

# Pengujian Kemurnian Minyak Kayu Putih Berbasis Electronic Nose Menggunakan Metode PCA Dan Neural Network

Anwar Mujadin<sup>1\*</sup>, Syachrial Putra Rifaldi<sup>2</sup>, Octarina Nur Samijayani<sup>3</sup>, Hadi Suyono<sup>4</sup>, Sukardi<sup>5</sup>, Anang Latriyanto<sup>6</sup>

<sup>1,2,3</sup>Prodi Teknik Elektro, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Al-Azhar Indonesia, Jakarta, Indonesia

<sup>4</sup>Prodi Teknik Elektro, Fakultas Teknik, Universitas Brawijaya Malang, Malang Indonesia

<sup>1,5,6</sup>Prodi Teknologi Industri Pertanian, Fakultas Industri Pertanian Malang, Universitas Brawijaya Malang, Malang, Indonesia

Email : <sup>1\*</sup>[amujadin@uai.ac.id](mailto:amujadin@uai.ac.id), <sup>1\*</sup>[amujadin@student.ub.ac.id](mailto:amujadin@student.ub.ac.id)

(\* : coresponding author)

**Abstrak** – *Electronic nose* (E-Nose) adalah salah satu inovasi terkini yang memainkan peran penting dalam identifikasi gas aromatik selain menggunakan gas chromatography-mass spectrometry (GCMS). Pengujian kualitatif bahan aromatik menggunakan E-Nose dikombinasikan dengan metode analisis multivariat *principal component analysis* (PCA) dan *neural network* (NN) *decision tree* sangat diperlukan saat ini. E-Nose dalam penelitian ini digunakan sebagai alat uji konsentrasi (kemurnian) gas aromatik dari minyak kayu putih (*Melaleuca leucadendron L.*) dengan pengoplos alkohol. PCA akan menempatkan persebaran data sampel kemudian dipetakan dan dikelompokkan. Campuran antara minyak kayu putih dengan alkohol diperoleh PCA1 sebesar 98,58%, sedangkan PCA2 bernilai sebesar 1,06% dengan akumulasi sebesar 99,64%. Data sampel kemudian diintegrasikan dengan model NN *decision tree* dan diperoleh *excellent classification* mendekati 100% sekaligus memiliki *good-fitting* dengan tidak mengalami *gap* antara data *training* dan data *testing*. E-Nose diperlukan sistem kendali yang stabil dengan sensor-sensor gas yang akurat dengan pengukuran dalam orde milli Volt (mV).

**Kata Kunci:** *Electrical Nose* (E-Nose), *Principal Component Analysis* (PCA), *Neural Network* (NN).

**Abstract** - *Electronic nose* (E-Nose) is one of the latest innovations that plays an important role in the identification of aromatic gases besides using gas chromatography-mass spectrometry (GCMS). Qualitative testing of aromatic materials using E-Nose combined with the multivariate principal component analysis (PCA) and neural network (NN) decision tree analysis methods is very necessary at this time. E-Nose in this research was used as a test tool for the concentration (purity) of aromatic gas from eucalyptus essential oil (*Melaleuca leucadendron L.*) with alcohol impurities. PCA will place the distribution of sample data then map it and group it. A mixture of eucalyptus oil and alcohol obtained PCA1 of 98.58%, while PCA2 had a value of 1.06% with an accumulation of 99.64%. The sample data was then integrated with the NN decision tree model and obtained excellent classification close to 100% while having good-fitting. by not experiencing a gap between training data and testing data. E-Nose requires a stable control system with accurate gas sensors with measurements in the order of millivolts (mV).

**Keywords:** : *Electrical Nose* (E-Nose), *Principal Component Analysis* (PCA), *Neural Network* (NN).

## 1. PENDAHULUAN

Minyak atsiri (*patchouli alcohol*) menjadi salah satu bahan baku utama sektor pertanian untuk diterapkan pada industri farmasi khususnya sebagai bahan produk kesehatan dan perawatan diri (Yunilawati, R, 2021; Imawan, C. 2021). Saat ini kualitas minyak atsiri dipasaran masih dibawah 30% ditingkat produsen dan lebih rendah lagi ditingkat konsumen akibat permainan oknum nakal mencampur (oplos) minyak atsiri dengan pelarut alkohol sehingga keduanya sama sekali tidak memenuhi standar nasional Indonesia (SNI, 2006). Pengujian kemurnian minyak atsiri menggunakan gas *chromatography-mass spectrometry* (GC-MS) hanya dilakukan pada skala lab dengan biaya yang cukup mahal dengan preparasi bahan uji yang cukup rumit (Sembiring CNB, 2019).

