

Seleksi Fitur Aroma Teh Kombucha menggunakan ANN untuk Optimasi Kinerja Sistem *E-nose*

ADHITYA ALVIAN NUGROHO, WAHYU WIJAYA, JANS HENDRY,
BUDI SUMANTO*

Universitas Gadjah Mada, Indonesia

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

*Corresponding Author

Received 17 Oktober 2021 | Revised 12 November 2021 | Accepted 21 Desember 2021

ABSTRAK

Teh kombucha merupakan hasil fermentasi antara teh manis dengan mikroba yang memiliki khasiat baik bagi kesehatan tubuh. Waktu yang dibutuhkan untuk fermentasi teh ini adalah 7 hingga maksimal 12 hari. Penentuan siap konsumsi dari hasil fermentasi biasanya mengacu dari umur fermentasi dan uji coba rasa oleh human tester. Selain menggunakan 2 cara tersebut, pemanfaatan sistem Electronic Nose (e-nose) dapat digunakan juga untuk melakukan identifikasi terhadap aroma teh kombucha selama proses fermentasi untuk mengetahui matang atau tidaknya. Akan tetapi timbul masalah yaitu hasil pembacaan e-nose menghasilkan data yang cukup banyak sehingga kurang efektif dan dapat menurunkan kinerja sistem, solusinya dapat diterapkan seleksi fitur menggunakan Artificial Neural Network berdasarkan dari Sum of Absolute Errors. Hasil dari penelitian ini mendapatkan 6 fitur terbaik dengan peningkatan nilai akurasi sebesar 97,22%, presisi sebesar 94,74%, dan sensitivitas sebesar 100,00%.

Kata kunci: *Teh Kombucha, Seleksi Fitur, E-nose, Artificial Neural Network, Sum of Absolutes Errors*

ABSTRACT

Kombucha tea is a fermented product of sweet tea with microbes that have good health benefits. The time required to ferment this tea is 7 to a maximum of 12 days. Determination of ready-to-consumption of fermented products usually refers to the age of fermentation and taste testing by a human tester. In addition to using these 2 methods, the use of the Electronic Nose (e-nose) system can also be used to identify the aroma of kombucha tea during the fermentation process to determine whether it is ripe or not. Problems that arise from reading e-nose produce quite a lot of data so that it is less effective and can reduce system performance, the solution can be applied to feature selection using an Artificial Neural Network based on the Sum of Absolute Errors. The results of this study get the best 6 features with an increase in accuracy of 97.22%, precision of 94.74%, and sensitivity of 100.00%.

Keywords: *Kombucha Tea, E-nose, Feature Selection, Artificial Neural Network, Sum of Absolute Errors*

1. PENDAHULUAN

Teh merupakan salah satu jenis minuman populer yang sering dikonsumsi oleh masyarakat dunia dan memiliki manfaat yang baik bagi kesehatan tubuh. Kandungan pada teh seperti polifenol dan katekin berperan sebagai antioksidan, anti-kanker, anti-diabetes, anti penyakit jantung, dan penangkal penyakit degeneratif lainnya **(Saputri, dkk, 2020)**. Jenis minuman teh memiliki banyak jenis olahan namun yang umum dipasarkan berdasarkan dari proses pengolahannya dibagi menjadi empat yaitu teh putih, teh hijau, teh hitam, dan teh oolong. Proses pengolahan pada teh akan mempengaruhi kandungan fenol yang dihasilkan, teh putih dan teh hijau memiliki kandungan fenol yang tinggi karena proses pengolahannya yang lebih sedikit sedangkan teh hitam dan teh oolong memiliki kandungan fenol yang lebih rendah karena proses pengolahannya lebih banyak **(Khaerah & Akbar, 2019)**.

Teh kombucha merupakan salah satu jenis hasil olahan teh di luar dari empat jenis olahan teh yang umum ditemui sebelumnya. Teh ini dihasilkan dari proses fermentasi antara teh manis dengan mikroba yang terdiri dari beberapa bakteri dan ragi **(Villarreal-Soto, dkk, 2018)**. Jenis teh yang ideal digunakan untuk pembuatan teh kombucha adalah teh hitam namun teh hijau dapat menjadi alternatif lain setelah teh hitam **(Dutta & Paul, 2019)**. Teh kombucha ini di dalamnya memiliki kandungan asam-asam organik, beberapa senyawa organik, dan asam amino yang membuatnya berbeda dari teh umumnya **(Purnami, dkk, 2018)**. Karena kandungan tersebut teh ini memiliki khasiat yang lebih baik bagi kesehatan tubuh jika dibandingkan dengan teh biasa seperti dapat menurunkan kadar kolesterol, menurunkan tekanan darah, penurunan penyebaran kanker, memperbaiki fungsi hati, meningkatkan sistem kekebalan tubuh, dan meningkatkan fungsi saluran cerna **(Leal, dkk, 2018)**.

Proses dari fermentasi teh kombucha umumnya dilakukan selama 7 hingga 14 hari **(Laavanya, dkk, 2021)**. Namun hari ke-12 menjadi waktu fermentasi paling maksimal dan optimal untuk semua varian kombucha, hal tersebut dikarenakan apabila melebihi dari hari ke-12 akan menghasilkan asam organik yang lebih banyak sehingga dapat berbahaya bagi tubuh bila dikonsumsi **(Dutta & Paul, 2019)**. Selain itu, kadar etanol maksimal yang dihasilkan selama proses fermentasi jatuh pada hari ke-11 **(Villarreal-Soto, dkk, 2019)**. Etanol menjadi salah satu komponen utama yang dihasilkan dari proses fermentasi **(Khaerah & Akbar, 2019)**. Teh kombucha yang telah matang atau siap dikonsumsi memiliki karakteristik warna yang lebih bening **(Khaerah & Akbar, 2019)**, kemudian aroma asam yang khas **(Purnami, dkk, 2018)**, dan rasa yang dihasilkan terasa asam **(Puspitasari, dkk, 2017)**.

Pada umumnya hasil fermentasi teh kombucha yang matang atau siap dikonsumsi ditentukan berdasarkan dari umur fermentasi dan uji coba rasa yang dilakukan oleh *human tester*. Selain menggunakan dua cara tersebut, pemanfaatan sistem *Electronic Nose (e-nose)* dapat digunakan juga untuk melakukan identifikasi terhadap aroma teh kombucha selama proses fermentasi untuk mengetahui matang atau tidaknya. *E-nose* sendiri merupakan sistem atau alat yang memiliki serangkaian sensor *Metal Oxide Semiconductor (MOS)* yang dapat mengenali aroma atau bau dari suatu objek seperti makanan **(Raigar, dkk, 2017)**. Susunan sensor MOS pada *e-nose* dapat meniru struktur larik dan saraf olfaktori pada indera penciuman manusia sehingga menghasilkan beberapa pola yang mewakili setiap aroma dan dapat digunakan untuk penerapan identifikasi, perbandingan, kuantitatif, dan klasifikasi **(Maibriadi, dkk, 2019)**.

