

PENINGKATAN TARAF IDENTIFIKASI JENIS GAS DI UDARA TERBUKA MENGUNAKAN TRANSFORMASI *FOURIER* DAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS*

^aMuhammad Rivai, ^bTasripan, ^cTotok Mujiono

^{a,b,c} Laboratorium Elektronika Industri, Jurusan Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri,
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya 60111
E-Mail: ^amuhammad_rivai@ee.its.ac.id

Abstrak

Klasifikasi jenis gas di udara terbuka diperlukan di berbagai bidang aplikasi seperti pendeteksian kebakaran, monitoring lingkungan dan lainnya. Hal ini memerlukan teknik pengklasifikasian yang handal dikarenakan adanya konsentrasi gas yang berubah secara dinamis. Sebuah deret sensor gas yang dikombinasikan dengan algoritma pengenalan pola *Neural Networks* telah lama digunakan untuk mengatasi hal ini. Makalah ini melaporkan sebuah metode yang handal untuk klasifikasi jenis gas di udara terbuka. Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah metode *Fast Fourier Transform (FFT)* untuk analisa spektrum frekuensi dan metode *Principal Component Analysis (PCA)* untuk ekstraksi data sebagai metode *preprocessing* untuk Propagasi balik *Neural Networks*. Sebuah deret sensor terdiri dari tiga tipe sensor gas semikonduktor yang berbeda dan menghasilkan sebuah pola yang khas untuk setiap jenis gas pada domain waktu. Beberapa gas digunakan untuk mengevaluasi unjuk kerja dari klasifikasinya. Hasil percobaan menunjukkan bahwa taraf klasifikasi dari *Neural Networks* yang dihasilkan lebih tinggi daripada sistem klasifikasi tanpa menggunakan *preprocessing* walaupun konsentrasi gas berubah pada kondisi yang bervariasi.

Kata kunci: Deret Sensor, Spektrum Frekuensi, *Principal Component Analysis*, *Neural Networks*.

Abstract

Classification of gases in open field is of great interest in many applications such as fire detection, environmental monitoring, etc. They all require reliable classification techniques due to dynamical change of gas concentration. A gas sensor array combined with Neural Networks pattern recognition algorithm has been traditionally used to address these issues. This paper reports a robust method for gas classification in the ambient air. In this research, we employ Fast Fourier Transform (FFT) method for frequency spectrum analysis and Principal Component Analysis (PCA) method for data extraction as preprocessing methods for a Back Propagation Neural Networks. A sensor array consists of three different types of semiconductor gas sensors producing a unique pattern for each gas in time domain. Several gases were introduced to evaluate the classification performance. The experiment result showed that classification rate of the Neural Networks with FFT and PCA methods as preprocessing was higher than that of the system without preprocessing even if the gas concentration changed into various conditions.

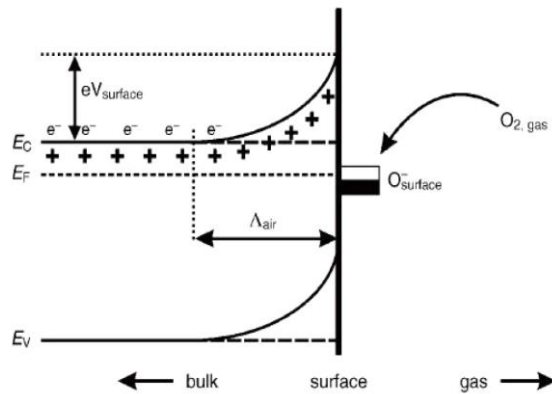
Key words: Sensor Array, Frequency Spectrum, Principal Component Analysis, Neural Networks.

