

Komparasi Metode Manipulasi *Baseline* untuk Uji Diskriminasi Keberadaan Residu Pestisida pada Sayuran Sawi Hijau Berbasis *Electronic Nose*

Abelta Mika Setiari¹, Budi Sumanto^{1,*}

¹Departemen Teknik Elektro dan Informatika, Universitas Gadjah Mada; abeltamika2019@mail.ugm.ac.id

*Korespondensi: budi.sumanto@ugm.ac.id

Abstract – *The agricultural sector is a key pillar for human survival. Among the agricultural products frequently consumed are green mustard vegetables. However, it is often challenging to distinguish the aroma between organic vegetables and those containing pesticide residues. Additionally, ensuring the quality of food products requires high costs. To address these issues, an electronic nose instrument was developed. The electronic nose instrument faces the problem of sensor drift, which can be addressed through preprocessing techniques such as baseline manipulation. There are five baseline manipulation methods: difference, relative difference, fractional difference, log difference, and normalization. The acquired data will then undergo baseline manipulation and feature extraction using statistical and fast fourier transform methods. Subsequently, the processed data will be examined for its distribution using principal component analysis (PCA). The percentage variance of PC 1 becomes the main indicator to determine the best baseline manipulation method. After the analysis, it was found that the most optimal baseline manipulation methods are relative difference and fractional difference, with PC 1 value reaching 79.02% and PC 2 value reaching 8.35%, resulting in a total PC value of 87.37%. These results indicate that both relative difference and fractional difference baseline manipulation methods are effective in improving the data discrimination level in the electronic nose instrument. Therefore, this instrument can aid in determining the quality and discrimination of vegetable types based on their aromas.*

Keywords – *baseline manipulation electronic nose, principal component analysis*

Intisari – Sektor pertanian menjadi pilar utama untuk keberlangsungan hidup manusia. Di antara hasil pertanian yang sering dikonsumsi adalah sayuran sawi hijau. Namun, aroma sawi hijau organik dan yang mengandung residu pestisida seringkali sulit dibedakan. Pengecekan kualitas mutu bahan makanan juga memerlukan biaya yang tinggi. Untuk mengatasi masalah ini, dikembangkanlah instrumen *electronic nose*. *Electronic nose* memiliki permasalahan *sensor drift*, yang dapat diatasi melalui teknik prapemrosesan data seperti manipulasi *baseline*. Terdapat lima metode manipulasi *baseline* yaitu *difference*, *relative difference*, *fractional difference*, *log difference*, dan *normalization*. Manipulasi *baseline* dan ekstraksi fitur menggunakan metode statistik dan *fast fourier transform* diterapkan pada hasil data akuisisi. *Principal component analysis* digunakan untuk melihat persebaran data yang telah diproses. Metode manipulasi *baseline* terbaik ditentukan berdasarkan nilai persen variansi pada PC 1 sebagai indikator utama. Hasil analisis menunjukkan nilai total PC mencapai 87,37% dengan nilai PC 1 dan PC 2 masing-masing adalah 79,02% dan 8,35%. Berdasarkan hasil analisis tersebut diperoleh bahwa metode manipulasi *baseline* terbaik adalah *relative difference* dan *fractional difference*. Kedua metode manipulasi *baseline* tersebut efektif dalam meningkatkan tingkat diskriminasi data pada instrumen *electronic nose*. Dengan demikian, instrumen ini dapat membantu dalam penentuan kualitas dan diskriminasi jenis sayuran sawi hijau berdasarkan aroma yang dimiliki.

Kata kunci – *manipulasi baseline, electronic nose, principal component analysis*

I. PENDAHULUAN

Kebutuhan akan sayuran yang bersih dan sehat terus meningkat seiring dengan kesadaran masyarakat akan pentingnya mengonsumsi sayuran bagi kesehatan tubuh. Disisi lain, serangan organisme pengganggu tanaman (OPT) masih menjadi tantangan tersendiri di sektor pertanian, termasuk dalam budi daya sayuran. Salah satu cara untuk menanggulangi serangan OPT adalah dengan melakukan penyemprotan pestisida. Metode ini umum digunakan dalam mengendalikan hama, akan tetapi dapat meninggalkan residu pada tanaman sayuran yang berbahaya jika dikonsumsi dalam jangka panjang.