Permasalahan yang timbul dari sistem *e-nose* adalah hasil pembacaan aroma objek menghasilkan data yang cukup banyak sehingga kurang efektif dan dapat menurunkan kinerja sistem untuk klasifikasi. Namun masalah tersebut dapat diatasi dengan salah satu cara melakukan pra-pengolahan data seleksi fitur terlebih dahulu agar kinerja sistem dari proses

pengolahan data klasifikasi selanjutnya lebih baik. Seleksi fitur merupakan teknik untuk mengurangi dan memilih data dengan tujuan agar didapatkan fitur-fitur yang relevan dan tidak berlebihan sehingga dapat mempercepat dan meningkatkan akurasi dari proses klasifikasi **(Aini, dkk, 2018)**.

Terdapat beberapa penelitian yang telah dilakukan dan berkaitan dengan permasalahan yang telah dijelaskan sebelumnya seperti yang dilakukan oleh Challita dan kawan-kawan dengan judul "*New Feature Selection Method Based on Neural Network and Machine Learning*" yang memiliki tujuan untuk mendapatkan fitur terbaik dari objek data simulasi sinyal dan metode seleksi fitur yang digunakan adalah *Neural Network* (NN), hasil dari penelitian menyatakan bahwa metode seleksi fitur menggunakan NN dapat menyoroti fitur terbaik di antara yang sudah ada dari sinyal acak **(Challita, dkk, 2016)**. Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Sun dan kawan-kawan yang berjudul "*Discrimination Among Tea Plants Either with Different Invasive Severities or Different Invasive Times Using MOS Electronic Nose Combined with A New Feature Extraction Method*" dengan tujuan untuk mendeteksi tanaman teh yang rusak akibat hama dengan sistem *e-nose* dan metode seleksi fitur yang diterapkan adalah PCA, hasil dari penelitian menyatakan bahwa ekstraksi ciri menggunakan *a piecewise function* merupakan yang terbaik dan kombinasi antara *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Multi-layer Perceptron* (MLP) adalah metode yang baik dan cukup baik untuk klasifikasi kerusakan tanaman teh **(Sun, dkk, 2017)**. Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Yin dan Zhao dengan judul "*A Feature Selection Strategy of E-nose Data Based on PCA Coupled with Wilks Λ -Statistic for Discrimination of Vinegar Samples*" yang memiliki tujuan untuk meningkatkan tingkat diskriminasi terhadap enam jenis sampel cuka dengan strategi seleksi fitur yang digunakan adalah PCA dan digabungkan dengan *Wilks Λ -Statistic*, hasil dari penelitian menyatakan strategi seleksi fitur yang diterapkan efektif dengan tingkat diskriminasi sebesar 90% untuk *Fisher Discriminant Analysis* (FDA) dan 92% *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN) **(Yin & Zhao, 2019)**.

Berdasarkan dari uraian-uraian penjelasan di atas maka penelitian ini dilakukan dengan tujuan untuk optimasi kinerja sistem *e-nose*. Optimasi dilakukan dengan berdasarkan seleksi fitur terhadap aroma dari objek kasus yang digunakan yaitu teh kombucha selama proses fermentasi. Cara untuk seleksi fitur akan memanfaatkan ANN (*Artificial Neural Network*) yang kemudian dilihat dari nilai *Sum of Absolute Errors* (SAE) terkecil, nilai tersebut menjadi metrik kinerja ANN terhadap fitur-fitur masukan yang dicoba. Hasil dari seleksi fitur yang terpilih kemudian diterapkan pada ANN untuk mengetahui hasil klasifikasi matang atau mentah dari hasil fermentasi berdasarkan aromanya. Pelatihan ANN yang diterapkan menggunakan cara *supervised learning* atau data sudah diberi label kelas matang dan mentah. Penentuan kelas tersebut mengacu dari penelitian yang dilakukan oleh **(Laavanya, dkk, 2021)** dan **(Dutta & Paul, 2019)**, dimana hari ke-7 hingga 12 dari proses fermentasi merupakan kelas matang sehingga hari ke-1 hingga 6 adalah kelas mentah. Selain itu juga dilakukan pengujian terhadap kinerja sistem ANN sebagai tolak ukur klasifikasi sistem *e-nose* terhadap kombinasi fitur yang diterapkan.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Bahan Penelitian

Bahan yang digunakan pada penelitian ini hanya terdiri dari teh kombucha dan bahan tersebut menjadi objek utama dalam penelitian. Wujud dari teh kombucha yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1 sebagai berikut.

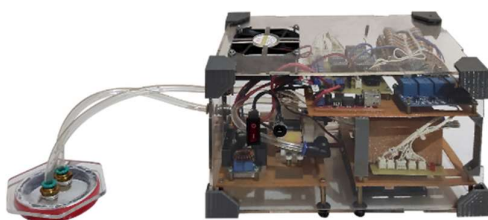


Gambar 1. Sampel Teh Kombucha yang Digunakan pada Penelitian

Teh kombucha yang digunakan terdiri dari tiga botol sampel dengan masing-masing botol berisi larutan teh kombucha sebanyak 1 liter. Sampel teh kombucha ini berasal dari pihak produsen dan bukan dibuat sendiri. Jenis teh yang digunakan pada sampel adalah teh hitam.

2.2 Peralatan Penelitian

Selain bahan juga dibutuhkan peralatan yang digunakan untuk menunjang pelaksanaan penelitian. Peralatan yang digunakan yaitu terdiri dari alat *e-nose* dan komputer. Wujud alat *e-nose* ditunjukkan pada Gambar 2 di bawah ini.



Gambar 2. Alat *E-nose* yang Digunakan pada Penelitian

Alat *e-nose* digunakan untuk melakukan akuisisi data terhadap aroma objek teh kombucha yang dihasilkan selama proses fermentasi, alat ini terdiri dari enam buah sensor MOS yaitu MQ-3, MQ-9, MQ-135, TGS-822, TGS-2600, dan TGS-2611. Sensor MOS yang digunakan tersebut memiliki sensitivitas terhadap gas tertentu seperti yang diuraikan pada Tabel 1 berikut.