Saat ini, telah banyak dikembangkan divais untuk mengidentifikasi gas aromatik berbasis sensor elektronik yang dikenal dengan nama *electronic nose* (E-Nose). Penelitian ini telah dikembangkan sebuah divais sebagai sistem pemindai kualitas minyak atsiri kayu putih berbasis E-Nose untuk mengidentifikasi variasi gas yang terkandung produk minyak atsiri (Harsono, W, 2020).

Menjadi satu tantangan dalam penggunaan E-Nose adalah pengolahan data yang kompleks dari data *logger* multi sensor dengan aroma dan sifat-sifat gas yang unik yang terkandung dalam minyak kayu putih tersebut.

Metode analisis multivariat seperti *principal component analysis* (PCA) (Cinar, R, 2023) yang dikombinasikan dengan *decision tree neural network* (NN) (Agustyaningrum, 2020) keduanya bersatu membentuk suatu program model algoritma untuk mengklasifikasikan suatu zat (gas) tertentu didalam produk yang sedang diuji. PCA dan NN dikembangkan melalui perangkat lunak berbasis Python *programming* dalam suatu aplikasi web google *collaboratory* (Bisong, 2019).

Analisis klasifikasi senyawa zat minyak atsiri murni dan alkohol murni dengan PCA bertujuan untuk mendapatkan variabel baru yang lebih sederhana dan saling bebas dari variabel asli. Dalam PCA jumlah variabel yang besar dapat direduksi menjadi 2 *principal component* (PC). Kedua komponen utama tersebut dapat mewakili variabel semula tanpa menghilangkan banyak informasi yang terkandung dalam variabel semula.

Analisis pengujian model *neural network* (NN) *decision tree* adalah metode identifikasi campuran antara senyawa zat minyak kayu putih dengan alkohol melalui evaluasi dataset yang telah dikembangkan menggunakan model PCA. Analisis dilakukan dengan membentuk model pohon yang berisikan *node* untuk menghubungkan korelasi masing-masing data agar dapat diprediksi dengan tepat sesuai dengan jalur cabangnya. Algoritma NN *decision tree*, memiliki 2 node yaitu *decision node* dan *leaf node*. *Decision node* digunakan untuk membuat keputusan berdasarkan fitur dari dataset yang diberikan dan tidak memiliki simpul cabang, sedangkan *leaf node* digunakan untuk mewakili keluaran hasil keputusan dari simpul induknya dengan simpul cabang hingga sampai simpul *decision node* (Maulidah, 2020).

## 2. METODE

### 2.1 Preparasi Bahan Uji

Bahan uji minyak kayu putih diperoleh dari tiga produk berbeda yang terdapat di *market place* dianggap dengan kadar mendekati 100% (murni) dan alkohol 96% sebagai pengoplos. Ketiga bahan uji kayu putih diuji menggunakan sensor E-Nose yang disusun secara array parallel dengan fitur sensitivitas gas seperti diperlihatkan pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Sensor E-Nose Dan Sensitivitas Gas

Nama Sensor	Sensitivitas gas
TGS 2602	VOC, Amonia, Asam Sulfida
TGS 2600	Hidrogen, Buthane, Methane, Prophane dan Ethanol
TGS 2620	Methane ( LPG ), Alkohol
MQ – 5	LPG, gas alam
MQ – 8	Hidrogen
MQ – 9	Karbon Monoksida
MQ – 135	Kualitas Udara

Ketiga bahan uji kayu putih tersebut kemudian dipilih hanya satu produk yang memiliki respon gas dominan (maksimum) dengan satuan ukur dalam mV (milli Volt) kemudian dijadikan sebagai bahan uji referensi utama (kalibrator).