Salah satu jenis sayuran yang sering dikonsumsi adalah sawi hijau karena banyaknya manfaat dan nutrisi yang dimiliki. Akan tetapi tanaman sawi hijau rentan terhadap hama, sehingga sangat memungkinkan dilakukan penyemprotan pestisida dalam upaya menjaga tanaman tersebut aman. Oleh karena itu, akan sulit membedakan sawi hijau yang terkontaminasi pestisida dan sawi hijau yang

organik. Salah satu cara untuk membedakan sayuran sawi hijau organik dan yang mengandung pestisida adalah dengan mengidentifikasi baunya. Namun, untuk membedakan aroma sayuran organik dan yang mengandung residu pestisida sulit bagi orang awam, serta memerlukan analisis yang mahal [1]. Oleh karena itu, diperlukan suatu teknologi yang mampu mengidentifikasi sayuran, khususnya sawi hijau, berdasarkan baunya agar dapat dibedakan sawi hijau organik dan mengandung pestisida. Teknologi yang memenuhi standar biaya perancangan yang rendah, instalasi yang mudah, dan identifikasi yang cepat adalah *electronic nose* [2], [3].

Electronic nose diperkenalkan pada Tahun 1982 oleh Persaud dan Dodd [1]. *Electronic nose* adalah sebuah instrumen yang dirancang menggunakan deret sensor gas untuk mendeteksi dan mengenali aroma. Perancangan instrumen ini terinspirasi oleh indra penciuman manusia yaitu hidung. Namun, instrumen ini memiliki sensitivitas yang lebih tinggi terhadap senyawa kimia yang ada dalam aroma suatu objek [4]. Ketika sensor gas terpapar oleh aroma akan menyebabkan kenaikan pada nilai sensor. Setiap aroma

memiliki pola unik dan pola inilah yang menjadi kunci untuk algoritma *machine learning* dapat mengenali aroma tersebut [5]. Instrumen ini telah berhasil mengidentifikasi berbagai objek seperti bahan dan minuman herbal, infeksi luka, teh hitam, dan lain-lain [1], [6]–[8].

Namun, *electronic nose* memiliki permasalahan *sensor drift* atau ketidakstabilan sinyal sensor gas yang menyebabkan turunnya reprodusibilitas sinyal sensor gas tersebut. *Sensor drift* dapat disebabkan oleh penuaan sensor dan paparan senyawa sulfur atau asam yang dapat mengakibatkan perubahan karakteristik sensor. Penanganan *sensor drift* dapat dilakukan dengan memaksimalkan pra-pemrosesan data, termasuk manipulasi *baseline* [6]. Dengan cara ini, kinerja klasifikasi *electronic nose* dapat ditingkatkan.

Terdapat lima metode manipulasi *baseline*, yaitu *difference*, *relative difference*, *fractional difference*, *log difference*, dan *normalization* [7]. Penelitian sebelumnya telah membandingkan tiga diantaranya, yaitu *difference*, *relative difference*, dan *fractional difference*. Dari ketiga metode tersebut, manipulasi *baseline difference* memberikan hasil paling optimal [6]. Dengan penambahan perbandingan metode manipulasi *baseline* yang lain tentunya terdapat kemungkinan bahwa kesimpulan atau metode manipulasi *baseline* yang paling optimal menjadi berbeda. Hal ini dapat memengaruhi kinerja klasifikasi *electronic nose*. Oleh karena itu, penelitian ini melanjutkan penelitian sebelumnya dengan membandingkan kelima metode manipulasi *baseline* tersebut untuk menemukan metode yang paling optimal.