PENDAHULUAN

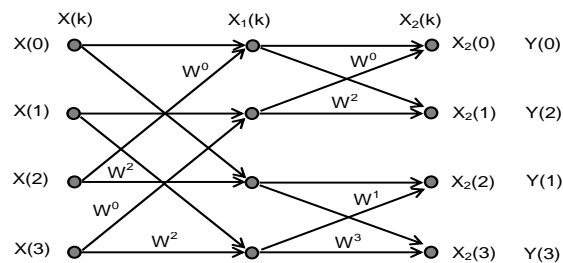
Sistem identifikasi jenis gas dengan menggunakan deret sensor atau hidung elektronik telah teruji dengan baik sebagai pengenalan jenis gas dengan sampel gas yang dialirkan dalam sistem sirkulasi udara tertutup. Pengambilan sampel udara bebas biasanya menggunakan kantong sampel yang dibawa ke ruang dengan kondisi baik untuk proses analisisnya. Hal ini dapat memberikan respon waktu yang lama dan memerlukan prosedur yang rumit. Klasifikasi gas secara langsung pada udara terbuka sangat diperlukan untuk mendapatkan informasi jenis gas secara *real-time*. Perubahan konsentrasi yang sangat variatif membuat taraf klasifikasinya menjadi rendah, sehingga diperlukan teknik klasifikasi yang handal [1].

Pada penelitian ini dilaporkan hasil eksperimen pengujian sistem untuk identifikasi jenis gas atau uap pada kondisi udara terbuka. Deret sensor semikonduktor metal oksida digunakan untuk menghasilkan pola perubahan tegangan untuk setiap jenis gas. Jenis sensor ini dipilih karena mempunyai sensitivitas, taraf ketahanan dan keterulangan yang tinggi [2]. *Neural Networks* tiga lapis dengan metode pelatihan propagasi balik digunakan untuk mengidentifikasi jenis gas yang terdeteksi oleh sensor. Metode *Fast Fourier Transform (FFT)* dan *Principal Component Analysis (PCA)* diterapkan sebagai *preprocessing* untuk meningkatkan taraf identifikasinya.

Beberapa metal oksida dapat digunakan untuk mendeteksi gas dengan cara pengukuran perubahan konduktifitasnya, yaitu ZnO , TeO_2 , dan SnO_2 [3,4]. Mekanisme pendeteksian jenis sensor ini ditunjukkan pada Gambar 1. Pada suhu kerja 300-450°C, O^- mendominasi udara disekitar dan terserap pada permukaan metal oksida yang dapat menyingkirkan elektron dari pita konduksi E_c dan menjebak elektron pada permukaan dalam bentuk ion yang dapat menimbulkan lengkungan pita energi. Hal ini menyebabkan elektron sulit untuk melewatinya sehingga material pada kondisi ini mempunyai resistansi yang besar atau konduktivitas yang kecil. Reaksi oksigen ini dengan pereduksi gas (seperti CO) dapat mengurangi jumlah oksigen yang terserap sehingga dapat mengembalikan lengkungan pita energi yang mengakibatkan konduktifitasnya naiknya.



Gambar 1. Mekanisme Serap-Lepas Ion Oksigen.



Gambar 2. Alur Transformasi *Fourier*.

Transformasi *Fourier* merupakan algoritma untuk mengubah domain waktu X menjadi domain atau spektrum frekuensi Y , yaitu menguraikan sinyal menjadi komponen sinusoidal penyusunnya. Algoritma Transformasi *Fourier* Diskrit ditunjukkan pada Persamaan (1).

$$Y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} X(k) \cdot W^{nk} \quad (1)$$

dengan $W = e^{-j2\pi/N}$, $j = \sqrt{-1}$, $N = 2^\gamma$ jumlah data sinyal yang dicuplik, γ bilangan integer positif, k dan n masing-masing adalah indeks pada domain waktu dan frekuensi ditunjukkan pada Persamaan (2).

$$k = k_0 + 2k_1 + 4k_2 + \dots + 2^{\gamma-2}k_{\gamma-2} + 2^{\gamma-1}k_{\gamma-1} \quad (2)$$

$$n = n_0 + 2n_1 + 4n_2 + \dots + 2^{\gamma-2}n_{\gamma-2} + 2^{\gamma-1}n_{\gamma-1}$$

Dengan mempertimbangkan $w^{nk} = w^{nk \bmod(N)}$, maka perhitungan dapat lebih cepat. Gambar 2 menunjukkan aliran penyelesaian empat buah titik sampel ($N=4$) pada domain waktu

ditransformasi menjadi empat buah titik pada domain frekuensi dengan hanya dua informasi frekuensi ($N/2$) yang diperoleh. Penggunaan metode *FFT* telah digunakan untuk menganalisa respon transisi sensor metal oksida pada pemodulasian suhu kerjanya [5].