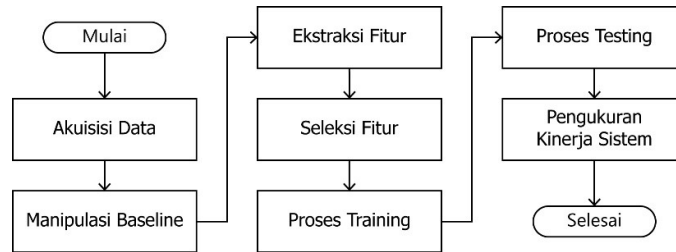
Tabel 1. Sensitivitas Sensor MOS

Sensor	Sensitivitas
MQ-3	Alkohol, Benzena
MQ-9	Karbon Monoksida, Metana, Propana
MQ-135	Kualitas udara (Karbon Dioksida, Karbon Monoksida, dll.)
TGS-822	Uap pelarut organik (Etanol, Aseton, Benzena, dll)
TGS-2600	Kualitas udara (Metana, Karbon Monoksida, Isobutana, dll.)
TGS-2611	Metana, Isobutana, Hidrogen, Etanol

Tabel 1 di atas menunjukkan sensitivitas terhadap gas tertentu dari masing-masing sensor MOS yang digunakan pada alat *e-nose*. Kemudian alat selanjutnya yaitu komputer digunakan untuk pelaksanaan pra-pengolahan dan pengolahan data melalui *software* MATLAB R2019a yang telah terinstal pada komputer.

2.3 Tahapan Penelitian

Penelitian yang dilaksanakan ini memiliki beberapa tahapan-tahapan seperti yang ditunjukkan pada diagram alir di Gambar 3 sebagai berikut.

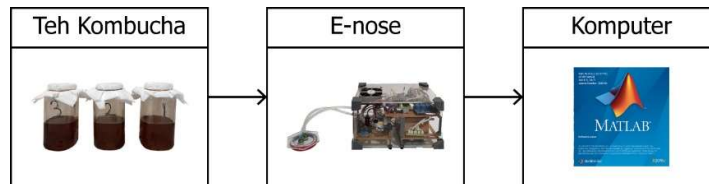


Gambar 3. Diagram Alir Penelitian

Mengacu dari Gambar 3 di atas penelitian terdiri dari tujuh tahapan penelitian yaitu akuisisi data, manipulasi *baseline*, ekstraksi fitur, seleksi fitur, proses *training*, proses *testing*, dan pengukuran kinerja sistem.

2.4 Akuisisi Data

Akuisisi data merupakan tahap pengambilan data dari aroma sampel teh kombucha selama proses fermentasi dengan menggunakan alat *e-nose*. Proses akuisisi data dilakukan dengan alur seperti blok diagram yang ditunjukkan pada Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Blok Diagram Alur Proses Akuisisi Data

Berdasarkan Gambar 4 proses akuisisi data dari objek teh kombucha aromanya akan dibaca oleh alat *e-nose* dan menghasilkan deret nilai yang membentuk pola respons, deret nilai tersebut kemudian disimpan pada *file* bertipe *Comma Separated Value* (CSV) lalu diteruskan kepada komputer untuk dilakukan proses pra-pengolahan dan pengolahan data. Pengambilan data dilakukan selama dua belas hari sesuai dengan umur fermentasi, per harinya diambil sebanyak sembilan data atau sama dengan per sampel botol dilakukan perulangan tiga kali. Secara keseluruhan jumlah data akhir yang diperoleh adalah sebanyak 108 data yang kemudian akan dibagi untuk proses *training* dan *testing* seperti pada Tabel 2 sebagai berikut.

Tabel 2. Pembagian Data untuk *Training* dan *Testing*

Data			Training	Testing
Hari	Sampel	Perulangan		
1 hingga 12	1 hingga 3	1	36	0
		2	36	0
		3	0	36
Jumlah			72	36

Berdasarkan Tabel 2 di atas dari 108 data tersebut dibagi menjadi 72 data untuk *training* dan 36 data untuk *testing*. Waktu pengambilan data dilakukan mulai setiap pukul ± 15.00 WIB. Dalam pengambilan per 1 data dilakukan selama 100 detik dengan frekuensi cuplik sebesar 10 Hz. Sehingga hasil pengambilan data akan menghasilkan deret nilai per sensor sebanyak

1000 nilai dengan satuan tegangan berskala mV atau secara keseluruhan dari enam sensor data yang dihasilkan akan berdimensi 1000x6. Selama 100 detik tersebut pengambilan data terdiri dari tiga tahap proses yaitu *flushing*, *collecting*, dan *purging*. Proses *flushing* merupakan kondisi ruang *sampling* di alat *e-nose* yang terdiri dari serangkaian sensor MOS berisikan udara bebas, alat akan mengambil udara bebas tersebut selama 5 detik. Kemudian proses *collecting* merupakan kondisi ruang *sampling* mulai diisikan oleh gas dari aroma objek selama 25 detik. Setelah itu proses *purging* merupakan kondisi pembuangan gas dari aroma objek dengan udara bebas pada ruang *sampling* selama 70 detik. Secara deskriptif respons data yang dihasilkan dari akuisisi data akan membentuk pola datar pada titik dasar, kemudian mengalami kenaikan, dan mengalami penurunan menuju titik dasar lagi. Karakteristik dari pola respons yang terbentuk tersebut nantinya akan berbeda-beda untuk setiap data yang dihasilkan. Perbedaan pola tersebutlah yang dijadikan dasar masukan untuk klasifikasi.

2.5 Manipulasi *Baseline*

Manipulasi *baseline* merupakan bagian awal dari tahap pra-pengolahan data. Manipulasi *baseline* ini dilakukan untuk memperbaiki galat penyimpangan yang dihasilkan oleh sensor dan dapat digunakan untuk penyesuaian titik basis (**Inca, dkk, 2018**). Manipulasi ini dilakukan dengan cara pengurangan data nilai maksimum dari sensor terhadap nilai minimum yang dihasilkan sensor seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$V_i \text{ baru} = V_i \text{ max} - V_{\text{min}} \quad (1)$$

Dimana V_i baru merupakan nilai tegangan baru dari suku ke- i hasil manipulasi, V_i max merupakan nilai tegangan maksimum asli pada suku ke- i , dan V_{min} merupakan nilai tegangan secara keseluruhan dari deret data. Nilai V_{min} juga dapat dikatakan sebagai nilai titik terendah yang diperoleh pada saat proses *flushing*.

