringkas sinyal menjadi deskriptor statistik per jendela, bukan memakai nilai pembacaan tunggal sebagai fitur.

Statistik deskriptif keseluruhan data disajikan pada Tabel 2 dan memperkuat pembacaan visual tersebut. Rerata MQ135 pada kelas non-perokok mencapai 383,92 sementara ketiga kelas perokok berada pada rentang 126,24 hingga 160,35. Selisih ini jauh melampaui simpangan baku masing-masing kelas, sehingga secara deskriptif pemisahan biner antara perokok dan non-perokok sangat tegas. Arah perbedaan ini, yaitu respons non-perokok yang lebih tinggi daripada seluruh kelas perokok pada sensor MQ138, MQ135, dan MQ7, tetap perlu ditafsirkan dengan hati-hati. Seluruh sesi direkam pada hari dan ruangan yang sama sehingga perbedaan kondisi lingkungan antar kelompok dapat diminimalkan, tetapi tingkat respons absolut sensor gas semikonduktor juga dipengaruhi garis dasar dan riwayat paparan sensor [40]. Sebaliknya, perbandingan antar kelas perokok menunjukkan pola yang tidak monoton. Kelas 1 menit justru memiliki rerata MQ7 dan MQ2 tertinggi di antara kelas perokok, masing-masing 2.284,27 dan 2.669,90, melampaui kelas 0

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1443
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

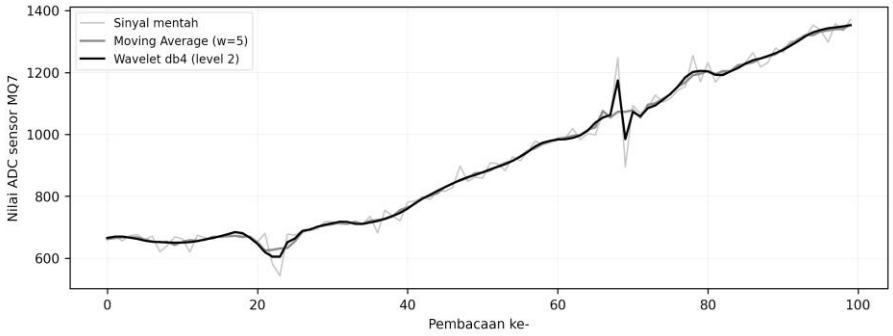
menit yang secara teoretis seharusnya menjadi puncak konsentrasi. Temuan ini menandakan bahwa variasi antar-sesi perekaman, yang pada rancangan ini identik dengan variasi antar-responden, masih memberikan pengaruh yang sebanding dengan efek interval waktu yang hendak diukur.

Tabel 2. Statistik deskriptif nilai sensor tiap kelas (rerata ± standar deviasi)

Kelas	MQ138	MQ135	MQ7	MQ2
Perokok 0 menit	352,56 ± 102,05	132,21 ± 35,09	1.405,88 ± 588,37	1.960,55 ± 414,08
Perokok 1 menit	540,42 ± 49,81	160,35 ± 32,33	2.284,27 ± 237,11	2.669,90 ± 122,30
Perokok 10 menit	382,40 ± 46,06	126,24 ± 19,03	1.598,58 ± 274,78	2.145,76 ± 156,07
Non-perokok	554,79 ± 63,17	383,92 ± 31,89	2.573,42 ± 262,58	2.589,14 ± 148,90

3.2 Hasil Perbandingan Metode Pra-Pemrosesan

Sembilan kombinasi penanganan outlier dan reduksi derau diuji menggunakan Random Forest sebagai model penduga dengan skema Stratified K-Fold. Gambar 3 memperlihatkan pengaruh kedua metode reduksi derau terhadap sinyal sensor MQ7 pada satu sesi perekaman.



Gambar 3. Perbandingan hasil reduksi derau pada sinyal sensor MQ7

Moving Average menghasilkan kurva yang paling halus, tetapi konsekuensinya adalah pelemahan amplitudo pada titik-titik transisi tajam. Wavelet Transform menekan derau berfrekuensi tinggi sambil tetap mempertahankan bentuk lonjakan yang bermakna. Perbedaan perilaku ini tercermin pada hasil klasifikasi yang dirangkum dalam Tabel 3.

Tabel 3. Hasil perbandingan sembilan kombinasi metode pra-pemrosesan

Penanganan outlier	Reduksi derau	Sampel	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1 (%)
Tanpa penanganan	Tanpa reduksi	120	91,67	87,72	87,50	86,80
Tanpa penanganan	Moving Average	120	94,17	91,71	91,25	90,90
Tanpa penanganan	Wavelet Transform	120	93,33	90,73	90,00	89,52
IQR	Tanpa reduksi	107	92,52	89,55	89,72	89,17
IQR	Moving Average	107	93,46	91,07	91,11	90,48
IQR	Wavelet Transform	107	94,39	92,36	92,36	91,95
Z-Score	Tanpa reduksi	112	91,07	86,88	87,22	86,20
Z-Score	Moving Average	112	93,75	91,07	91,11	90,48
Z-Score	Wavelet Transform	112	94,64	92,36	92,36	91,95

Kombinasi Z-Score dan Wavelet Transform memberikan akurasi tertinggi sebesar 94,64%, diikuti kombinasi IQR dan Wavelet Transform dengan 94,39%. Dua simpulan dapat ditarik dari tabel ini. Pertama, tahap reduksi derau

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1444
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