Metode *PCA* sering digunakan untuk visualisasi hasil klasifikasi pada sistem identifikasi [6-8]. Metode ini merupakan penurunan dari teknik *factor analysis* yang bertujuan untuk mengidentifikasi struktur dari banyak variabel menjadi data yang lebih sederhana. Metode ini juga dikenal sebagai Transformasi *Karhunen-Loève* atau Transformasi *Hotelling*. *PCA* merupakan transformasi linier ortogonal yang mentransformasi data ke dalam koordinat sistem baru dengan variasi terbanyak diperoleh dari proyeksi data pada koordinat prioritas utama (*principle component*) yang pertama, variasi kedua terbanyak pada koordinat prioritas utama yang kedua dan seterusnya. *PCA* umumnya digunakan untuk mengurangi dimensi dari himpunan data tetapi juga mempertahankan karakteristik dari himpunan data tersebut dengan menjaga beberapa *principle component* yang tinggi prioritasnya dan membuang beberapa *principle component* yang rendah prioritasnya [9].

Ada beberapa metode yang umum digunakan untuk mendapatkan *principle component* pada metode *PCA*, yaitu metode *covariance*, metode korelasi dan *Singular Value Decomposition (SVD)*. Prosedur *PCA* dengan menggunakan metode *covariance* [10] adalah sebagai berikut:

- a) Menghimpun data eksperimen X (M,N) yang memiliki dimensi tertentu yang berkesesuaian dengan variabel atau jumlah sensor yang digunakan (M) dan jumlah data (N) ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$\bar{X}_m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X(M,n) \quad (3)$$

- b) Mengurangkan setiap data X dengan nilai *mean* \bar{X}_m untuk masing-masing variabel atau sensor (m) ditunjukkan pada Persamaan (4).

$$X = X - \bar{X}_m \quad (4)$$

- c) Mendapatkan matrik *covariance* (C) ditunjukkan pada Persamaan (5).

$$cov(X_1, X_2) = \frac{\sum_{n=1}^N (X_{1n} - \bar{X}_1)(X_{2n} - \bar{X}_2)}{(N-1)} \quad (5)$$

- d) Mendapatkan *eigenvalue* (λ) dan *eigenvector* (V) dari matrik *covariance* ditunjukkan pada Persamaan (6).

$$(C - \lambda)V = 0 \quad (6)$$

Teknik untuk mendapatkan *eigenvalue* dan *eigenvector* ini dapat digunakan beberapa metode yaitu *power method*, *orthogonal iteration*, *QL method*, *Lanczos method*, dan *Jacobi's method*.

- e) Mendapatkan *principal component (PC)* ditunjukkan pada Persamaan (7).

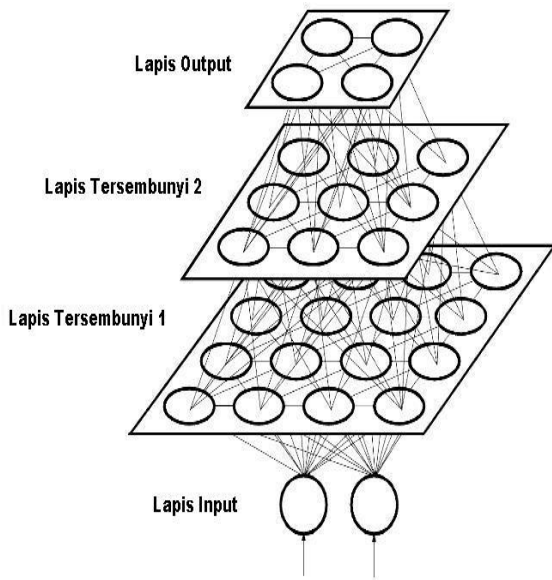
$$PC_i = X \cdot V_i^T \quad (7)$$

dengan PC_i adalah *principal component* pertama, V_i *eigenvector* dengan nilai *eigenvalue* terbesar.