Membuat wadah preparasi 10 ml minyak kayu putih (murni), 10 ml alkohol (96%) dan variasi kosentrasi dengan mengencerkan menjadi 10 ml larutan dalam 8 kemasan perbandingan antara minyak kayu putih dengan alkohol, Tiap 10 ml larutan tersebut dicampur berturut-turut 95%, 90%, 85%, 80%, 75%, 70%, 65% dan 60% minyak kayu putih murni dengan pelarut alkohol murni berturut-turut 5%, 10%, 15%, 20%, 25%, 30%, 35% dan 40%. Kemasan 8 sampel uji tersebut

ditandai dengan 8 label yang berbeda berturut-turut 95%, 90%, 85%, 80%, 75%, 70%, 65% dan 60%. Total reparasi bahan uji menjadi 10 wadah berturut-turut 100% (kayu putih murni), 100% (Alkohol murni), 95%, 90%, 85%, 80%, 75%, 70%, 65%, dan 60%.

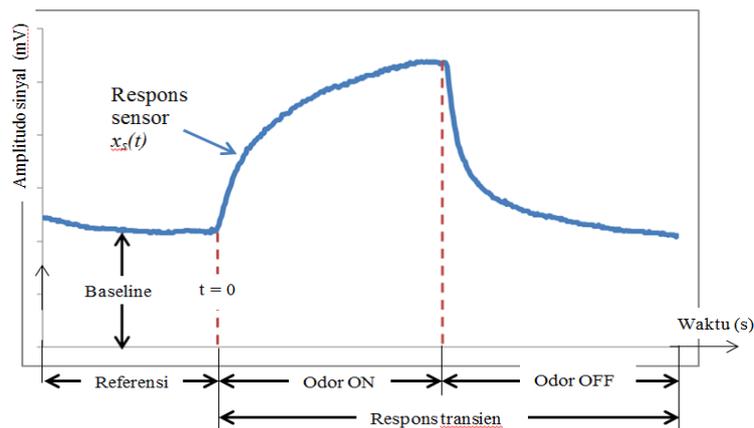
**2.2 Langkah Pengujian**

Sampel uji ditempatkan pada wadah yang terbuat dari aluminium foil diatas pemanas dalam ruang sampel (*chamber*) tertutup. Selama proses pengambilan data *logging*, sampel uji dipanaskan pada suhu *set point* stabil di 50 °C dengan tujuan agar senyawa *volatile* bahan uji menguap dan mudah dipindai oleh sensor E-Nose.

Pengujian dimulai dari 10 wadah berturut-turut 100 (kayu putih murni), 100 (Alkohol murni), 95%, 90%, 85%, 80%, 75%, 70%, 65% dan 60%.

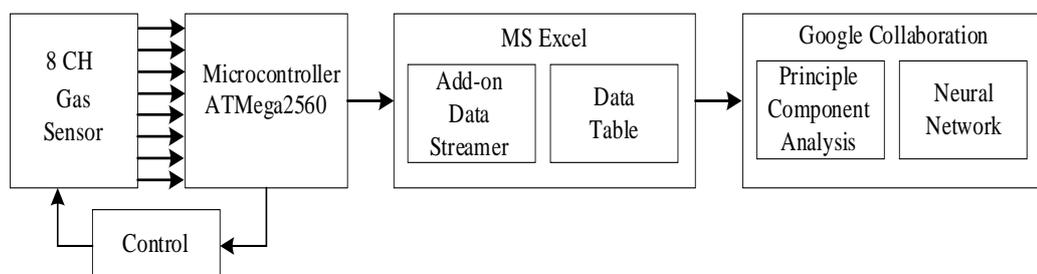
**2.3 Pengambilan Data Logger**

Mikrokontroler berfungsi sebagai pengendali katup *solenoid valve*, pewaktu dan sebagai converter data analog menjadi data binary melalui 8 saluran analog to digital (AD/C) sensor sesuai penggunaan sensor pada Tabel 1. Respon transien memberikan gambaran bagaimana E-Nose merespons perubahan aroma (gas). Respon transien sensor E-Nose terjadi pada saat proses *odor-on* (*sensing*) dan *odor-off* (*flushing*). Pengambilan data dicuplik selama 360 detik, di mana 180 detik untuk *odor-on* (pengambilan *sensing real data*) dan *odor-off* saat pembersihan sensor (*flushing*). Gambar 1. diperlihatkan respon transien E-Nose sensor pada posisi *odor-on* dan *odor-off*.



**Gambar 1.** Response Transien E-Nose Sensor Pada Posisi Odor-On Dan Odor-Off

*Baseline* diatur sampai tegangan keluaran sensor mendekati 0 Volt. *Baseline* dapat diatur menggunakan 2 cara yaitu melalui pengaturan bias pada penguat sensor (Operational Amplifier; OPAMP), atau dengan cara menambahkan atau mengurangi hasil ADC dengan bilangan offset pada tabel data dalam MS Excel. Diagram alur sistem pengambilan data dan pemrosesan diiplihatkan pada Gambar 2.