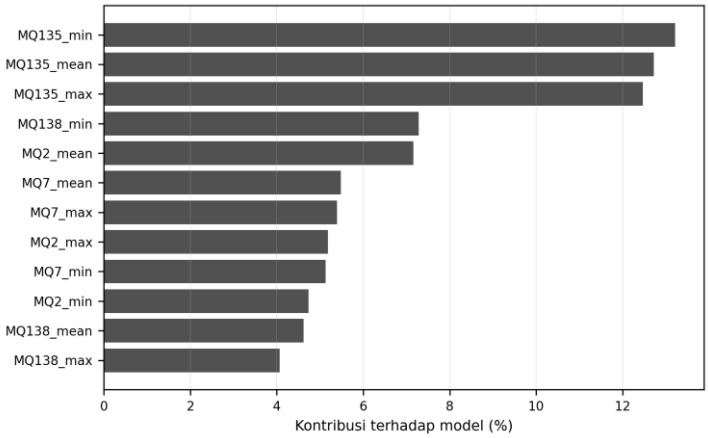
JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

memberikan kontribusi yang konsisten. Pada ketiga skema penanganan outlier, penambahan reduksi derau menaikkan akurasi antara 0,94 hingga 3,57 poin persentase dibandingkan tanpa reduksi. Kedua, pengaruh penanganan outlier jauh lebih kecil dan bergantung pada metode reduksi derau yang menyertainya. Ketika dipasangkan dengan Wavelet Transform, penanganan outlier menaikkan akurasi sekitar satu poin persentase; ketika dipasangkan dengan Moving Average, penanganan outlier justru sedikit menurunkan akurasi. Pola ini masuk akal secara teknis karena Wavelet Transform bekerja optimal pada sinyal yang telah bersih dari lonjakan ekstrem, sementara Moving Average pada dasarnya telah meredam lonjakan tersebut sehingga pembuangan outlier menjadi tindakan yang berlebihan dan hanya mengurangi jumlah sampel.

Perlu dicatat bahwa Z-Score membuang 27 pembacaan sedangkan IQR membuang 75 pembacaan dari total 1.200 pembacaan. Z-Score karenanya lebih konservatif dan mempertahankan lebih banyak informasi, meskipun selisih akurasinya terhadap IQR hanya 0,25 poin persentase dan F1-score keduanya sama. Kombinasi Z-Score dan Wavelet Transform selanjutnya dipakai sebagai konfigurasi baku untuk seluruh pengujian algoritma. Selisih akurasi antar sembilan konfigurasi paling besar 3,57 poin persentase, jauh lebih kecil daripada selisih antar skema validasi yang dibahas pada Subbab 3.6, sehingga pilihan pra-pemrosesan merupakan faktor sekunder dibandingkan rancangan validasi.

3.3 Kontribusi Fitur Hasil Ekstraksi Ciri

Analisis kontribusi fitur dilakukan untuk mengetahui deskriptor statistik mana yang paling menentukan keputusan model. Dua belas fitur dengan kontribusi tertinggi ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Dua belas fitur dengan kontribusi tertinggi pada model Random Forest

Tiga peringkat teratas seluruhnya berasal dari sensor MQ135, yaitu nilai minimum dengan kontribusi 13,22%, mean dengan 12,72%, dan nilai maksimum dengan 12,47%. Ketiganya secara akumulatif menyumbang 38,41% dari total kontribusi, jauh melampaui sensor lain. Temuan ini konsisten dengan pemisahan tegas kelas non-perokok yang terlihat pada Gambar 2 dan Tabel 2. Peringkat berikutnya diisi oleh nilai minimum MQ138 sebesar 7,28% dan mean MQ2 sebesar 7,16%, yang berperan dalam membedakan antar kelas perokok. Pola menarik lain adalah dominasi deskriptor tingkat respons, yaitu mean serta nilai minimum dan maksimum, dibandingkan deskriptor bentuk distribusi. Skewness dan kurtosis tidak muncul pada dua belas peringkat teratas, yang mengindikasikan bahwa informasi pembeda utama pada data ini terletak pada besaran respons sensor, bukan pada bentuk sebaran pembacaan dalam jendela pengamatan. Ketergantungan pada besaran absolut ini juga berarti bahwa keputusan model rentan terhadap pergeseran garis dasar antar sesi, sebagaimana dibahas pada Subbab 3.6. Meskipun demikian, kedua deskriptor bentuk tetap dipertahankan karena Random Forest relatif tidak dirugikan oleh keberadaan fitur berkontribusi rendah.

3.4 Perbandingan Kinerja Algoritma pada Validasi Stratified K-Fold

Empat algoritma diuji pada dataset fitur hasil konfigurasi terbaik menggunakan Stratified K-Fold dengan k sama dengan lima. Hasil lengkap disajikan pada Tabel 4. Hasil pada subbab ini dan Subbab 3.5 diperoleh dari validasi tingkat jendela sehingga dibaca sebagai batas atas kinerja, sedangkan kinerja pada responden baru disajikan pada Subbab 3.6.

Tabel 4. Perbandingan kinerja empat algoritma klasifikasi pada validasi Stratified K-Fold

Algoritma	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-score (%)
Random Forest	94,64	92,36	92,36	91,95
XGBoost	93,75	90,61	90,97	90,58

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1445
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

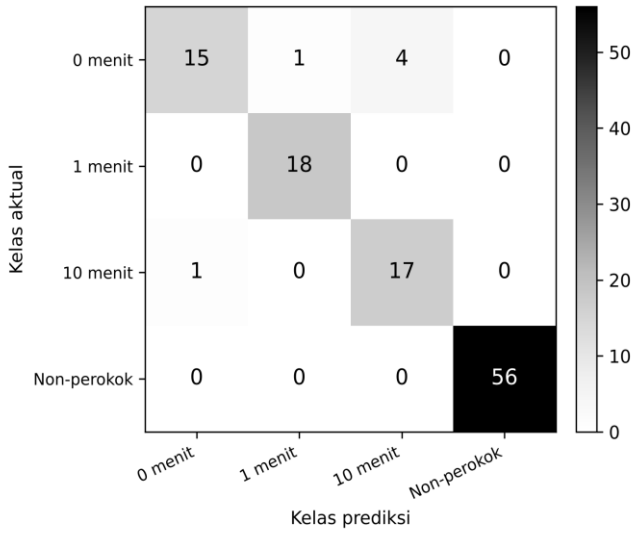
Algoritma	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-score (%)
K-Nearest Neighbor	91,07	87,82	87,36	86,00
Stack Deep Neural Network	91,07	88,12	86,53	86,34