II. METODOLOGI

A. Bahan Penelitian

Dalam penelitian ini, bahan yang digunakan terdiri dari dua jenis sayuran sawi hijau yang dikelompokkan berdasarkan teknik budidayanya yaitu sayuran sawi hijau organik (OR) dan sayuran sawi hijau yang mengandung residu pestisida (RP) seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Inisiasi penamaan sampel

No.	Nama Sampel	Total
1	OR	20 sampel
2	RP	20 sampel

Sampel berisi 10 gram untuk masing-masing sampel. Sampel sayuran sawi hijau yang mengandung residu pestisida dikumpulkan dari petani dan sampel sayuran sawi hijau organik dari toko, bukan dibudidaya sendiri.

B. Peralatan Penelitian

Peralatan yang digunakan terdiri dari alat *electronic nose* dan komputer. Alat ini digunakan untuk melakukan akuisisi data terhadap aroma sayuran sawi hijau. Wujud alat *electronic nose* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. *Electronic nose*

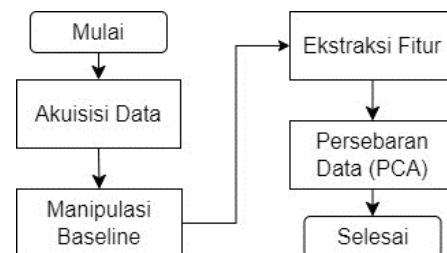
Alat ini terdiri dari sembilan buah sensor *metal oxide semiconductor* (MOS) yang terdiri dari MQ-3, MQ-9, MQ-135, MQ-137, TGS-2600, TGS-2602, TGS-2611, TGS-813, dan TGS-822. Sensor MOS ini memiliki sensitivitas yang berbeda-beda terhadap gas tertentu seperti yang diuraikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Sensitivitas setiap sensor

Sensor	Sensitivitas
MQ-3	alkohol
MQ-9	karbon monoksida (CO), metana (CH ₄), LPG
MQ-135	amoniam (NH ₃), alkohol, bensin, nitrogen oksida (NO _x), <i>smoke</i> , karbon dioksida (CO ₂)
MQ-137	amoniam (NH ₃)
TGS-2600	kontaminan udara berbentuk gas
TGS-2602	VOCs, <i>odorous gases</i>
TGS-2611	metana (CH ₄)
TGS-813	metana (CH ₄), propana (), butana (C ₄ H ₁₀)
TGS-822	uap pelarut organik, etanol (C ₂ H ₆ O)

C. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini terdiri dari akuisisi data, manipulasi *baseline*, ekstraksi fitur, persebaran data dengan *principal component analysis* (PCA) seperti yang ditunjukkan Gambar 2.



Gambar 2. Diagram alir penelitian

D. Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan pengambilan data mengenai aroma sampel sayuran sawi hijau. Sebelum proses akuisisi data, sampel dipanaskan hingga suhu 45-50°C. Proses pengambilan data terdiri dari tiga tahap meliputi *flushing* selama 10 detik, *collecting* selama 30 detik, dan *purging* selama 60 detik. *Flushing* merupakan langkah pengambilan udara bebas dari *chamber* atau ruang sensor. Proses *collecting* adalah pengambilan aroma objek dari ruang sampel. Proses *purging* adalah pengambilan udara buangan aroma objek dengan udara bebas dari *chamber*. Pengambilan data dilakukan pada *sampling rate* 10 Hz. Pengambilan data diulang sebanyak tiga kali untuk per sampel. Total ada 120 data.

Hasil dari proses akuisisi data ini menghasilkan rangkaian nilai yang membentuk pola respons. Selanjutnya, rangkaian nilai tersebut akan disimpan dalam format file '.csv'. Setelah itu, dilakukan pra-pengolahan data dan pengolahan data di komputer.

E. Manipulasi Baseline

Manipulasi *baseline* dilakukan untuk memperbaiki *sensor drift*. Selain itu, manipulasi *baseline* dilakukan untuk menyamaratakan nilai *baseline* pada setiap sensor [9]. Kelima metode manipulasi *baseline* berikut ini memiliki tujuan yang sama yaitu memberikan kompensasi atas kesalahan pembacaan sensor, namun dengan lima pendekatan yang berbeda.