2.6 Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur masih merupakan bagian dari pra-pengolahan data. Ekstraksi fitur berfungsi untuk memunculkan ciri atau fitur dari setiap data (**Inca, dkk, 2018**). Proses ekstraksi fitur akan menghasilkan informasi penting dari karakteristik respons hasil pembacaan sensor MOS (**Sitompul, dkk, 2020**). Pada penelitian ini digunakan tujuh jenis fitur yang secara keseluruhan akan menghasilkan sepuluh fitur independen, hal tersebut dikarenakan dari salah satu jenis fitur tersebut menghasilkan empat nilai fitur tersendiri. Daftar serta kode penamaan fitur yang digunakan akan disusun pada Tabel 3 sebagai berikut.

Tabel 3. Daftar Fitur yang Digunakan Beserta Kode Penamaan Fitur

No.	Fitur	Kode Fitur
1	Mean	F1
2	Skewness	F2
3	Kurtosis	F3
4	Varians	F4
5	Nilai Maksimum	F5
6	Daya Sinyal	F6
7	Daya Spektrum Frekuensi Ke-1	F7
8	Daya Spektrum Frekuensi Ke-2	F8
9	Daya Spektrum Frekuensi Ke-3	F9
10	Daya Spektrum Frekuensi Ke-4	F10

Tabel 3 di atas menunjukkan daftar dan kode penamaan fitur yang digunakan pada penelitian ini. Pemilihan jenis fitur tersebut berdasarkan dari statistika yang dapat mewakili ciri dari sebuah kumpulan data dan berdasarkan dari karakteristik sinyal karena data yang dibaca *e-*

nose merupakan data sinyal non-periodik. Fitur mean (F1) merupakan nilai tengah atau rata-rata dari sebuah kumpulan data. Fitur skewness (F2) merupakan nilai koefisien ukuran ketidaksimetrisan dalam probabilitas distribusi nilai. Fitur Kurtosis (F3) merupakan ukuran derajat keruncingan data. Fitur varians (F4) merupakan pengukuran penyebaran antara angka-angka dalam suatu kumpulan data. Fitur nilai maksimum (F5) merupakan nilai paling besar dari sekumpulan data. Fitur daya sinyal (F6) merupakan nilai *Power Spectrum Density* (PSD) yang diperoleh dengan teorema Parseval. Fitur daya spektrum frekuensi (F7, F8, F9, F10) merupakan besar magnitudo empat terbesar dari hasil *Fast Fourier Transform* (FFT) terhadap data respons yang dihasilkan oleh pembacaan *e-nose* dan yang telah dilakukan manipulasi *baseline*.

2.7 Seleksi Fitur

Seleksi fitur merupakan tahap pra-pengolahan data terakhir, pada bagian ini fitur yang telah diekstraksi kemudian diseleksi. Cara untuk seleksi fitur dilakukan dengan pembuatan susunan kombinasi fitur yang akan diterapkan atau dicoba pada *training Artificial Neural network* (ANN), setelah itu dilihat dari nilai jumlah galat mutlak atau *Sum of Absolute Errors* (SAE) sebagai metrik kinerja dari ANN terhadap kombinasi fitur yang dicoba. Nilai SAE terkecil dijadikan standar kualifikasi pemilihan kombinasi fitur. Pembuatan kombinasi fitur dilakukan berdasarkan dari susunan minimal lima kombinasi hingga maksimal sepuluh kombinasi fitur. Dari susunan tersebut menghasilkan jumlah kombinasi sebanyak 638 kombinasi dengan rincian 252 dari susunan 5 kombinasi fitur, 210 dari susunan 6 kombinasi fitur, 120 dari susunan 7 kombinasi fitur, 45 dari susunan 8 kombinasi fitur, 10 dari susunan 9 kombinasi fitur, dan 1 dari susunan 10 kombinasi fitur atau dapat dikatakan semua fitur dipakai. ANN yang digunakan *training* untuk proses seleksi fitur harus memiliki set parameter yang sama untuk setiap uji coba kombinasi fitur. Set parameter tersebut ditunjukkan pada Tabel 4 sebagai berikut.

Tabel 4. Set Parameter ANN

Parameter	Jenis/Nilai
Struktur	Feed Forward Network
Metode training	Levenberg-Marquardt Backpropagation
Jumlah hidden layer	3
Jumlah neuron di hidden layer ke-1	8
Jumlah neuron di hidden layer ke-2	5
Jumlah neuron di hidden layer ke-3	5
Epoch maksimum	500
Kesalahan validasi maksimum	100
Random Number Generator (RNG)	80

Set parameter ANN yang diterapkan pada Tabel 4 di atas juga akan diterapkan pada tahap *training* dan *testing* selanjutnya. Data yang digunakan pada *training* ANN untuk seleksi fitur ini adalah 72 data fitur berlabel (*supervised*) yang telah dibagi sebelumnya, 72 data tersebut merupakan data hasil akuisisi pada hari ke-1 hingga 12 untuk semua sampel botol namun perulangan yang digunakan adalah perulangan ke-1 dan 2.

2.8 Proses Training

Proses *training* adalah bagian dari pengolahan data klasifikasi dan merupakan tahap pelatihan ANN terhadap penerapan kombinasi fitur yang telah terseleksi. Tujuan dari tahap *training* ini adalah untuk melihat kesesuaian nilai SAE dari fitur yang telah terseleksi sebelumnya dan juga untuk mendapatkan konfigurasi ANN. Konfigurasi tersebut akan digunakan pada proses di tahap *testing* selanjutnya. Data yang digunakan untuk proses *training* ini juga sama dengan data yang digunakan pada seleksi fitur yaitu dengan menggunakan 72 data fitur berlabel.

2.9 Proses *Testing*

Proses *testing* juga merupakan tahap pengolahan data klasifikasi. Pada proses *testing* ini dilakukan pengujian ANN dengan konfigurasi ANN yang telah diperoleh pada proses *testing* sebelumnya terhadap data uji yang benar-benar baru dan belum pernah digunakan pada proses *training* sebelumnya. Data yang digunakan pada proses *testing* ini adalah 36 data fitur hasil akuisisi data aroma teh kombucha hari ke-1 hingga 12 dengan semua sampel botol namun hanya perulangan ke-3 yang digunakan. Tujuan dari tahap ini untuk mengetahui performa kerja ANN dan juga pengaruh dari penerapan seleksi fitur.