Random Forest menempati posisi terbaik pada keempat metrik dengan akurasi 94,64% dan F1-score 91,95%, diikuti XGBoost yang terpaut 0,89 poin persentase pada akurasi dan 1,37 poin pada F1-score. Selisih akurasi tersebut hanya setara satu sampel (106 dan 105 dari 112 sampel), sehingga keunggulan Random Forest atas XGBoost belum dapat dipandang bermakna. Selisih yang tipis ini wajar mengingat keduanya merupakan metode ansambel berbasis pohon keputusan yang sama-sama tangguh terhadap fitur berkorelasi. Apabila selisih ini konsisten pada data yang lebih besar, keunggulan Random Forest kemungkinan bersumber dari mekanisme bagging yang lebih stabil pada dataset berukuran kecil, sementara boosting pada XGBoost cenderung lebih sensitif terhadap kekhasan data latih ketika jumlah sampel terbatas.

K-Nearest Neighbor dan stack deep neural network sama-sama mencapai akurasi 91,07%, namun dengan profil metrik yang berbeda. K-Nearest Neighbor memiliki recall makro 87,36% yang lebih tinggi daripada stack deep neural network dengan 86,53%, sedangkan presisi makronya sedikit lebih rendah. Hasil stack deep neural network yang tidak melampaui baseline merupakan temuan yang perlu digarisbawahi. Meta-penduga berbasis jaringan saraf memerlukan jumlah sampel yang memadai untuk mempelajari pola kombinasi keluaran penduga tingkat pertama. Dengan 112 sampel dan 24 fitur, kapasitas model jauh melampaui kebutuhan data sehingga meta-penduga kemungkinan mengalami overfitting pada tahap pelatihan. Temuan ini memberikan pelajaran metodologis bahwa kompleksitas model tidak otomatis berbanding lurus dengan kinerja, terutama pada penelitian tahap pembuktian konsep dengan jumlah responden terbatas.

3.5 Analisis Confusion Matrix

Analisis kesalahan klasifikasi model terbaik pada skema Stratified K-Fold dilakukan melalui confusion matrix yang disajikan pada Gambar 5, sedangkan metrik per kelas dirangkum pada Tabel 5.



Gambar 5. Confusion matrix model Random Forest pada validasi Stratified K-Fold

Tabel 5. Metrik kinerja Random Forest untuk setiap kelas pada validasi Stratified K-Fold

Kelas	Presisi (%)	Recall (%)	F1-score (%)	Jumlah sampel
Napas perokok 0 menit	93,75	75,00	83,33	20
Napas perokok 1 menit	94,74	100,00	97,30	18
Napas perokok 10 menit	80,95	94,44	87,18	18
Napas non-perokok	100,00	100,00	100,00	56

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1446
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Kelas non-perokok terklasifikasi sempurna dengan presisi dan recall masing-masing 100%. Tidak satu pun dari 56 sampel non-perokok yang keliru diprediksi sebagai kelas perokok, dan sebaliknya tidak ada sampel perokok yang lolos sebagai non-perokok. Pada Random Forest, pemisahan ini juga bertahan pada validasi antar-sesi (Subbab 3.6), sehingga merupakan hasil paling konsisten dari penelitian ini dan mendukung kelayakan E-Nose sebagai penapis awal keberadaan jejak asap rokok pada napas, dengan catatan bahwa jumlah responden masih terbatas.

Kesulitan terkonsentrasi pada pemisahan antar interval waktu. Kelas 0 menit hanya mencapai recall 75,00%, dengan empat dari dua puluh sampel diprediksi sebagai kelas 10 menit dan satu sampel sebagai kelas 1 menit. Sebaliknya, satu sampel kelas 10 menit diprediksi sebagai 0 menit. Pola kesalahan yang saling silang antara kelas 0 menit dan 10 menit ini menghasilkan presisi kelas 10 menit yang terendah, yaitu 80,95%. Penjelasan yang paling mungkin adalah tumpang tindih rentang nilai kedua kelas tersebut sebagaimana terlihat pada Tabel 2, khususnya pada sensor MQ138 dan MQ135 yang rerata keduanya berselisih relatif kecil. Selain itu, sesi representatif kedua kelas pada Gambar 2 sama-sama memperlihatkan kecenderungan naik selama perekaman. Kelas 1 menit justru terpisah paling baik dengan recall 100%, namun keunggulan ini bersumber dari tingginya tingkat respons MQ7 dan MQ2 pada sesi perekaman kelas tersebut, bukan semata-mata dari kandungan senyawa volatil yang lebih tinggi.

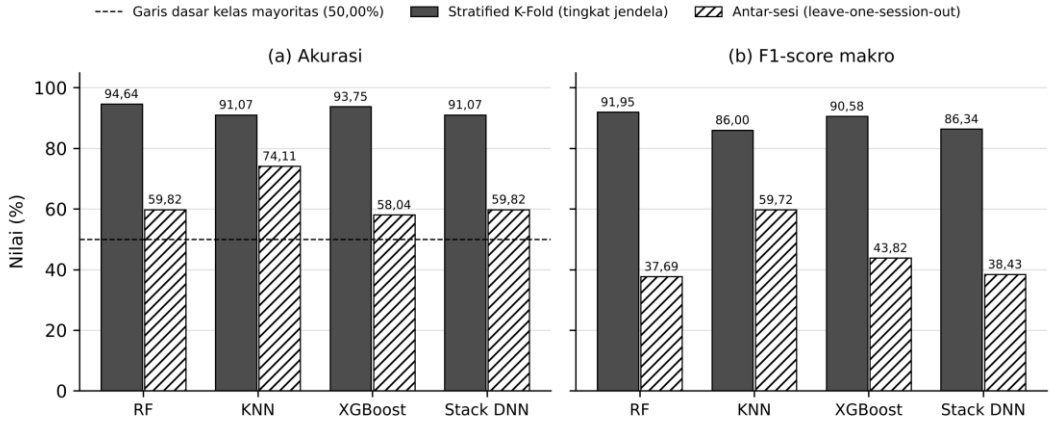
3.6 Pengujian Generalisasi Antar-Sesi dan Analisis Kesenjangan Kinerja