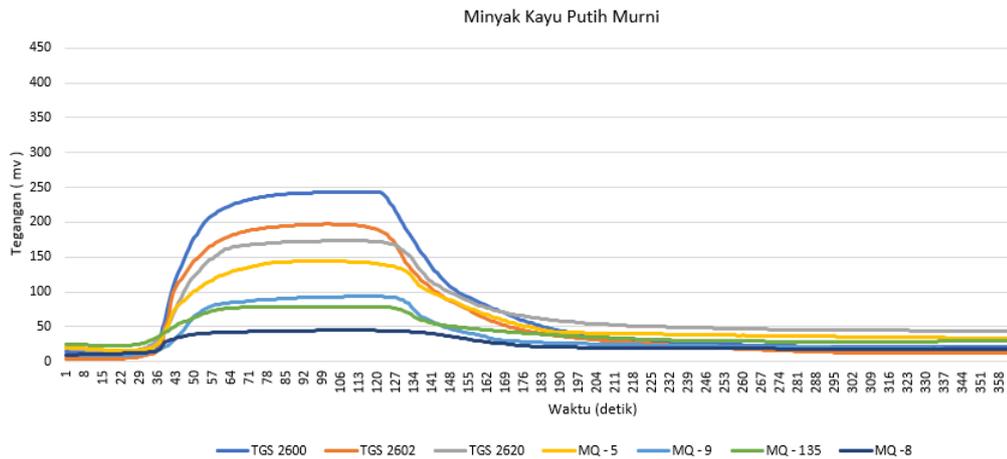


**Gambar 2.** Diagram Alur Sistem Pengambilan Data Logger Dan Pemrosesan

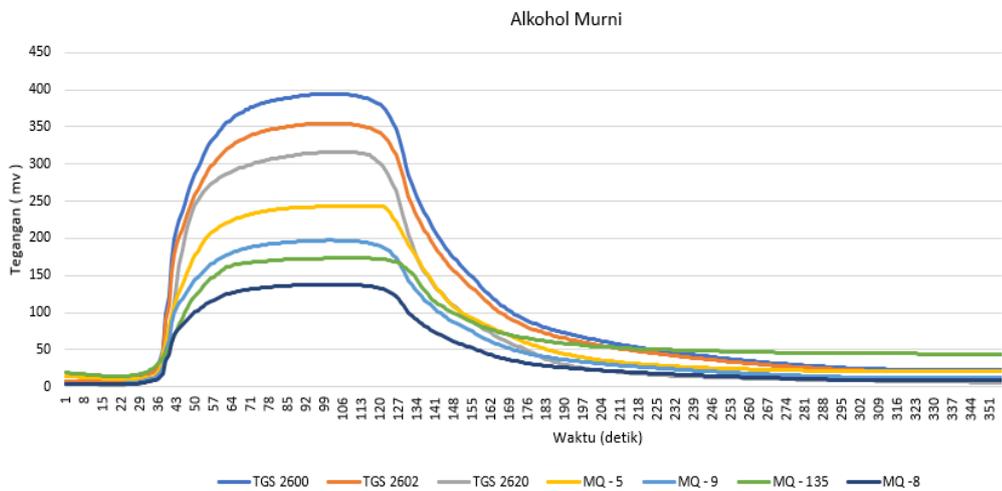
AD/C mikrokontroller menggunakan internal analog referensi (Aref) pada tegangan 1.1V, sehingga pengambilan data logger sensor melalui saluran AD/C tidak boleh melebihi tegangan 1.1V.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Grafik respon transien tegangan sensor E-Nose untuk minyak kayu putih murni dengan alkohol murni diperlihatkan pada Gambar 3.