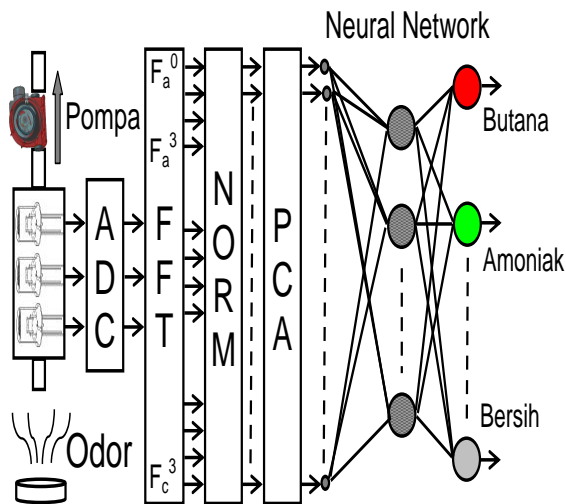
Neural Networks merupakan model komputasi untuk pengenalan pola yang meniru jaringan neural biologi pada otak manusia setelah proses pelatihan. Sistem ini banyak digunakan dalam sistem identifikasi jenis gas [11,12]. *Propagasi balik* merupakan metode pembelajaran yang sering digunakan karena kemudahan perancangan dengan ketelitian yang tinggi [13,14]. Jaringan ini terdiri dari sebuah lapis masukan, sebuah lapis keluaran dan satu atau lebih lapis tersembunyi, ditunjukkan pada Gambar 3. Pelatihan diperlukan untuk memperbaharui bobot koneksi antar *neuron* yang dilakukan secara berulang sampai diperoleh taraf kesalahan dinyatakan sebagai *Mean Square Error (MSE)* antara vector keluaran o dan vektor target t yang diinginkan, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (8).

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - o_i)^2 \quad (8)$$

dengan N adalah jumlah vektor data masukan.



Gambar 3. Struktur *Neural Networks*.



Gambar 4. Diagram Blok Sistem Pengenalan Gas.

Tabel 1. Respon Sensor Gas.

Sensor	Gas
TGS2600	Hidrogen, Karbon Monoksida dan Pencemar udara
TGS2610	Propana, Butana dan Hidrokarbon
TGS2620	Alkohol dan Uap pelarut organik

Tabel 2. Pola Target pada Pelatihan *Neuron Network*.

No pola	Gas	Target
1	Butana	00001
2	Amoniak	00010
3	Spiritus	00100
4	Minyak Tanah	01000
5	Udara Bersih	10000