Karena seluruh pembacaan dalam satu sesi perekaman berasal dari responden dan kondisi lingkungan yang sama, kemampuan generalisasi model diukur dengan validasi leave-one-session-out sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.6. Hasil keempat algoritma disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Kinerja model pada validasi antar-sesi (leave-one-session-out)

Algoritma	Akurasi (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F1-score (%)
K-Nearest Neighbor	74,11	58,43	63,30	59,72
Stack Deep Neural Network	59,82	36,79	40,80	38,43
Random Forest	59,82	35,93	40,14	37,69
XGBoost	58,04	44,23	44,76	43,82

Seluruh algoritma mengalami penurunan kinerja yang nyata. Akurasi Random Forest turun 34,82 poin persentase, dari 94,64% menjadi 59,82%, dan F1-score makronya turun dari 91,95% menjadi 37,69%. K-Nearest Neighbor menjadi algoritma dengan kinerja antar-sesi tertinggi, yaitu akurasi 74,11% dan F1-score 59,72%, meskipun pada Stratified K-Fold algoritma ini berada di peringkat terbawah bersama stack deep neural network. Perubahan peringkat ini menunjukkan bahwa algoritma yang unggul pada validasi tingkat jendela belum tentu unggul pada responden baru. Sebagai pembanding, model naif yang selalu memprediksi kelas mayoritas, yaitu non-perokok, sudah memperoleh akurasi 50,00% karena kelas tersebut mencakup 56 dari 112 sampel. Akurasi antar-sesi Random Forest dengan demikian hanya 9,82 poin persentase di atas garis dasar tersebut. Perbandingan kedua skema validasi untuk keempat algoritma ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan akurasi dan F1-score makro keempat algoritma pada validasi Stratified K-Fold dan validasi antar-sesi

Penurunan tersebut tidak merata di seluruh kelas. Tabel 7 menguraikan kinerja Random Forest menjadi akurasi biner perokok dan non-perokok serta akurasi di antara tiga kelas interval waktu yang dihitung dari 56 sampel perokok. Pada kedua skema, pemisahan perokok dan non-perokok tetap sempurna: seluruh 56 sampel non-perokok terklasifikasi benar

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1447
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

dan tidak ada sampel perokok yang keliru masuk ke kelas non-perokok. Sebaliknya, akurasi di antara tiga kelas interval turun dari 89,29% menjadi 19,64%, artinya hanya 11 dari 56 sampel perokok yang diprediksi pada interval yang benar. Nilai ini lebih rendah daripada tebakan acak (33,33%) maupun tebakan kelas mayoritas di antara sampel perokok (35,71%). Recall kelas 0 menit turun dari 75,00% menjadi 5,00%, sedangkan sampel kelas 1 menit dan 10 menit secara gabungan hanya terklasifikasi benar 10 dari 36 sampel. Pola berbeda tampak pada K-Nearest Neighbor. Dari akurasi dan recall makro pada Tabel 6 dapat dihitung bahwa K-Nearest Neighbor memprediksi interval yang benar pada 28 dari 56 sampel perokok, dengan rerata recall ketiga kelas interval 51,67%, di atas tebakan acak. Keunggulan ini sepenuhnya berasal dari kelas 1 menit dan 10 menit (27 dari 36 sampel), karena recall kelas 0 menit juga hanya 5,00%. Pemisahan sempurna antara perokok dan non-perokok pun khas Random Forest: dengan perhitungan yang sama, K-Nearest Neighbor dan stack deep neural network masing-masing salah mengklasifikasikan satu dari 56 sampel non-perokok, sedangkan XGBoost delapan sampel. Dengan kata lain, kemampuan membedakan ada tidaknya jejak asap rokok bersifat konsisten pada Random Forest, sedangkan kemampuan membedakan lama jeda waktu belum stabil terhadap pergantian responden pada seluruh algoritma.

Tabel 7. Dekomposisi kinerja Random Forest pada kedua skema validasi

Skema validasi	Akurasi 4 kelas (%)	Akurasi biner perokok vs non-perokok (%)	Akurasi 3 kelas interval, n=56 (%)	Recall kelas 0 menit (%)
Stratified K-Fold (k=5)	94,64	100,00	89,29	75,00
Antar-sesi (leave-one-session-out)	59,82	100,00	19,64	5,00
Acuan kelas mayoritas	50,00	50,00	35,71	–

Kesenjangan 34,82 poin persentase antara kedua skema dapat dijelaskan oleh tiga faktor yang saling menguatkan. Faktor pertama adalah ketergantungan antar sampel dalam satu sesi. Setiap sesi menghasilkan rata-rata sekitar sembilan jendela yang berasal dari responden dan menit perekaman yang sama sehingga sangat mirip satu sama lain. Pada Stratified K-Fold, sekitar empat perlima jendela dari setiap sesi berada pada data latih, sehingga model cukup mengenali kekhasan sesi untuk menebak label jendela uji dari sesi yang sama. Karena setiap kelas interval hanya diwakili dua responden, label kelas praktis berimpit dengan identitas responden, dan akurasi tingkat jendela lebih mencerminkan kemampuan mengenali responden daripada mengenali interval waktu. Fenomena ini sejalan dengan temuan bahwa validasi berbasis rekaman, alih-alih berbasis subjek, menghasilkan estimasi kinerja yang terlalu tinggi pada aplikasi diagnostik berbasis pembelajaran mesin [24]. Pada data EEG, akurasi deteksi Alzheimer bahkan turun dari 99,8% pada pembagian berbasis segmen menjadi 53,0% pada pembagian berbasis subjek [41]. Pola tersebut termasuk kebocoran data akibat tidak independennya data latih dan data uji, yang dijumpai di banyak bidang penelitian berbasis pembelajaran mesin [23].