2.10 Pengukuran Kinerja Sistem

Pengukuran kinerja sistem dilakukan untuk mendapatkan nilai tolak ukur dari performa sistem dengan parameter yang terdiri dari akurasi, presisi, dan sensitivitas. Cara untuk mengukur kinerja sistem yaitu dengan menggunakan *Confusion Matrix* terhadap hasil *testing* sebelumnya. Untuk mengukur akurasi, presisi, dan sensitivitas menggunakan *Confusion Matrix* dapat digunakan Persamaan (2) hingga Persamaan (4) berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+}{TP+TN+FP+F} \quad (2)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

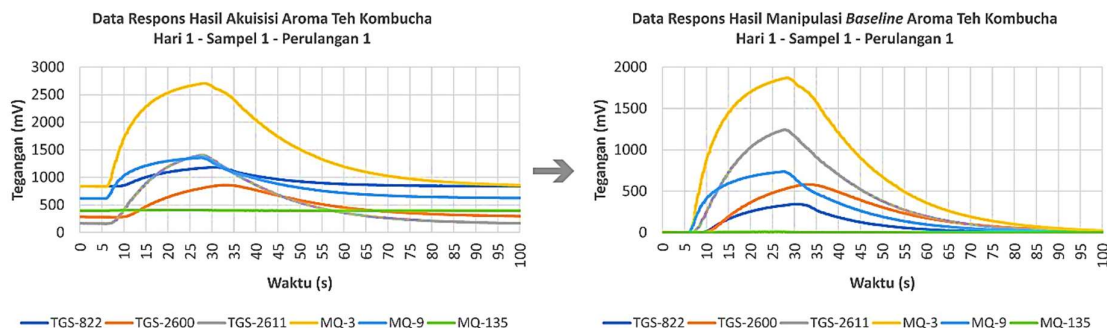
$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

Dimana TP (*True Positive*) merupakan data yang diyakini positif dan hasilnya benar, TN (*True Negative*) merupakan data yang diyakini negatif dan hasilnya benar, FP (*False Positive*) merupakan data yang diyakini positif namun hasilnya ternyata salah, dan FN (*False Negative*) merupakan data yang diyakini negatif namun hasilnya ternyata juga salah.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Akuisisi Data dan Manipulasi *Baseline*

Hasil akuisisi data dari aroma teh kombucha selama proses fermentasi menggunakan alat *e-nose* menghasilkan respons pola data bertipe CSV yang di dalamnya terdiri dari sekumpulan nilai dengan satuan tegangan berskala mV yang berdimensi 1000x6. Kemudian hasil dari manipulasi *baseline* menghasilkan respons pola data yang hampir sama seperti pada hasil akuisisi data namun terjadi pergeseran titik dasar data. Sebagai ilustrasi hasil dari akuisisi data dan manipulasi *baseline* maka diperlihatkan Gambar 5 sebagai berikut.



Gambar 5. Hasil Akuisisi Data dan Manipulasi *Baseline*

Gambar 5 di atas menunjukkan hasil akuisisi data dan manipulasi *baseline* dari data aroma teh kombucha dengan contoh yang digunakan pada hari ke-1, sampel ke-1, dan perulangan ke-1. Gambar di sisi kiri menunjukkan grafik plot hasil respons pola data yang masih mentah, terlihat bahwa respons dari keseluruhan sensor memiliki titik dasar yang berbeda-beda. Kemudian pada gambar di sisi kanan menunjukkan grafik plot hasil respons pola data yang telah dilakukan manipulasi *baseline*, terlihat bahwa setiap sensor memiliki titik dasar yang mendekati nilai 0 sehingga galat penyimpangan sensor telah terminimalisir. Berdasarkan grafik tersebut untuk semua sensor mengalami perubahan respons ketika proses akuisisi data dengan nilai perubahan yang terbesar pada sensor MQ-3 sedangkan yang terkecil pada MQ-135.

3.2 Hasil Ekstraksi Fitur

Data yang telah dilakukan manipulasi *baseline* kemudian dilakukan ekstraksi fitur. Hasil dari ekstraksi fitur menghasilkan data atau informasi nilai fitur dengan per sensornya memiliki sepuluh fitur independen atau secara keseluruhan untuk semua sensor menghasilkan data fitur dengan dimensi 10x6. Pada tabel 5 di bawah ini akan ditunjukkan hasil dari ekstraksi fitur.

Tabel 5. Hasil Ekstraksi Fitur

Kode Fitur	Sensor					
	TGS-822	TGS-2600	TGS-2611	MQ-3	MQ-9	MQ-135
F1	96,29	212,21	388,28	685,05	240,04	2,48
F2	0,97	0,61	0,81	0,59	0,76	1,26
F3	2,46	1,91	2,19	1,77	2,04	3,14
F4	12912,04	37457,02	166507,39	433512,09	63762,07	8,47
F5	344,30	582,30	1243,60	1869,30	736,70	10,30
F6	221,93x10 ⁵	825,34x10 ⁵	3174,17x10 ⁵	9032,75x10 ⁵	1214,37x10 ⁵	0,14x10 ⁵
F7	139,39	250,46	511,67	846,11	314,87	3,30
F8	96,29	212,21	388,28	685,05	240,04	2,48
F9	71,91	103,07	239,99	349,35	148,05	2,05
F10	30,87	33,95	103,44	120,09	62,24	1,04

Tabel 5 di atas menunjukkan hasil ekstraksi fitur dari data aroma teh kombucha dengan contoh yang digunakan pada hari ke-1, sampel ke-1, dan perulangan ke-1. Berdasarkan tabel tersebut hasil ekstraksi fitur telah menunjukkan hasil yang sesuai yaitu menghasilkan nilai fitur dengan dimensi 10x6. Secara keseluruhan jenis fitur sensor MQ-3 menghasilkan nilai yang paling tinggi sedangkan sensor MQ-135 sebaliknya paling rendah, namun untuk fitur kurtosis (F2) dan skewness (F3) memiliki nilai yang berkebalikan yaitu sensor MQ-3 paling rendah sedangkan sensor MQ-135 paling tinggi.

3.3 Hasil Seleksi Fitur

Hasil seleksi fitur terhadap data yang telah dilakukan ekstraksi fitur menghasilkan beberapa susunan kombinasi fitur terbaik, terbaik berdasarkan dari standar kualifikasi yang memiliki nilai SAE terkecil. Tabel 6 hingga Tabel 8 di bawah ini menunjukkan hasil seleksi susunan kombinasi fitur terbaik.