SISTEM IDENTIFIKASI JENIS GAS

Sistem yang digunakan dalam percobaan ditunjukkan pada Gambar 4. Deret sensor terdiri dari sensor metal oksida *TGS 2600*, *TGS 2610*, dan *TGS 2620*. Sensitivitas masing-masing sensor terhadap jenis gas ditunjukkan pada (Tabel 1). Sumber gas terletak 20 cm dari sensor. Pompa menghisap gas dengan kecepatan 100 mL/min untuk mengambil gas sampel menuju ke ruang sensor. Sepuluh bit-*Analog to Digital Conversion* mengubah besaran tegangan analog menjadi sinyal diskrit dalam domain waktu dengan kecepatan *sampling* 1 sampel/detik. *FFT* mengubah besaran sinyal diskrit menjadi beberapa komponen frekuensi. Data yang digunakan dalam pemrosesan *FFT* ini adalah sebanyak 64 sampel. Dari spektrum frekuensi yang dihasilkan, empat buah komponen frekuensi pertama digunakan sebagai komponen yang mewakili respon sensor karena memiliki harga amplitudo yang besar, yaitu 0; 0,015625; 0,03125 dan 0,046875 Hz. Masing-masing komponen frekuensi untuk setiap sensor dimasukkan sebagai data vektor masukan *PCA*. Ukuran vektor *principal component* yang dihasilkan berkesesuaian dengan dimensi vektor masukannya. *Neural Networks* terdiri dari tiga lapis dengan jumlah *node* masukan sebanyak 12 yang berkesesuaian dengan jumlah komponen frekuensi atau dimensi *principal component*, *neuron* tersembunyi sebanyak sepuluh dan *neuron* keluaran sebanyak lima berkesesuaian dengan jumlah jenis gas.

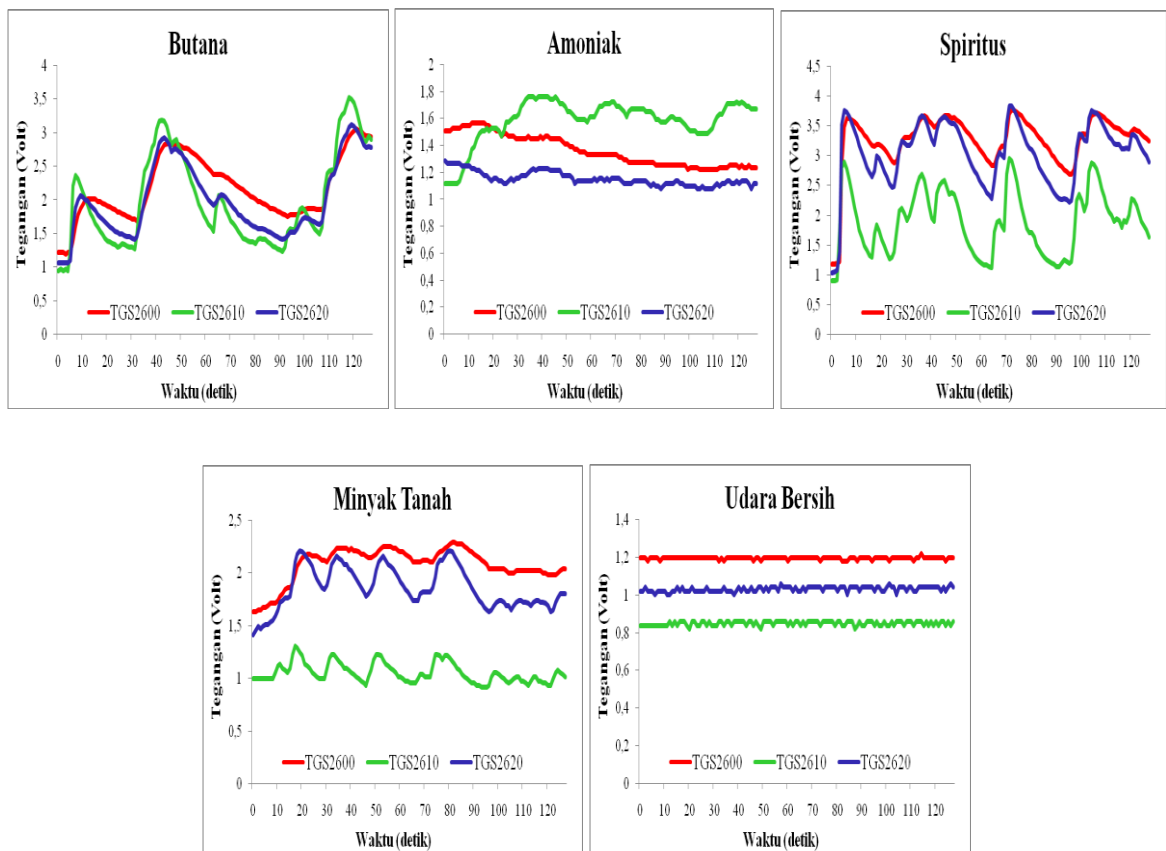
Semua data diambil oleh mikrokontroler AT Mega-16 dan dikirimkan ke komputermelalui *Universal Serial Bus (USB)* untuk keperluan penampilan data dan pelatihan *Neural Networks*. Pada tahap pelatihan ini, *Neural Networks* menggunakan algoritma propagasi balik dengan bobot awal yang sama