**Gambar 3a.** Grafik Respon Transien Tegangan Sensor E-Nose Untuk Minyak Kayu Putih Murni

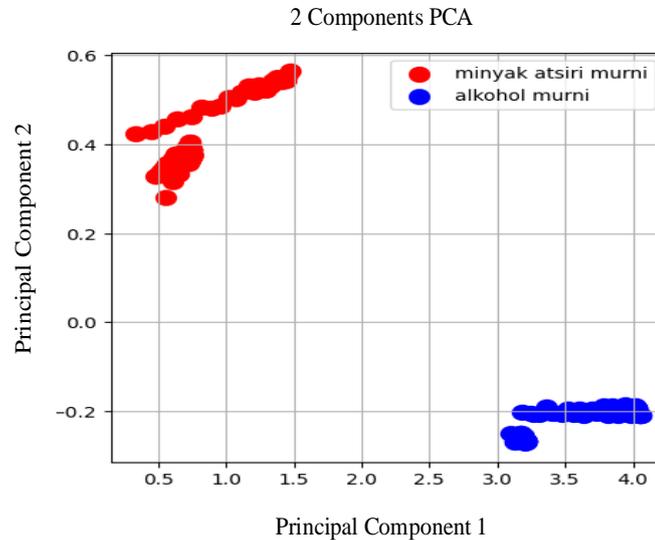


**Gambar 3b.** Grafik Respon Transien Tegangan Sensor E-Nose Untuk Alkohol Murni

Berdasarkan Gambar 3, terlihat bahwa sinyal respons sensor E-Nose pada pengujian senyawa alkohol murni memiliki respons tegangan yang lebih besar dibandingkan dengan tegangan respons pada pengujian minyak kayu putih murni. Hal ini menunjukkan bahwa senyawa alkohol memiliki karakter aroma (gas) yang lebih kuat dibandingkan dengan minyak kayu putih. Sensor Gas TGS2600, TGS2602 dan TGS2620 memiliki sensitivitas yang lebih baik untuk jenis gas mudah menguap (volatile) terutama golongan minyak atsiri seperti minyak kayu putih.

Senyawa zat minyak kayu putih murni dan alkohol murni diklasifikasikan melalui PCA dengan cara membuat variable (Bisong, 2019). variabel baru yang lebih sederhana dan saling bebas dari variabel asli. Jumlah variabel yang besar dapat direduksi menjadi dua *principal component* (PC). Kedua komponen utama tersebut dapat mewakili variabel semula tanpa menghilangkan

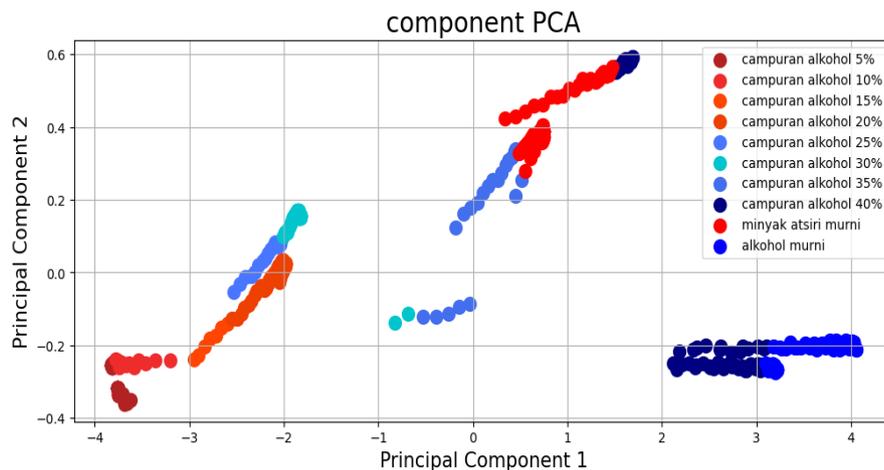
banyak informasi yang terkandung dalam variabel semula. Gambar 4 diperlihatkan *score plot* PC pengujian variasi data pada besaran senyawa gas minyak kayu putih murni dan alkohol murni.



**Gambar 4.** Score Plot *Principal Component* Pengujian Variasi Data Pada Besaran Senyawa Gas Minyak Kayu Putih Murni Dan Alkohol Murni.

Persebaran data pada minyak kayu putih murni tersebar kedalam beberapa area, sedangkan persebaran data untuk alkohol murni konsisten pada satu lingkup titik area saja, ini disebabkan karena gas volatil dalam senyawa alkohol mempunyai gugus molekul hidroksil ( $-OH$ ) yang sangat kuat sehingga walupun diencerkan, gas alkohol masih mendominasi terbaca oleh sensor E-Nose.

Gambar 4 diperlihatkan score plot PC pengujian variasi data pada besaran campuran senyawa gas minyak kayu putih dengan alkohol dengan komposisi berturut-turut 95%, 90%, 85%, 80%, 75%, 70%, 65% dan 60%.