Tabel 6. Hasil Seleksi Fitur dari Susunan 5 Kombinasi Fitur

No.	Susunan 5 Kombinasi Fitur					SAE
1	F1	F4	F5	F7	F9	0
2	F1	F5	F6	F8	F9	0

Tabel 7. Hasil Seleksi Fitur dari Susunan 6 Kombinasi Fitur

No.	Susunan 6 Kombinasi Fitur						SAE
1	F1	F2	F4	F6	F8	F10	0
2	F1	F2	F4	F6	F9	F10	0
3	F1	F2	F5	F6	F8	F10	0
4	F1	F4	F5	F7	F8	F9	0
5	F1	F4	F5	F7	F9	F10	0
6	F1	F5	F6	F7	F9	F10	0
7	F1	F5	F7	F8	F9	F10	0
8	F3	F5	F6	F8	F9	F10	0
9	F4	F5	F6	F7	F8	F9	0
10	F4	F5	F7	F8	F9	F10	0
11	F4	F6	F7	F8	F9	F10	0

Tabel 8. Hasil Seleksi Fitur dari Susunan 7 Kombinasi Fitur

No.	Susunan 7 Kombinasi Fitur							SAE
1	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F9	0
2	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F10	0
3	F1	F2	F3	F4	F5	F7	F9	0
4	F1	F2	F3	F4	F6	F7	F9	0
5	F1	F2	F3	F4	F6	F7	F10	0
6	F1	F2	F3	F4	F6	F9	F10	0
7	F1	F2	F3	F4	F7	F8	F9	0
8	F1	F2	F3	F4	F7	F9	F10	0
9	F1	F2	F3	F4	F8	F9	F10	0
10	F1	F2	F3	F5	F6	F7	F9	0
11	F1	F2	F3	F5	F6	F7	F10	0
12	F1	F2	F3	F5	F7	F8	F9	0
13	F1	F2	F3	F5	F7	F8	F10	0
14	F1	F2	F3	F5	F8	F9	F10	0
15	F1	F2	F3	F6	F8	F9	F10	0
16	F1	F2	F4	F5	F6	F7	F10	0
17	F1	F2	F4	F5	F6	F8	F9	0
18	F1	F2	F4	F6	F7	F9	F10	0
19	F1	F2	F5	F6	F7	F8	F9	0
20	F1	F3	F4	F5	F6	F7	F10	0
21	F1	F3	F4	F5	F6	F9	F10	0
22	F1	F3	F4	F5	F7	F9	F10	0
23	F1	F3	F4	F6	F7	F9	F10	0
24	F1	F4	F5	F6	F7	F8	F9	0
25	F1	F4	F5	F6	F7	F8	F10	0
26	F1	F4	F5	F6	F7	F9	F10	0
27	F1	F4	F6	F7	F8	F9	F10	0
28	F2	F3	F5	F6	F7	F9	F10	0
29	F3	F4	F5	F6	F8	F9	F10	0
30	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10	0

Hasil susunan kombinasi fitur terbaik yang telah terseleksi seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6 hingga Tabel 8 menghasilkan total 43 kombinasi terbaik dari keseluruhan 638 kombinasi yang diterapkan. Nilai SAE terkecil yang diperoleh sebesar 0, dimana nilai tersebut menjadi standar kualifikasi pemilihan kombinasi fitur. Berdasarkan dari ketiga tabel tersebut hanya memuat hasil dari susunan lima hingga tujuh kombinasi fitur, hal tersebut dikarenakan untuk

susunan enam hingga sepuluh kombinasi fitur menghasilkan nilai SAE yang lebih besar dari standar kualifikasi.

3.4 Hasil *Training*, *Testing*, dan Pengukuran Kinerja Sistem

Hasil *training* yang dilakukan terhadap penerapan kombinasi fitur yang telah terseleksi menghasilkan nilai SAE dan persentase galat. Kemudian untuk hasil *testing* dari pengujian juga menghasilkan nilai SAE dan persentase galat. Lalu untuk pengukuran kinerja sistem dari hasil *testing* menghasilkan nilai persentase akurasi, presisi, dan sensitivitas. Sebelum masuk pada hasil dari *training*, *testing*, dan pengukuran kinerja sistem untuk susunan kombinasi fitur terbaik, maka akan ditampilkan hasil dari uji coba dengan menggunakan seluruh fitur yang nantinya dapat dijadikan pembanding. Hasil tersebut ditunjukkan pada Tabel 9 di bawah ini.

Tabel 9. Hasil *Training*, *Testing*, dan Kinerja Sistem dari Seluruh Fitur

No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Glt (%)	SAE (n)	Glt (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	4	5,56	4	11,11	88,89	88,89	88,89

Hasil uji coba penerapan untuk seluruh fitur seperti yang ditunjukkan pada Tabel 9 terlihat bahwa untuk *training* menghasilkan nilai SAE sebesar 4 dengan persentase galat sebesar 5,56%, nilai tersebut diperoleh dari hasil *training* terhadap 72 data fitur. Kemudian untuk hasil *testing* menghasilkan nilai SAE sebesar 4 dengan persentase galat sebesar 11,11%, nilai tersebut diperoleh dari hasil *testing* terhadap 36 data fitur. Lalu hasil dari kinerja sistem secara rata untuk persentase nilai akurasi, presisi, dan sensitivitas menghasilkan nilai sebesar 88,89%. Setelah dilakukan uji coba dan mendapat hasil dari penerapan seluruh fitur maka dilanjutkan dengan hasil dari susunan kombinasi fitur terbaik seperti yang ditunjukkan pada Tabel 10 hingga 12 berikut.

Tabel 10. Hasil *Training*, *Testing*, dan Kinerja Sistem dari Susunan 5 Kombinasi Fitur

No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Glt (%)	SAE (n)	Glt (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0,00	4	11,11	88,89	88,89	88,89
2	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44

Tabel 11. Hasil *Training*, *Testing*, dan Kinerja Sistem dari Susunan 6 Kombinasi Fitur

No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	Glt (%)	SAE (n)	Glt (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
2	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
3	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
4	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
5	0	0,00	1	2,78	97,22	94,74	100,00
6	0	0,00	2	5,56	94,44	90,00	100,00
7	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
8	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
9	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
10	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
11	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44