untuk setiap pengujian. Pada tahap pengujian dilakukan iterasi sebanyak 10.000 *epoch* untuk mencapai target yang ditunjukkan pada (Tabel 2).

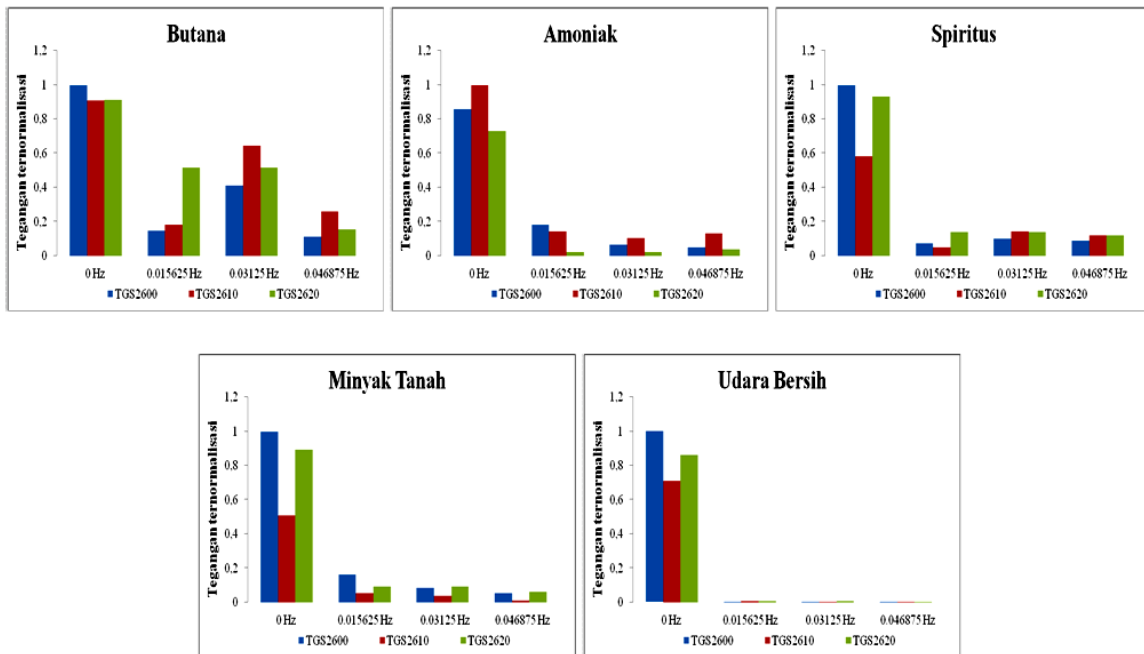
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada eksperimen ini, setiap sampel gas diujikan sebanyak sepuluh percobaan. Gambar 5 menunjukkan respon masing-masing sensor terhadap setiap jenis gas dalam domain waktu. Terlihat bahwa respon masing-masing sensor pada udara terbuka cenderung tidak konstan dengan variasi data terbesar adalah 39,3 % untuk sampel butana. Perubahan yang cepat terjadi pada spiritus karena mempunyai tekanan uap yang rendah (43,7 *mmHg*) dibanding dengan butana (1650 *mmHg*). Hal ini menunjukkan bahwa tingkat perubahan setiap senyawa adalah khas dalam *domain* waktu. Gambar 6 menunjukkan pola frekuensi untuk