1) *Difference*: Manipulasi *baseline difference* biasanya digunakan untuk mengurangi atau menghilangkan *noise* tambahan dalam pembacaan sensor gas [7]. Contoh derau tambahan yaitu pergerakan acak partikel dalam komponen sensor, derau elektronik (gangguan listrik), beberapa sensor gas yang berinteraksi atau berdekatan satu sama lain, dan lain-lain. Hasil manipulasi *baseline difference* diperoleh dari (1).

$$X_{ij} = V_{ij}max - V_{ij}min \quad (1)$$

2) *Relative Difference*: Manipulasi *baseline relative difference* digunakan untuk mengurangi atau menghilangkan kesalahan multiplikatif yang dapat disebabkan oleh penuaan sensor [6]. Metode ini juga dapat membantu memberikan kompensasi pengaruh suhu pada sensor [7]. Suhu yang lebih tinggi dapat meningkatkan konduktivitas sensor. Dengan metode ini, dapat diperoleh pembacaan yang lebih stabil meskipun terjadi fluktuasi suhu dan/atau penuaan sensor. Hasil manipulasi *baseline relative difference* diperoleh dari (2).

$$X_{ij} = V_{ij}max/V_{ij}min \quad (2)$$

3) *Fractional Difference*: Metode manipulasi *baseline fractional difference* juga dapat mengkompensasi pengaruh suhu pada sensor. Metode ini juga dapat digunakan untuk linierisasi hubungan antara resistansi sensor oksida logam

dengan konsentrasi aroma yang terdeteksi [7]. Hasil manipulasi *baseline fractional difference* diperoleh dari (3).

$$X_{ij} = (V_{ij}max - V_{ij}min)/V_{ij}min \quad (3)$$

4) *Log Difference*: Manipulasi *baseline log difference* cocok untuk digunakan ketika variabilitas dalam konsentrasi aroma yang dideteksi sangat besar karena dapat melinierkan hubungan yang sangat tidak linier antara konsentrasi aroma yang dideteksi dengan keluaran sensor [7]. Dengan menggunakan metode ini, dapat diperoleh keluaran sensor yang lebih linier dengan konsentrasi aroma yang dideteksi. Hasil manipulasi *baseline log difference* diperoleh dari (4).

$$X_{ij} = \log(V_{ij}max/V_{ij}min) \quad (4)$$

5) Normalization

Manipulasi *baseline normalization* digunakan untuk mengurutkan elemen vektor respon pembacaan sensor agar berada dalam urutan yang sama. Selain itu, metode ini sangat efektif ketika identifikasi aroma yang tepat menjadi perhatian [7]. Hasil manipulasi *baseline normalization* diperoleh dari (5).

$$X_{ij} = (V_{ij} - V_{ij}min)/(V_{ij}max/V_{ij}min) \quad (5)$$

X_{ij} merupakan nilai pembacaan sensor ke-1 hingga pembacaan sensor terakhir yang digunakan. X_{ij} merupakan nilai tegangan terbaru dari suku ke- ij setelah dilakukan manipulasi *baseline*. $V_{ij}max$ adalah nilai tegangan maksimum asli dari suku ke- ij . Sementara, $V_{ij}min$ adalah nilai tegangan asli terendah dari suku ke- ij . V_{ij} mengacu pada nilai tegangan asli dari suku ke- ij .

6) *Ekstraksi Fitur* Ekstraksi fitur merupakan langkah transformasi data yang telah melewati proses manipulasi *baseline* menjadi representasi yang lebih informatif sehingga dapat digunakan untuk proses pengolahan data selanjutnya [10]. Penelitian ini menggunakan dua metode ekstraksi fitur yaitu statistik dan *fast fourier transform* (FFT). *Fast fourier transform* adalah algoritma yang digunakan untuk mengubah sinyal dari domain waktu menjadi domain frekuensi [11]. Terdapat tiga fitur yang digunakan, diuraikan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Daftar fitur dan inisiasi penamaan fitur

No.	Fitur	Inisiasi Fitur
1	Mean	M1
2	Daya spektrum frekuensi ke-3	M2
3	Daya spektrum frekuensi ke-4	M3

Fitur *mean* (M1) mencerminkan nilai rata-rata dari kumpulan data. Sementara, fitur daya spektrum frekuensi (M2 dan M3) menggambarkan magnitudo tertinggi ketiga dan keempat dari hasil FFT atas data respons yang telah dilakukan manipulasi *baseline*.