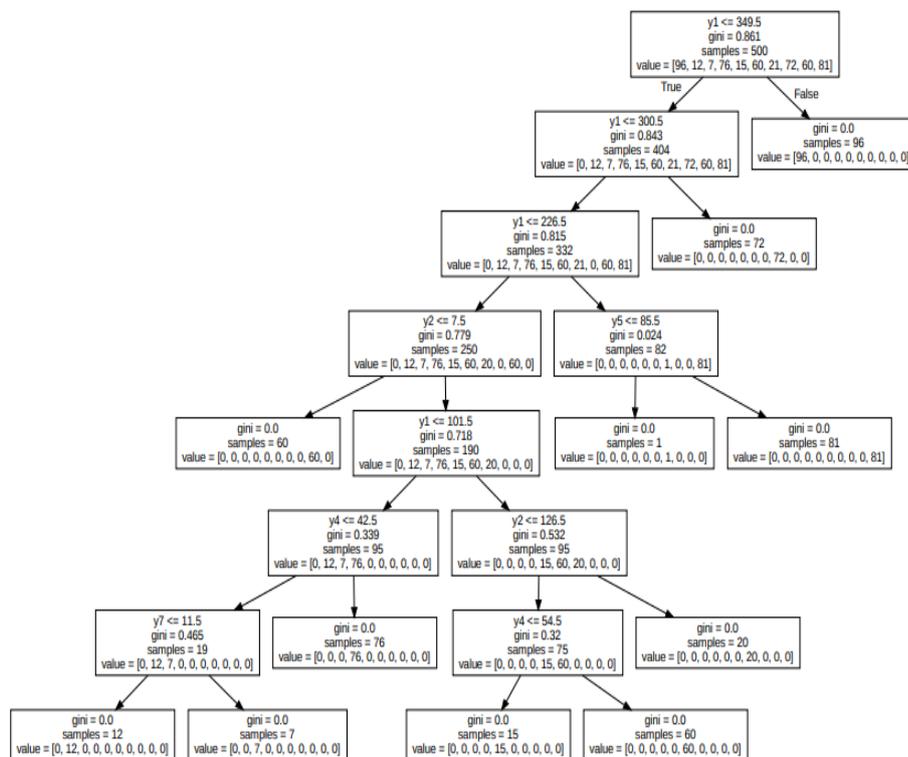
**Gambar 4.** Score Plot *Principal Component* Pengujian Variasi Data Pada Besaran Campuran Minyak Kayu Putih Dengan Alkohol

Banyak persebaran variasi dari berbagai variabel data yang dikumpulkan pada titik-titik kelompok area. Setiap variabel data pada masing-masing jenis sampel dapat terpisah satu sama lain meskipun masih terdapat kelompok variabel data yang saling tumpang-tindih terutama pada kelompok variabel data campuran 80%, 60%, 40% dan minyak atsiri murni. Hal ini dikarenakan

kedua senyawa sebenarnya mengandung senyawa keluarga alkohol hanya saja besaran, kepekatan, dan kejenuhan antara minyak atsiri dengan alkohol murni sangat berbeda.

Metoda analisa PCA mampu membedakan aroma dari sampel gas antara campuran senyawa minyak kayu putih dengan alkohol berdasarkan besaran respon tegangan sensor E-Nose yang telah diperoleh. Dua komponen PC1 dan PC2 merepresentasikan data secara visual melalui *score plot* berturut-turut sebesar 98,58% dan 1,06% dengan total persentase persebaran variasi data sebesar 99,64%.

Analisis pengujian model *neural network (NN) decision tree* adalah metode identifikasi campuran antara senyawa zat minyak kayu putih dengan alkohol. NN, melakukan evaluasi *dataset* yang telah dikembangkan menggunakan model PCA sebelumnya. Gambar 5 diperlihatkan arsitektur pohon hasil perolehan menggunakan model *decision tree*.