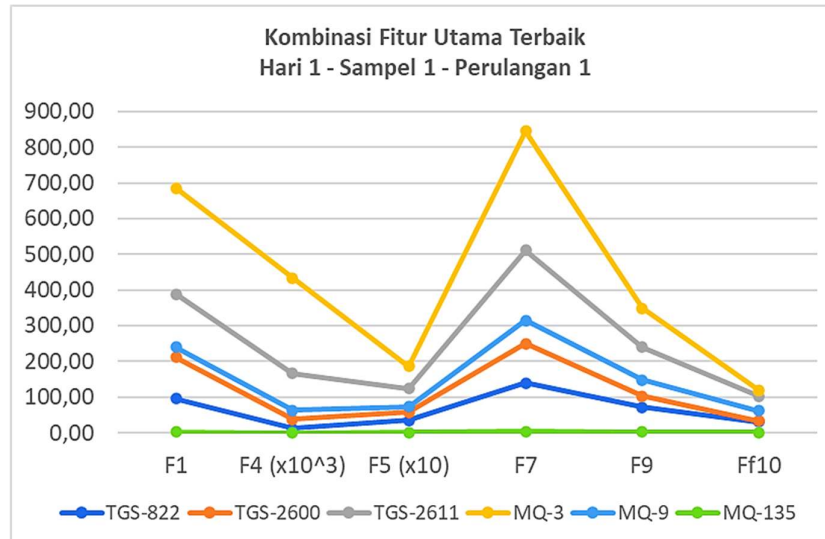
Tabel 12. Hasil *Training*, *Testing*, dan Kinerja Sistem dari Susunan 7 Kombinasi Fitur

No.	Training		Testing		Kinerja Sistem		
	SAE (n)	GlT (%)	SAE (n)	GlT (%)	Akr (%)	Prs (%)	Snv (%)
1	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
2	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
3	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
4	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
5	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
6	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
7	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
8	0	0,00	4	11,11	88,89	85,00	94,44
9	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
10	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
11	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
12	0	0,00	3	8,33	91,67	89,47	94,44
13	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
14	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
15	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
16	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
17	0	0,00	3	8,33	91,67	94,12	88,89
18	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
19	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
20	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
21	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
22	0	0,00	2	5,56	94,44	100,00	88,89
23	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
24	0	0,00	1	2,78	97,22	94,74	100,00
25	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
26	0	0,00	1	2,78	97,22	94,74	100,00
27	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44
28	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
29	0	0,00	1	2,78	97,22	100,00	94,44
30	0	0,00	2	5,56	94,44	94,44	94,44

Tabel 8 hingga Tabel 10 menunjukkan hasil dari *training*, *testing*, dan pengukuran kinerja sistem terhadap penerapan dari kombinasi fitur terbaik. Nomor pada tabel merepresentasikan susunan kombinasi fitur yang sama pada tabel di hasil seleksi fitur. Dari ketiga tabel tersebut untuk *training* menghasilkan SAE dan persentase galat yang sama semua yaitu bernilai 0, hal tersebut selaras dengan hasil *training* yang digunakan untuk seleksi fitur sebelumnya. Kemudian untuk hasil dari *testing* secara keseluruhan memiliki nilai SAE terkecil 1 dan terbesar 4 sedangkan untuk persentase galat memiliki nilai terkecil 2,78% dan terbesar 11,11%. Lalu untuk hasil kinerja sistem menghasilkan persentase nilai untuk akurasi paling besar 97,22% dan terkecil 88,89%, untuk presisi nilai terbesar 100,00% dan terkecil 85,00%, sedangkan untuk sensitivitas paling besar bernilai 100,00% dan terkecil 88,89%.

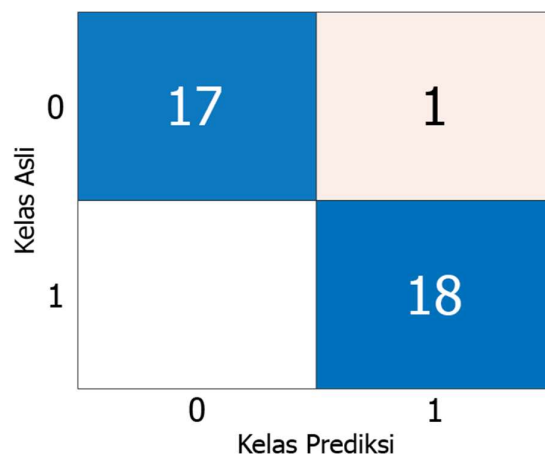
Secara keseluruhan dari 43 kombinasi fitur yang diukur kinerja sistemnya, 41 di antaranya memiliki nilai kinerja sistem yang lebih tinggi daripada hasil kinerja sistem untuk penerapan seluruh fitur, sedangkan 2 di antaranya memiliki nilai kinerja sistem yang sama dengan hasil dari penerapan seluruh fitur. Kemudian dari seluruh hasil pengukuran kinerja sistem tersebut terdapat tujuh belas kombinasi fitur yang paling terbaik jika dilihat dari nilai akurasi tertinggi yaitu sebesar 97,22%. Namun dari ke-17 kombinasi tersebut kombinasi dengan susunan enam fitur pada nomor 5 di tabel atau yang terdiri dari fitur mean (F1), varians (F4), nilai maksimum (F5), daya spektrum frekuensi ke-1 (F7), daya spektrum frekuensi ke-3 (F8), dan daya

spektrum frekuensi ke-4 (F10) dipilih menjadi kombinasi fitur terbaik yang utama karena memiliki susunan kombinasi yang lebih sedikit daripada enam belas kombinasi lainnya, akan tetapi enam belas kombinasi fitur tersebut dapat dijadikan alternatif kombinasi fitur terbaik lainnya. Kombinasi fitur utama terbaik tersebut jika dibuat grafik plot maka akan seperti pada Gambar 6 berikut.



Gambar 6. Plot Kombinasi Fitur Terbaik Utama

Gambar 6 di atas yang memperlihatkan perbandingan besar nilai untuk per jenis fitur terhadap masing-masing sensor dari data yang digunakan pada hari ke-1 dengan sampel ke-1 dan perulangan ke-1. Sumbu X merupakan jenis fitur sedangkan sumbu Y merupakan nilai dari jenis fitur tersebut, serta pada grafik terdapat enam series plot dengan warna yang berbeda-beda tersebut merupakan series untuk sensor MOS yang digunakan. Sensor MQ-3 menjadi yang paling dominan atau terbesar sedangkan sensor MQ-135 sebaliknya. Kemudian kombinasi fitur utama terbaik yang terpilih tersebut hasil dari *testing*-nya akan ditampilkan dengan menggunakan *confusion matrix* seperti pada Gambar 7 sebagai berikut.