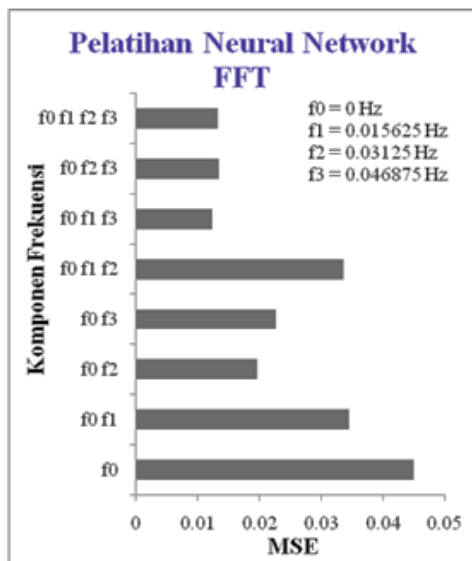
empat komponen frekuensi pertama. Terlihat bahwa masing-masing gas menghasilkan pola respon sensor yang berbeda, digambarkan dengan pola ternormalisasi komponen frekuensinya. Normalisasi ini dilakukan dengan membagi nilai setiap frekuensi dengan nilai maksimumnya untuk setiap vektor masukan. Teknik ini bertujuan untuk menekan adanya variasi pola sensor sehingga antara konsentrasi gas yang berbeda dapat menghasilkan pola identik untuk jenis gas yang sama. Komponen frekuensi f_0 adalah 0 *Hz* atau nilai *dc* yang menyatakan rerata amplitudo selama waktu pencuplikan. Komponen frekuensi f_1 adalah 0,015625 *Hz* menyatakan besaran frekuensi dasar untuk waktu pencuplikan 64 detik. Sedangkan komponen f_2 dan f_3 merupakan komponen frekuensi harmonisa yang besarnya masing-masing adalah dua kali dan tiga kali terhadap frekuensi dasar.



Gambar 5. Respon Sensor dalam *Domain* Waktu.



Gambar 6. Respon Sensor dalam Domain Frekuensi.



Gambar 7. Hasil pelatihan Neural Networks yang Dikombinasikan dengan FFT.

Gambar 7 menunjukkan hasil pelatihan Neural Networks untuk berbagai kombinasi komponen frekuensi setiap sinyal sensor. Semakin banyak komponen frekuensi yang dilibatkan maka cenderung semakin kecil taraf kesalahan yang diperoleh. Terlihat bahwa Neural Networks yang dikombinasikan dengan metode FFT dan melibatkan semua komponen

frekuensi (f_0, f_1, f_2, f_3) dapat mempunyai tingkat kesalahan 1,3 % lebih rendah dibandingkan dengan Neural Networks tanpa menggunakan FFT (hanya rerata amplitudo f_0 saja) yaitu 4,5%. Hal ini dapat disimpulkan bahwa pemrosesan sinyal dalam daerah frekuensi dapat meningkatkan taraf identifikasi jenis gas.

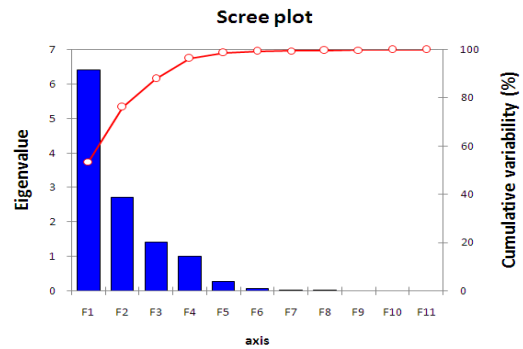
Eksperimen berikutnya adalah melibatkan implementasi PCA dengan pola ternormalisasi komponen frekuensi FFT digunakan sebagai nilai masukannya. Untuk keseluruhan data masukan yang digunakan, metode ini menghasilkan 11 eigen value sehingga akumulasi kesebelas eigen vector-nya dapat mewakili variasi dari keseluruhan data masukan, ditunjukkan pada Gambar 8.