Faktor kedua adalah variasi antar-responden yang lebih besar daripada efek interval waktu. Tabel 2 memperlihatkan bahwa kelas 1 menit memiliki rerata keempat sensor yang lebih tinggi daripada kelas 0 menit dan 10 menit, sehingga urutan rerata tidak mengikuti pola peluruhan yang diharapkan dari 0 ke 10 menit. Pola tidak monoton ini lebih mungkin mencerminkan perbedaan individu, misalnya volume hembusan, kebiasaan merokok, dan kondisi rongga mulut, daripada perbedaan interval itu sendiri. Ketika satu responden dikeluarkan sebagai data uji, model hanya memiliki satu responden lain untuk mempelajari kelas interval yang sama, sehingga batas keputusan yang dipelajari praktis merupakan profil satu individu. Hal ini juga menjelaskan mengapa model berbasis pohon keputusan paling terdampak. Gambar 4 menunjukkan bahwa keputusan Random Forest didominasi deskriptor tingkat respons seperti nilai minimum, mean, dan nilai maksimum, sehingga ambang yang dipelajari dari satu responden mudah gagal pada responden lain. K-Nearest Neighbor yang mengklasifikasikan berdasarkan kedekatan pada seluruh 24 fitur terstandardisasi tampak lebih toleran terhadap pergeseran tersebut, meskipun dugaan ini perlu diuji pada data yang lebih besar.

Faktor ketiga bersifat fisik. Sensor gas semikonduktor memiliki garis dasar yang dipengaruhi suhu, kelembapan, dan riwayat paparan, sehingga tingkat respons absolut dapat bergeser antar sesi meskipun kandungan gas serupa [40]. Pada dataset sensor oksida logam yang direkam per batch, garis dasar sebelum paparan saja bahkan sudah cukup untuk mengenali kelas gas sehingga akurasi klasifikasi yang dilaporkan menjadi terlalu tinggi [42]; situasi serupa berpotensi terjadi di sini karena setiap kelas interval direkam dalam sesi yang berbeda. Gambar 2 memperlihatkan bahwa sesi representatif kelas 0 menit dan 10 menit sama-sama belum mencapai kondisi tunak selama satu menit perekaman, berbeda dari kelas 1 menit dan non-perokok, sehingga deskriptor statistik kedua kelas tersebut dapat turut dipengaruhi dinamika sensor dan bukan semata oleh kandungan napas. Kemiripan dinamika ini konsisten dengan terkonsentrasinya kekeliruan antara kelas 0 menit dan 10 menit pada Gambar 5. Ketiga faktor tersebut menegaskan bahwa hasil Stratified K-Fold tidak dapat dijadikan dasar klaim kemampuan generalisasi. Penelitian lanjutan perlu menerapkan rancangan dalam-subjek, yaitu merekam setiap responden perokok pada seluruh interval waktu agar efek

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1448
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.10146
Hal 1439-1451
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

interval dapat dipisahkan dari variasi individu, menormalisasi respons terhadap garis dasar udara bersih sebelum setiap hembusan, menambah jumlah responden, serta melaporkan validasi berbasis responden sebagai ukuran kinerja utama.

3.7 Pembahasan

Dibandingkan penelitian terdahulu, hasil ini menempati posisi yang khas sebagaimana dirangkum pada Tabel 8. Cheng dkk. telah menunjukkan bahwa napas perokok dan non-perokok dapat dibedakan dengan E-Nose komersial [17], sehingga pemisahan biner pada penelitian ini lebih tepat dipandang sebagai konfirmasi dengan perangkat berbiaya rendah daripada temuan yang sepenuhnya baru. Dragonieri dkk. menunjukkan bahwa profil senyawa organik volatil berubah dalam rentang 5 hingga 60 menit setelah merokok, dengan akurasi validasi silang terhadap napas sebelum merokok sebesar 64,6% pada 5 menit hingga 89,6% pada 60 menit [5]. Perubahan yang justru membesar seiring waktu tersebut, yang oleh penulisnya dikaitkan terutama dengan respons inflamasi dan bukan dengan bau tembakau, mengisyaratkan bahwa perubahan napas setelah merokok tidak sekadar meluruh, sehingga asumsi peluruhan monoton dari 0 ke 10 menit pada penelitian ini perlu ditinjau ulang. Principe dkk. hanya mampu membedakan kelompok pernah dan tidak pernah merokok dengan AUC 0,74, sementara responden yang merokok dalam 24 jam terakhir tidak terbedakan [19]. Kontras dengan pemisahan sempurna oleh Random Forest pada penelitian ini wajar karena interval yang diuji jauh lebih pendek, tetapi juga mengingatkan bahwa hasil dari 12 responden perlu dikonfirmasi pada sampel yang lebih besar. Penelitian ini mengambil posisi yang berbeda dengan menjadikan interval waktu pasca-merokok sebagai label kelas yang diprediksi, menggunakan sensor gas semikonduktor berbiaya rendah, menyertakan kelompok non-perokok, dan menguji generalisasi terhadap responden baru.