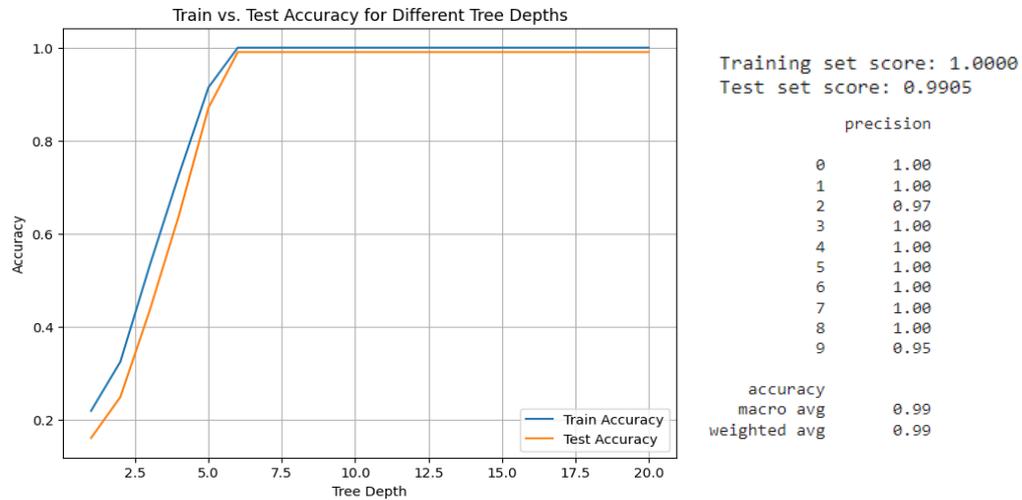


**Gambar 5.** Arsitektur Pohon Hasil Perolehan Menggunakan Model *Decision Tree*

Algoritma *NN decision tree*, memiliki 2 node (simpul) yaitu *decision node* dan *leaf node*. *Decision node* digunakan untuk membuat keputusan berdasarkan fitur dari *dataset* yang diberikan dan tidak memiliki simpul cabang, sedangkan *leaf node* digunakan untuk mewakili keluaran hasil keputusan dari simpul induknya dengan simpul cabang hingga sampai simpul *decision node*. Model pohon pada *dataset* campuran senyawa minyak kayu putih dengan alkohol menghasilkan beberapa node cabang yang diperlihatkan pada Gambar 5. Acuan besaran tegangan lebih kecil atau sama dengan 349.5 menjadi induk cabang karena memiliki *gain information* tertinggi yaitu sebesar 0.861 dari total 500 varian data yang telah diperoleh. Algoritma ini memperlihatkan beberapa simpul cabang hingga berhasil memperoleh beberapa *decision node* sampai ujung cabang. Hasil prediksi data akan membuat cabang baru sampai *gain information* mencapai nilai terkecil dan tidak memungkinkan untuk membuat simpul baru.

Algoritma *NN decision tree* adalah cara visual untuk memahami sejauh mana algoritma mampu menggeneralisasi pola data yang tidak terlihat selama pelatihan (*training*) dan membantu

dalam membuat keputusan yang lebih akurat. Tingkat akurasi dan presisi komputasi data *training* terhadap data *testing* diperlihatkan pada Gambar 6.



**Gambar 6.** Tingkat Akurasi Dan Presisi Komputasi Data Training Terhadap Data Testing

Grafik tingkat akurasi dan presisi pada Gambar 6, terlihat saling tumpang tindih dan tidak ada *gap* yang terlalu jauh antara kedua grafik tersebut. Garis grafik akurasi pada data pelatihan terus meningkat seiring waktu, ini menunjukkan bahwa model dapat mengenal data pelatihan dengan baik dan sedikit adanya kesalahan positif (*false positive*) pada data pelatihan. Garis grafik akurasi pada data testing menunjukkan peningkatan akurasi yang beriringan sejajar dengan data pelatihan, ini menunjukkan bahwa algoritma mampu menggeneralisasikan ke data yang tidak terlihat selama pelatihan dan memberikan prediksi positif yang relevan dan akurat.

Pengukuran kedua nilai tersebut dipengaruhi oleh variabel *tree depth* yang menjadi parameter untuk melihat seberapa kompleks struktur *decision tree* yang dibangun. Besaran *tree depth* mengalami kenaikan nilai yang sangat signifikan yang melakukan pengukuran antara kedua variabel data yaitu data *training* dan data *testing* dan tidak memberikan jarak yang tidak terlalu jauh diantara keduanya sehingga semakin besar kedalaman *tree depth* nya maka, memiliki kemampuan untuk mempelajari pola yang lebih kompleks juga mampu menggeneralisasi dengan baik ke data baru sebagai *good-fitting*.