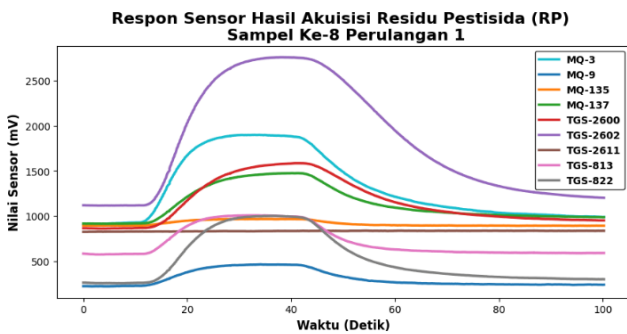
F. Persebaran Data

Setelah ekstraksi fitur dari data, analisis PCA digunakan untuk mengamati persebaran data. *Principal component analysis* (PCA) merupakan suatu teknik yang berguna untuk mengurangi dimensi data yang kompleks tetapi tetap mempertahankan informasi penting dari data tersebut [12]. Salah satu kegunaan utama PCA adalah untuk memahami dan menganalisis persebaran data dalam ruang berdimensi tinggi dengan mengubahnya menjadi ruang berdimensi lebih rendah [13]. Penentuan komponen yang digunakan tercermin dari nilai masing-masing komponen tersebut. Nilai *eigen* terbesar dan vektor *eigen* yang mempertahankan jumlah data terbesar yang dipilih [3].

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

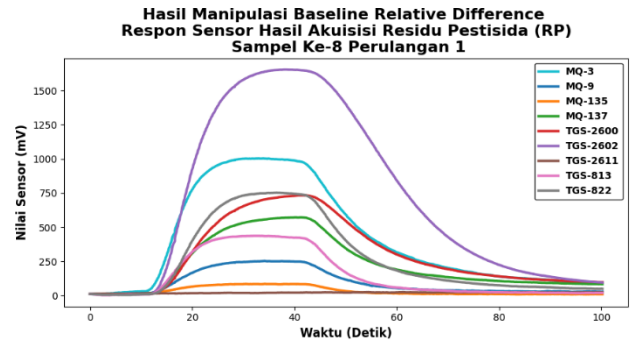
A. Hasil Akuisisi Data dan Manipulasi Baseline

Dari proses akuisisi data aroma sayuran sawi hijau, diperoleh pola respons data dengan satuan tegangan mV. Hasil akuisisi data dapat dilihat pada Gambar 3. Sumbu-x menunjukkan waktu dalam satu kali pengambilan data. Sumbu-y menunjukkan nilai pembacaan oleh sensor. Terdapat kenaikan nilai pembacaan sensor setelah detik ke-10 dan turun kembali setelah detik ke-40 yang disebabkan oleh tiga tahap proses pengambilan data atau aliran udara yaitu *flushing*, *collecting*, dan *purging*, sesuai dengan teori dasar *electronic nose*, dijabarkan pada bagian sebelumnya. Titik dasar respons setiap sensor berbeda-beda. Oleh karena itu, dilakukan manipulasi *baseline* untuk menyamaratakan titik dasar dari masing-masing respons sensor. Hasil setelah dilakukan manipulasi *baseline* dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 3. Hasil akuisisi data (RP) sampel ke-8 perulangan 1 tanpa manipulasi *baseline*