Tabel 8. Perbandingan penelitian ini dengan penelitian E-Nose napas perokok terdahulu

Penelitian	Sampel dan instrumen	Target keluaran	Validasi dan hasil utama
Cheng dkk. [17]	15 perokok dan 24 non-perokok; E-Nose komersial Cyranose 320	Perokok vs non-perokok (biner)	Akurasi validasi silang 95%
Principe dkk. [19]	593 pernah merokok dan 303 tidak pernah merokok (pasien asma/PPOK dan kontrol); E-Nose SpiroNose	Pernah vs tidak pernah merokok; merokok dalam 24 jam terakhir	AUC 0,74; merokok dalam 24 jam terakhir tidak terbedakan (AUC 0,54)
Dragonieri dkk. [5]	24 perokok sehat; E-Nose Cyranose 320	Sebelum vs 5, 30, dan 60 menit setelah merokok (dalam-subjek, berpasangan)	Akurasi validasi silang 64,6% (5 menit) hingga 89,6% (60 menit); tanpa kelompok non-perokok
Penelitian ini	6 perokok dan 6 non-perokok; E-Nose 4 sensor MQ berbiaya rendah	0, 1, dan 10 menit pasca-merokok serta non-perokok (4 kelas, antar-subjek)	Stratified K-Fold: akurasi 94,64% (RF); antar-sesi: 59,82% (RF) dan 74,11% (KNN); perokok vs non-perokok terpisah sempurna (RF)

Terhadap pendekatan biomarker, temuan ini bersifat melengkapi dan bukan menggantikan. Pengukuran kotinin pada urin [9] maupun saliva [10] tetap unggul dalam akurasi dan validitas klinis, tetapi tidak dapat menjawab pertanyaan berskala menit karena sifat farmakokinetiknya. Pengukuran karbon monoksida napas memang bersifat non-invasif, tetapi hanya merepresentasikan satu gas penanda dengan waktu paruh dalam orde jam [12], sedangkan larik sensor pada E-Nose menangkap pola respons gabungan dari berbagai senyawa volatil. Sistem E-Nose pada penelitian ini memberikan jawaban dalam waktu sekitar satu menit perekaman dengan biaya perangkat yang jauh lebih rendah dan tanpa prosedur invasif. Dibandingkan pengalaman kelompok peneliti pada domain lain, yaitu identifikasi kualitas beras [20], deteksi kebocoran hidrogen sulfida [21], dan klasifikasi aroma kopi [22], akurasi Stratified K-Fold sebesar 94,64% tampak sebanding. Namun, perbandingan tersebut perlu dibaca hati-hati karena objek napas manusia memiliki variabilitas antar-individu yang jauh lebih tinggi daripada objek pangan maupun gas industri, sebagaimana tercermin pada akurasi antar-sesi yang hanya berkisar 58,04% hingga 74,11%.

Implikasi praktis yang paling langsung adalah indikasi objektif awal bahwa napas perokok tidak segera menyerupai napas non-perokok setelah rokok dipadamkan. Pada seluruh interval yang diuji, termasuk sepuluh menit setelah merokok, Random Forest tidak memprediksi satu pun sampel perokok sebagai non-perokok, baik pada Stratified K-Fold maupun pada validasi antar-sesi. Bagi tenaga kesehatan di layanan primer, kemampuan ini berpotensi menjadi alat peraga edukasi keluarga yang menunjukkan bukti terukur, bukan sekadar imbauan. Meskipun demikian, temuan dari 12 responden yang direkam dalam satu hari ini perlu dikonfirmasi pada populasi yang lebih besar, dan penggunaannya pada tahap sekarang terbatas pada penapisan ada atau tidaknya jejak asap rokok pada napas, bukan pengukuran lama jeda waktu.

4. KESIMPULAN

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1449
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

Penelitian ini mengimplementasikan electronic nose berbasis sensor MQ138, MQ135, MQ7, dan MQ2 untuk mengklasifikasikan jejak bau rokok pada napas 12 responden ke dalam kelas 0, 1, dan 10 menit pasca-merokok serta non-perokok. Pada validasi antar-sesi yang memisahkan responden uji dari data latih, akurasi tertinggi dicapai K-Nearest Neighbor sebesar 74,11%, sedangkan Random Forest mencapai 59,82%, jauh di bawah akurasi Stratified K-Fold tingkat jendela sebesar 94,64% yang harus dipandang sebagai batas atas yang optimistis. Kombinasi Z-Score dan Wavelet Transform memberikan pra-pemrosesan terbaik pada Stratified K-Fold, dan stack deep neural network tidak melampaui baseline pada dataset berukuran terbatas. Temuan yang konsisten pada kedua skema adalah pemisahan napas perokok dan non-perokok tanpa kesalahan oleh Random Forest yang ditopang terutama oleh fitur sensor MQ135, sedangkan pembedaan lama jeda waktu belum dapat digeneralisasi ke responden baru. Keterbatasan utama penelitian ini adalah jumlah responden yang kecil dengan dua responden per interval, rancangan antar-subjek yang membuat label interval berimpit dengan identitas responden, dan belum diterapkannya normalisasi garis dasar sensor, sehingga klaimnya terbatas pada pembuktian konsep penapisan keberadaan jejak asap rokok. Penelitian lanjutan disarankan menambah responden secara substansial dengan rancangan dalam-subjek, memperluas interval hingga 30 dan 60 menit, menerapkan normalisasi terhadap garis dasar udara bersih, menjadikan validasi berbasis responden sebagai ukuran utama, serta membandingkan keluaran E-Nose dengan pengukuran acuan seperti karbon monoksida napas.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penelitian ini didanai oleh Direktorat Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat, Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi melalui skema Penelitian Dosen Pemula tahun anggaran 2026. Ucapan terima kasih disampaikan kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri atas dukungan administratif serta kepada seluruh responden yang bersedia berpartisipasi dalam pengambilan data napas.

REFERENCES

[1] S. M. Asfaw *et al.*, “Protecting Young Lives: A Systematic Review of the Impact of Secondhand Smoke Exposure and Legislative Measures on Children’s Health,” *Cureus*, vol. 16, no. 10, 2024, doi: 10.7759/cureus.72548.

[2] M. Yamada and M. Nakazawa, “Status of home-based secondhand smoke exposure among children and its association with health risks in Japan,” *Prev. Med. Reports*, vol. 38, no. January, p. 102585, 2024, doi: 10.1016/j.pmedr.2023.102585.