Berdasarkan kalkulasi tingkat skor akurasi dan presisi mencapai nilai sebesar 99,99%. Hal tersebut dapat diartikan bahwa model analisa menggunakan metoda NN terintegrasi dengan model PCA mampu mengklasifikasikan dan memprediksi data secara akurat dan optimal.

#### 4. KESIMPULAN

Sensor Gas TGS2600, TGS2602 dan TGS2620 memiliki sensitivitas yang lebih baik untuk jenis gas mudah menguap (*volatile*) terutama golongan minyak atsiri seperti minyak kayu putih. Persebaran data *score plot principal component* (PC) pada minyak kayu putih murni tersebar kedalam beberapa area, sedangkan persebaran data untuk alkohol murni konsisten pada satu lingkup titik area saja, ini disebabkan karena gas volatil dalam senyawa alkohol mempunyai gugus molekul hidroksil (-OH) yang sangat kuat sehingga walupun diencerkan, gas alkohol masih mendominasi terbaca oleh sensor E-Nose.

Metoda analisa PCA mampu membedakan aroma dari sampel gas antara campuran senyawa minyak kayu putih dengan alkohol berdasarkan besaran respon tegangan sensor E-Nose. Dua komponen PC1 dan PC2 merepresentasikan data secara visual melalui *score plot* berturut-turut sebesar 98,58% dan 1,06% dengan total persentase persebaran variasi data sebesar 99,64%.

Model NN *decision tree* berhasil memperoleh *Excellent classification* menghasilkan skor akurasi dan presisi yang sangat tinggi mendekati 99,99% sekaligus memiliki *good-fitting* pada perolehan skor akurasi data *training* dan data *testing* tanpa mengalami *gap* diantara bentuk kedua grafiknya. model analisa menggunakan metoda NN terintegrasi dengan model PCA mampu mengklasifikasikan dan memprediksi data secara akurat dalam membuat keputusan.

Model NN *decision tree* dipengaruhi oleh jenis data, jenis data yang bersifat numerical kuantitatif (jumlah) akan lebih efektif dibandingkan dengan jenis data yang bersifat kategorik (kualitatif).

## REFERENCES

- Agustyaningrum, C. I. (2020). Algoritma Klasifikasi Decision Tree Untuk Rekomendasi Buku Berdasarkan Kategori Buku. *E-Bisnis: Jurnal Ilmiah Ekonomi dan Bisnis*, 13(2), 89-96.
- Bisong, E. (2019). Google Colaboratory BT - Building Machine Learning and Deep Learning Models on Google Cloud Platform: A Comprehensive Guide for Beginners (E. Bisong (ed.); pp. 59–64).
- Cinar, R. F. (2023, April). Number of Signal Estimation by PCA–Eigenvalue Decomposition. In *International Conference on Engineering, Natural and Social Sciences (Vol. 1, pp. 627-630)*. Dissertation, Politeknik Harapan Bersama Tegal).
- Harsono, W., Sarno, R., & Sabilla, S. I. (2020). Recognition of original arabica civet coffee based on odor using electronic nose and machine learning. In *2020 International Seminar on Application for Technology of Information and Communication (iSemantic)* (pp. 333-339). IEEE
- Imawan, C. (2021). Minyak Atsiri sebagai Bahan Antimikroba dalam Pengawetan Pangan. *Minyak Atsiri*.
- Maulidah, M., Gata, W., Aulianita, R., & Agustyaningrum, C. I. (2020). Algoritma Klasifikasi Decision Tree Untuk Rekomendasi Buku Berdasarkan Kategori Buku. *E-Bisnis: Jurnal Ilmiah Ekonomi dan Bisnis*, 13(2), 89-96
- Standar Nasional Indonesia (SNI) Minyak kayu Putih (2006). SNI 06-3954-2006. Penetapan syarat mutu, pengambilan contoh, cara uji, syarat lulu uji pengemasan dan penandaan minyak kayu putih
- Sembiring CNB. (2019). Analisa Kandungan Kimia, Sifat Fisika, Penentuan Kadar Sineol Minyak Atsiri Daun *Eucalyptus pellita* dari PT Toba Lestari dengan Metode GC-MS
- Yunilawati, R., Rahmi, D., Handayani, W., & Imawan, C. (2021). Minyak Atsiri sebagai Bahan Antimikroba dalam Pengawetan Pangan. *Minyak Atsiri: Produksi dan Aplikasinya untuk Kesehatan*, 85-121.