Gambar 7. Confusion Matrix Hasil Testing

Berdasarkan Gambar 7, sumbu X merupakan kelas prediksi dengan 2 nilai yaitu 0 untuk mentah dan 1 untuk matang sedangkan pada sumbu Y merupakan kelas asli dengan 2 nilai

dan keterangan yang sama. Mengacu dari gambar tersebut dari 32 data untuk *testing* klasifikasi yang dihasilkan terdapat 1 kesalahan yaitu hasil kelas prediksi meleset yang seharusnya berada pada kelas 0 (mentah) akan tetapi berada pada kelas 1 (matang), hal tersebut wajar dikarenakan kinerja sistem yang diperoleh memiliki akurasi sebesar 97,22%.

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari pelaksanaan penelitian ini adalah penerapan seleksi fitur dapat menghasilkan optimasi atau peningkatan kinerja sistem klasifikasi *e-nose* untuk mengetahui matang atau tidak dari hasil proses fermentasi teh kombucha. Seleksi fitur menggunakan ANN berdasarkan dari nilai SAE yang dihasilkan dapat memberikan pilihan kombinasi fitur terbaik yaitu dari 638 kombinasi didapat tujuh belas kombinasi terbaik (1 kombinasi fitur terbaik utama dan 16 alternatif kombinasi fitur terbaik). Kombinasi fitur terbaik utama yang terpilih memiliki jumlah fitur yang lebih sedikit dengan terdiri dari enam fitur yaitu mean, varians, nilai maksimum, daya spektrum frekuensi ke-1, daya spektrum frekuensi ke-3, dan daya spektrum frekuensi ke-4. Hasil penerapan kombinasi fitur terbaik yang utama tersebut menghasilkan kinerja sistem yang lebih baik daripada hasil dengan penerapan seluruh fitur yaitu dengan nilai akurasi sebesar 97,22%, presisi sebesar 94,74%, dan sensitivitas sebesar 100,00%.

DAFTAR RUJUKAN

- Aini, S. H. A., Sari, Y. A., & Arwan, A. (2018). Seleksi Fitur Information Gain untuk Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Kombinasi Metode K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(9), 2546–2554.
- Challita, N., Khalil, M., & Beausero, P. (2016). New feature selection method based on neural network and machine learning. *2016 IEEE International Multidisciplinary Conference on Engineering Technology, IMCET 2016*, (pp. 81–85). <https://doi.org/10.1109/IMCET.2016.7777431>
- Dutta, H., & Paul, S. K. (2019). Kombucha Drink: Production, Quality, and Safety Aspects. In *Production and Management of Beverages* (Nomor January). Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-815260-7.00008-0>
- Inca, I., Widodo, T. W., & Lelono, D. (2018). Klasifikasi Teh Hijau dan Teh Hitam Tambi-Pagilaran dengan Metode Principal Component Analysis (PCA) Menggunakan *E-nose*. *IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems)*, 8(1), 61. <https://doi.org/10.22146/ijeis.28718>
- Khaerah, A., & Akbar, F. (2019). Aktivitas Antioksidan Teh Kombucha dari Beberapa Varian Teh yang Berbeda. *Prosiding Seminar Nasional LP2M UNM*, (pp. 472–476).
- Laavanya, D., Shirkole, S., & Balasubramanian, P. (2021). Current challenges, applications and future perspectives of SCOBY cellulose of Kombucha fermentation. *Journal of Cleaner*

- Production*, 295, 126454. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.126454>
- Leal, J. M., Suárez, L. V., Jayabalan, R., Oros, J. H., & Escalante-Aburto, A. (2018). A review on health benefits of kombucha nutritional compounds and metabolites. *CYTA - Journal of Food*, 16(1), 390–399. <https://doi.org/10.1080/19476337.2017.1410499>
- Maibriadi, I., Ratna, & Munawar, A. A. (2019). Deteksi Formalin pada Buah Tomat (*Lycopersicum Esculentum* Mill) dengan Teknologi Hidung Elektronik (Electronic Nose). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 4(2), 359–366.
- Purnami, K. I., Anom Jambe, A., & Wisaniyasa, N. W. (2018). Pengaruh Jenis Teh Terhadap Karakteristik Teh Kombucha. *Jurnal Ilmu dan Teknologi Pangan (ITEPA)*, 7(2), 1. <https://doi.org/10.24843/itepa.2018.v07.i02.p01>
- Puspitasari, Y., Palupi, R., & Nurikasari, M. (2017). Analisis Kandungan Vitamin C Teh Kombucha Berdasarkan Lama Fermentasi Sebagai Alternatif Minuman Untuk Antioksidan. *Global Health Science (Ghs)*, 2(3), 245–253. <http://jurnal.csdforum.com/index.php/ghs>
- Raigar, R. K., Upadhyay, R., & Mishra, H. N. (2017). Storage quality assessment of shelled peanuts using non-destructive electronic nose combined with fuzzy logic approach. *Postharvest Biology and Technology*, 132(April), 43–50. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2017.05.016>
- Saputri, R. K., Al-bari, A., Nahdlatul, U., Sunan, U., & Bojonegoro, G. (2020). Pengaruh Konsumsi Teh dengan Tingkat Obesitas Mahasiswa Farmasi Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Gir. *Jurnal Penjas dan Farmasi*, 3, 8–14.
- Sitompul, A., Iswanto, B. H., & Indrasari, W. (2020). Analisis Cluster Bahan Herbal Berdasarkan Fitur Respon *E-nose*. *Prosiding Seminar Nasional Fisika (E-Journal) SNF2020, IX(Cx)*, (pp. 141–146). <https://doi.org/doi.org/10.21009/03.SNF2020.01.FA.22>
- 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(November), 293–301. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.11.007>
- Villarreal-Soto, S. A., Beaufort, S., Bouajila, J., Souchard, J. P., Renard, T., Rollan, S., & Taillandier, P. (2019). Impact of fermentation conditions on the production of bioactive compounds with anticancer, anti-inflammatory and antioxidant properties in kombucha tea extracts. *Process Biochemistry*, 83(April), 44–54. <https://doi.org/10.1016/j.procbio.2019.05.004>
- Villarreal-Soto, S. A., Beaufort, S., Bouajila, J., Souchard, J. P., & Taillandier, P. (2018).

- Understanding Kombucha Tea Fermentation: A Review. *Journal of Food Science*, 83(3), 580–588. <https://doi.org/10.1111/1750-3841.14068>
- Yin, Y., & Zhao, Y. (2019). A feature selection strategy of *E-nose* data based on PCA coupled with Wilks Λ -statistic for discrimination of vinegar samples. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 13(3), 2406–2416. <https://doi.org/10.1007/s11694-019-00161-0>