[3] S. M. Gordon, L. A. Wallace, M. C. Brinkman, P. J. Callahan, and D. V. Kenny, “Volatile organic compounds as breath biomarkers for active and passive smoking,” *Environ. Health Perspect.*, vol. 110, no. 7, pp. 689–698, 2002, doi: 10.1289/ehp.02110689.

[4] S. Capone *et al.*, “Chromatographic analysis of VOC patterns in exhaled breath from smokers and nonsmokers,” *Biomed. Chromatogr.*, vol. 32, no. 4, p. e4132, Apr. 2018, doi: https://doi.org/10.1002/bmc.4132.

[5] S. Dragonieri *et al.*, “Short-Term Effect of Cigarette Smoke on Exhaled Volatile Organic Compounds Profile Analyzed by an Electronic Nose,” *Biosensors*, vol. 12, no. 7, pp. 1–8, 2022, doi: 10.3390/bios12070520.

[6] V. Vanzi, F. Marti, and M. S. Cattaruzza, “Thirdhand Smoke Knowledge, Beliefs and Behaviors among Parents and Families: A Systematic Review,” *Healthc.*, vol. 11, no. 17, pp. 1–10, 2023, doi: 10.3390/healthcare11172403.

[7] H. Arfaeinia, M. Ghaemi, A. Jahantigh, F. Soleimani, and H. Hashemi, “Secondhand and thirdhand smoke: a review on chemical contents, exposure routes, and protective strategies,” *Environ. Sci. Pollut. Res.*, vol. 30, no. 32, pp. 78017–78029, 2023, doi: 10.1007/s11356-023-28128-1.

[8] G. Favara, M. Barchitta, A. Maugeri, R. M. S. Lio, and A. Agodi, “Sensors for Smoking Detection in Epidemiological Research: Scoping Review,” *JMIR mHealth uHealth*, vol. 12, 2024, doi: 10.2196/52383.

[9] P. N. Sholikah, T. A. Mulyati, and F. E. Pujiono, “Analisa Cotinine Pada Urin Perokok Aktif dengan Metode Immunochromatography Assay,” *J. Sint.*, vol. 2022, no. 1, pp. 43–48, 2022.

[10] D. Zakiawati and I. Sufiawati, “Role of salivary biomarkers in the detection of oral diseases using nanotechnology as a promising method,” *Padjadjaran J. Dent. Res. Students*, vol. 5, no. April, pp. 7–17, 2021, doi: 10.24198/pjdrs.v4i1.25998.

[11] L. R. P. Joshua L. Karelitza, Erin A. McClurec, Caitlin Wolford-Clevengere and K. L. Cropsey, “Higher Expired-Air Carbon Monoxide Cutoffs : a Meta-,” *Drug Alcohol Depend.*, vol. 221, no. 1, pp. 1–23, 2021, doi: 10.1016/j.drugalcdep.2021.108570.CESSATION.

[12] A. S. Sandberg, C. M. Sköld, J. Grunewald, A. Eklund, and Å. M. Wheelock, “Assessing recent smoking status by measuring exhaled carbon monoxide levels,” *PLoS One*, vol. 6, no. 12, 2011, doi: 10.1371/journal.pone.0028864.

[13] Y. Li, X. Wei, Y. Zhou, J. Wang, and R. You, “Research progress of electronic nose technology in exhaled breath disease analysis,” *Microsystems Nanoeng.*, vol. 9, no. 1, 2023, doi: 10.1038/s41378-023-00594-0.

[14] Y. Huang, I. J. Doh, and E. Bae, “Design and validation of a portable machine learning-based electronic nose,” *Sensors*, vol. 21, no. 11, 2021, doi: 10.3390/s21113923.

[15] G. Domènech-Gil and D. Puglisi, “A Virtual Electronic Nose for the Efficient Classification and Quantification of Volatile Organic Compounds,” *Sensors*, vol. 22, no. 19, 2022, doi: 10.3390/s22197340.

[16] Y. Gao, B. Chen, X. Cheng, S. LiuD, Q. Li, and M. Xi, “Volatile organic compounds in exhaled breath: Applications in cancer diagnosis and predicting treatment efficacy,” *Cancer Pathog. Ther.*, vol. 3, no. 5, pp. 411–419, 2025, doi: 10.1016/j.cpt.2024.12.004.

[17] Z. J. Cheng, G. Warwick, D. H. Yates, and P. S. Thomas, “An electronic nose in the discrimination of breath from smokers and non-smokers: a model for toxin exposure,” *J. Breath Res.*, vol. 3, no. 3, p. 36003, 2009, doi: 10.1088/1752-

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1450
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

7155/3/3/036003.

[18] S. Rizik *et al.*, "Short-term effects of electronic cigarette smoking on cardiorespiratory parameters, volatile organic compounds and inflammatory markers," *ERJ Open Res.*, vol. 11, no. 3, 2025, doi: 10.1183/23120541.01096-2024.

[19] S. Principe *et al.*, "Asthma and COPD Patients," pp. 1–13, 2021.

[20] M. Jauhar Vikri, I. Wisma Dwi Prastya, U. Pradema Sanjaya, and M. Agung Barata, "Rice Quality Identification Built on Indonesian Food Standards Based on Electronic Nose using Naïve Bayes Algorithm," *INOVTEK Polbeng - Seri Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 49–60, 2025, doi: 10.35314/0y0xct32.

[21] M. A. Barata, D. Irnawati, I. Wisma Dwi Prastya, and D. I. Hastuti, "HYDROGEN SULFIDE LEAK DETECTION USING THE C4.5 ALGORITHM: OPTIMIZING FEATURE EXTRACTION FOR ENHANCED ACCURACY," *PROCEEDING Al Ghazali Int. Conf.*, vol. 1, pp. 511–522, 2024.

[22] I. Wisma Dwi Prastya and R. Sarno, "Coffee Aroma Classification Based On World Coffee Research Sensory Lexicon Using Electronic Nose," *Semin. Int. Islam. Univ. Kalimantan*, no. March, pp. 19–23, 2024, doi: 10.31602/.v0i0.15389.