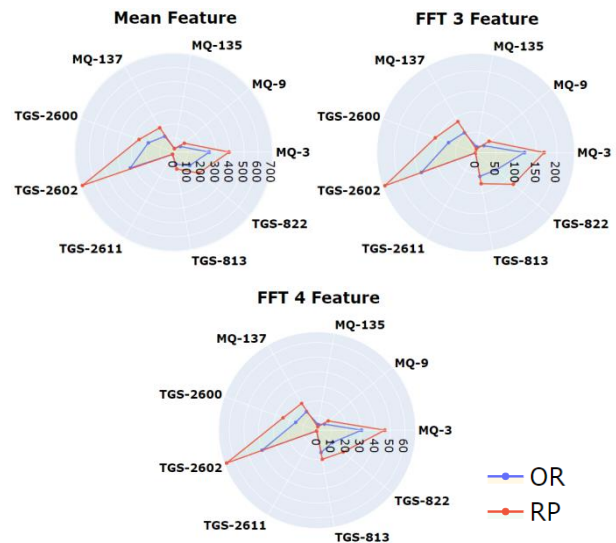
Gambar 4 mengindikasikan bahwa setiap sensor memiliki titik dasar yang mendekati nol sehingga meminimalkan *noise* sensor [14]. Manipulasi *baseline* mengubah titik dasar respons dari setiap sensor sehingga terdapat perbedaan antara plot pola respons data mentah dengan plot pola respons data hasil manipulasi *baseline*. Manipulasi *baseline* tidak mengubah karakteristik setiap sensor karena pada dasarnya manipulasi *baseline* hanya menggeser respons sensor. Berdasarkan kedua grafik tersebut, semua sensor mengalami perubahan respons dengan perubahan nilai terbesar terjadi pada sensor TGS-2602 dan perubahan nilai terkecil pada sensor TGS-2611.



Gambar 4. Grafik hasil akuisisi data (RP) sampel ke-8 perulangan 1 dengan manipulasi *baseline*

B. Hasil Ekstraksi Fitur

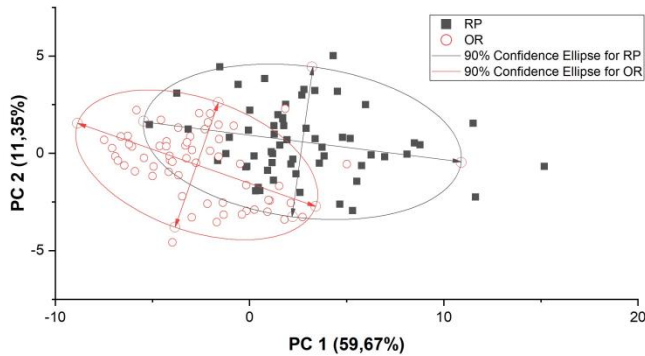
Hasil ekstraksi fitur memberikan informasi nilai fitur dan setiap sensornya memiliki masing-masing tiga fitur. Secara total, data dari semua sensor memiliki dimensi 120 baris x 27 kolom. Hasil ekstraksi fitur ditunjukkan pada Gambar 5. Gambar 5 merupakan grafik radar untuk memperlihatkan titik-titik fitur secara efektif dalam ruang dua dimensi [15]. Sensor TGS-2602 memberikan nilai tertinggi pada semua fitur. Sebaliknya, sensor TGS-2611 menunjukkan nilai terendah.



Gambar 5. Grafik radar hasil ekstraksi fitur

C. Hasil Persebaran Data

Principal component analysis merupakan teknik untuk merepresentasikan data dan memeriksa apakah data sampel terpisah dengan baik atau memiliki korelasi [16]. *Principal component analysis* (PCA) bekerja dengan mentransformasikan data ke dalam koordinat baru agar lebih mudah diinterpretasikan. Hasil kovarian dari PCA dapat mengidentifikasi adanya *noise* pada data [6]. Hasil PCA tanpa manipulasi *baseline* dapat dilihat pada Gambar 6.