[23] S. Kapoor and A. Narayanan, "Leakage and the reproducibility crisis in machine-learning-based science," *Patterns*, vol. 4, no. 9, p. 100804, 2023, doi: 10.1016/j.patter.2023.100804.

[24] I. Tougui, A. Jilbab, and J. El Mhamdi, "Impact of the choice of cross-validation techniques on the results of machine learning-based diagnostic applications," *Healthc. Inform. Res.*, vol. 27, no. 3, pp. 189–199, 2021, doi: 10.4258/HIR.2021.27.3.189.

[25] I. A. Rombang, L. B. Setyawan, and G. Dewantoro, "Perancangan Prototipe Alat Deteksi Asap Rokok dengan Sistem Purifier Menggunakan Sensor MQ-135 dan MQ-2," *Techné J. Ilm. Elektrotek.*, vol. 21, no. 1, pp. 131–144, 2022, doi: 10.31358/techne.v21i1.312.

[26] F. A. T. Utami, W. Kasoep, and N. P. Novani, "Prototype Sistem Pendeteksi dan Penetralisir Asap Rokok pada Ruangan dengan Fitur Monitoring Suhu dan Kelembaban," *Chipset*, vol. 3, no. 01, pp. 32–44, 2022, doi: 10.25077/chipset.3.01.32-44.2022.

[27] S. Alhadawiah, R. Wirawan, and A. Budianto, "Development of a VOC (Volatile Organic Compound) Measurement System to Identify Placebo Phenomenon in Emission Areas," *Konstan - J. Fis. Dan Pendidik. Fis.*, vol. 9, no. 02, pp. 154–160, 2025, doi: 10.20414/konstan.v9i02.582.

[28] K. UMAM and R. HARIANTO, "Klasifikasi Kelembapan Tanah Berbasis Data Sensor IoT Menggunakan Support Vector Machine (SVM)," *MIND J.*, vol. 10, no. 2, pp. 250–260, 2025, doi: 10.26760/mindjournal.v10i2.250-260.

[29] R. Abdubrani, M. Mustafa, and Z. L. Zahari, "a Robust Framework for Driver Fatigue Detection From Eeg Signals Using Enhancement of Modified Z-Score and Multiple Machine Learning Architectures," *IIUM Eng. J.*, vol. 24, no. 2, pp. 354–372, 2023, doi: 10.31436/iiumej.v24i2.2799.

[30] Ira Puspasari, "Implementasi transformasi wavelet untuk reduksi noise dan dekomposisi energi sinyal phonocardiogram," *INFOTECH J. Inform. Teknol.*, vol. 6, no. 1, pp. 81–95, 2025, doi: 10.37373/infotech.v6i1.1650.

[31] S. Raharjo, L. Lestari, N. Hidayahtullah, M. Y. Rijal, and Jirman, "Penerapan Metode Simple Moving Average dalam Memperhalus Difraktogram XRD Sampel Nikel," *J. Apl. Fis.*, vol. 21, no. 1, pp. 5–13, 2025, doi: 10.62749/jaf.v21i1.p5-13.

[32] U. Khultsum and A. Subekti, "Penerapan Algoritma Random Forest dengan Kombinasi Ekstraksi Fitur Untuk Klasifikasi Penyakit Daun Tomat," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, p. 186, 2021, doi: 10.30865/mib.v5i1.2624.

[33] T. M. Cover and P. E. Hart, "Nearest Neighbor Pattern Classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.

[34] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A scalable tree boosting system," *Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min.*, vol. 13-17-August-2016, pp. 785–794, 2016, doi: 10.1145/2939672.2939785.

[35] D. H. Wolpert, "Stacked generalization," *Neural Networks*, vol. 5, no. 2, pp. 241–259, 1992, doi: https://doi.org/10.1016/S0893-6080(05)80023-1.

[36] U. P. Sanjaya, T. Pribadi, and I. W. D. Prastya, "Klasifikasi Dana Hibah Usaha Mikro Kecil dan Menengah dengan Metode Naïve Bayes," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 11, no. 3, pp. 975–984, 2022, doi: 10.33022/ijcs.v11i3.3099.

[37] A. Nur Azizah, M. Falach Asy'ari, I. Wisma Dwi Prastya, and D. Purwitasari, "Easy Data Augmentation untuk Data yang Imbalance pada Konsultasi Kesehatan Daring," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 5, pp. 1095–1104, 2023, doi: 10.25126/jtiik.2023107082.

[38] M. K. Risqi, "Comparison of Decision Tree Algorithms and Support Vector Machine (SVM) In Depression Classification In Students," *Eduvest - J. Univers. Stud.*, vol. 5, no. 4, pp. 4557–4567, 2025, doi: 10.59188/eduvest.v5i4.51108.

[39] M. Sokolova and G. Lapalme, "A systematic analysis of performance measures for classification tasks," *Inf. Process. Manag.*, vol. 45, no. 4, pp. 427–437, 2009, doi: https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002.

[40] S. Robbiani, B. J. Lotesoriere, R. L. Dellacà, and L. Capelli, "Physical Confounding Factors Affecting Gas Sensors Response: A Review on Effects and Compensation Strategies for Electronic Nose Applications," *Chemosensors*, vol. 11, no. 10, 2023, doi: 10.3390/chemosensors11100514.

[41] G. Brookshire *et al.*, "Data leakage in deep learning studies of translational EEG," *Front. Neurosci.*, vol. 18, 2024, doi: 10.3389/fnins.2024.1373515.

[42] N. Dennler, S. Rastogi, J. Fonollosa, A. van Schaik, and M. Schmuker, "Drift in a popular metal oxide sensor dataset reveals limitations for gas classification benchmarks," *Sensors Actuators B Chem.*, vol. 361, no. August 2021, 2022, doi: 10.1016/j.snb.2022.131668.

Copyright © 2026 The **Ifnu Wisma Dwi Prastya**, Page 1451
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License