Gambar 6. Hasil PCA tanpa manipulasi *baseline*

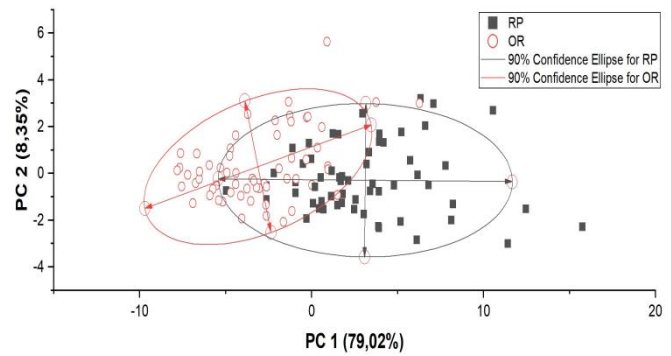
Dari Gambar 6, dapat dilihat bahwa simbol kotak berwarna hitam merupakan sampel residu pestisida (RP). Sementara, simbol lingkaran berwarna merah merupakan sampel organik (OR). Persebaran data dari kedua jenis sampel tersebut saling berkorelasi ditandai dengan adanya tumpang tindih antara keduanya. Nilai persen variansi untuk komponen PC 3 dan seterusnya diabaikan karena nilainya kecil dan memiliki pengaruh yang sedikit. Nilai persen variansi dari hasil PCA tanpa manipulasi *baseline* adalah PC 1 sebesar 59,67% dan PC 2 sebesar 11,35%. Jumlah persen variansi tersebut masih rendah yakni kurang dari 80%. Oleh karena itu, selanjutnya akan dilihat hasil PCA dari data yang sudah dimanipulasi *baseline*. Hasil PCA dari kelima metode manipulasi *baseline* dirangkum dalam Tabel 4.

Tabel 4. Rangkuman hasil PCA

No.	Manipulasi Baseline	PC 1	PC 2
1	<i>Difference</i>	76,55%	9,27%
2	<i>Relative Difference</i>	79,02%	8,35%
3	<i>Fractional Difference</i>	79,02%	8,35%
4	<i>Log Difference</i>	77,01%	9,12%
5	<i>Normalization</i>	76,44%	9,34%

Tabel 4 menunjukkan bahwa hasil PCA dari kelima metode manipulasi *baseline* menunjukkan nilai persentase tertinggi pada PC 1 sebesar 79,02% dari hasil PCA dengan manipulasi *baseline relative difference* dan *fractional difference*. Sementara itu, jumlah persen tertinggi pada total PC berasal dari hasil PCA dari kedua manipulasi *baseline* tersebut yaitu sebesar 87,37%. Hasil PCA dengan manipulasi *baseline relative difference* ditunjukkan pada Gambar 7.

Nilai persen variansi menunjukkan variasi data yang ada. Nilai persen variansi pada PC ke-*n* yang semakin tinggi menunjukkan diskriminasi antara kedua sampel. Perbedaan nilai persen variansi inilah yang menjadi tolak ukur karakteristik dari setiap data yang ada [8]. Nilai persen variansi PC 1 mengindikasikan tingkat diskriminasi data sehingga menunjukkan metode manipulasi *baseline* yang paling optimal untuk diterapkan dalam pengolahan data selanjutnya [6].

Gambar 7. Hasil PCA dengan manipulasi *baseline relative difference*

Berdasarkan Tabel 4, metode manipulasi *baseline* yang paling optimal adalah *relative difference* dan *fractional difference*. Hal ini mengindikasikan bahwa terjadinya *sensor drift* memiliki kemungkinan disebabkan oleh pengaruh suhu pada sensor karena karakteristik dari kedua metode manipulasi *baseline* tersebut.

IV. SIMPULAN

Simpulan dari penelitian ini adalah bahwa tahapan pra-pemrosesan data memiliki pengaruh pada tingkat persebaran data dalam sistem sensor gas sehingga dapat meningkatkan tingkat diskriminasi data antara kedua sampel yang berbeda. Hasil analisis menunjukkan bahwa manipulasi *baseline relative difference* dan *fractional difference* memberikan hasil yang paling optimal dengan nilai PC 1 sebesar 79,02% dan PC 2 sebesar 8,35% sehingga total PC mencapai 87,37%. Ini dapat disebabkan oleh *noise* dalam data karena pengaruh suhu pada sensor.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Sitompul, B. H. Iswanto, and W. Indrasari, "Analisis Cluster Bahan Herbal Berdasarkan Fitur Respon E-Nose," vol. IX, no. Cx, pp. 141–146, 2020.
- [2] M. Taştan and H. Gökozan, "Real-time monitoring of indoor air quality with internet of things-based e-nose," *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 16, 2019.
- [3] D. Karakaya, O. Ulucan, and M. Turkan, "Electronic Nose and Its Applications : A Survey," vol. 17, no. April, pp. 179–209, 2020.
- [4] Y. I. Tanu Wijaya, S. Humaira, and B. Sumanto, "Optimization of Green Tea Qualification Model Based on Feature Selection Using K-Nearest Neighbor Method with Electronic Nose," *Proc. - 2022 8th Int. Conf. Sci. Technol. ICST 2022*, vol. 1, pp. 1–6, 2022.
- [5] I. O. P. C. Series and M. Science, "Classification based on K-Nearest Neighbor and Logistic Regression method of coffee using Electronic Nose Classification based on K-Nearest Neighbor and Logistic Regression method of coffee using Electronic Nose," 2021.
- [6] D. K. Agustika and D. K. Triyana, "Metode Manipulasi Baseline untuk Mengatasi Sensor Drift pada Sensor Gas untuk Uji Diskriminasi Jamu," 2016.
- [7] J. Yan, F. Tian, Q. He, and Y. Shen, "Feature Extraction from Sensor Data for Detection of Wound Pathogen Based on Electronic Nose," vol. 24, no. 2, pp. 57–73, 2012.
- [8] D. Lelono and K. Triyana, "Suhu Pemanas Sampel Optimal Untuk Klasifikasi Teh Hitam Menggunakan Electronic Nose," *IJEIS (Indonesian J. Electron. Instrum. Syst.)*, vol. 9, no. 1, p. 45, 2019.
- [9] B. Sumanto, D. R. Java, W. Wijaya, and J. Hendry, "Seleksi Fitur Terhadap Performa Kinerja Sistem E-Nose untuk Klasifikasi

- Aroma Kopi Gayo,” *MATRIK J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 21, no. 2, pp. 429–438, 2022.
- [10] E. S. A. Nugraha, N. D. Resty, Y. I. T. Wijaya, and B. Sumanto, “Electronic Nose to Classify Tobacco Origin using a Naive Bayes Method based on Feature Selection,” *ICCoSITE 2023 - Int. Conf. Comput. Sci. Inf. Technol. Eng. Digit. Transform. Strateg. Facing VUCA TUNA Era*, pp. 267–272, 2023.
- [11] D. T. Kusuma, “Fast Fourier Transform (FFT) Dalam Transformasi Sinyal Frekuensi Suara Sebagai Upaya Perolehan Average Energy (AE) Musik,” vol. 14, no. 1, pp. 28–35, 2021.
- [12] J. Asharf, N. Moustafa, H. Khurshid, E. Debie, W. Haider, and A. Wahab, “A review of intrusion detection systems using machine and deep learning in internet of things: Challenges, solutions and future directions,” *Electron.*, vol. 9, no. 7, 2020.
- [13] I. A. Sabilla, D. P. Purbawa, R. Sarno, A. Al Fauzi, D. R. Wijaya, and R. Gunawan, “Men and Women Classification at Night through the Armpit Sweat Odor using Electronic Nose,” *Proc. - 2021 IEEE Asia Pacific Conf. Wirel. Mobile, APWiMob 2021*, pp. 121–127, 2021.
- [14] A. A. NUGROHO, W. WIJAYA, J. HENDRY, and B. SUMANTO, “Seleksi Fitur Aroma Teh Kombucha menggunakan ANN untuk Optimasi Kinerja Sistem E-nose,” *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, vol. 10, no. 2, p. 334, 2022.
- [15] Y. Tang, K. Xu, B. Zhao, and M. Zhang, “A novel electronic nose for the detection and classification of pesticide residue on apples,” pp. 20874–20883, 2021.
- [16] D. K. Agustika and K. Triyana, “Application of principal component analysis and discrete wavelet transform in electronic nose for herbal drinks classification,” *AIP Conf. Proc.*, vol. 1755, no. July 2016, pp. 1–7, 2016.