Gambar 9 menunjukkan hasil pelatihan Neural Networks untuk berbagai kombinasi komponen factor scores PCA. PCA 1 melibatkan satu principal component, PCA 2 melibatkan dua principal component dan seterusnya. Terlihat bahwa Neural Networks yang digabung dengan FFT dan PCA dengan melibatkan minimal lima buah principal component dapat mempunyai tingkat kesalahan 0,1 % yang jauh lebih rendah dibandingkan Neural Networks tanpa PCA yaitu 1,3 %. Hal ini berkesesuaian dengan Scree plot bahwa aksis mulai F_6 sampai F_{11} mempunyai bobot

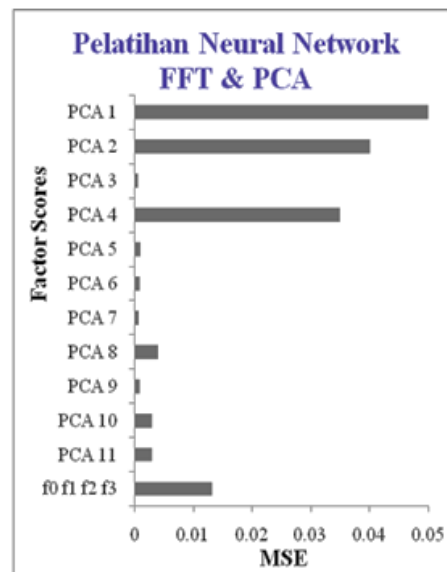
yang rendah dalam mewakili variasi data keseluruhan. Berdasarkan ujicoba ini dapat disimpulkan bahwa implementasi *FFT* yang digabungkan dengan *PCA* sebagai *preprocessing* bagi *Neural Networks* dapat meningkatkan taraf identifikasi jenis gas.

SIMPULAN

Pada penelitian ini telah dilakukan pengujian secara eksperimen penggunaan Propagasi Balik *Neural Networks* sebagai pengidentifikasian jenis gas pada ruang terbuka yang mempunyai konsentrasi gas yang sangat fluktuatif. Untuk data pelatihan yang berasal dari rerata amplitudo dalam domain waktu, jaringan ini dapat dilatih untuk mengenali setiap jenis gas dengan taraf kesalahan sebesar 4,5 %. Implementasi *FFT* untuk menghasilkan komponen frekuensi yang digunakan sebagai *preprocessing* pada *Neural Networks* dapat menurunkan taraf kesalahannya menjadi 1,3 %. Selanjutnya perpaduan antara *FFT* dan *PCA* dapat lebih memperkecil taraf kesalahannya menjadi 0,1 %. Hal ini menunjukkan bahwa implementasi gabungan antara *FFT* dan *PCA* sebagai *preprocessing* bagi *Neural Networks* dapat meningkatkan taraf identifikasi jenis gas walaupun konsentrasi gas sangat bervariasi.



Gambar 8. Jumlah Aksis *PCA*.



Gambar 9. Hasil Pelatihan *Neural Networks* yang Dikombinasikan dengan *FFT* dan *PCA*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Trincavelli M and Loutfi A. Feature Selection for Gas Identification with A Mobile Robot. *Proceeding of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) 2010*. 2852-2857. 2010.
- [2] Xiaobo Z, Jiewen Z, Shouyi W, and Xingyi H. Vinegar Classification Based on Feature Extraction. *Sensors*. 3: 101-109. 2003.
- [3] Georgieva B, Podolesheva I, Pirov J and Platikanova V. Tin Oxide Humidity Sensors Operating at Room Temperature Obtained by Co-Evaporation Of TeO_2 and Sn. *Journal of Optoelectronics and Advanced Materials*. 7: 2595-2600. 2005.
- [4] Mishra S, Ghanshyam C, Ram N, Singh S, Bajpai RP, and Bedi RK. Alcohol Sensing of Tin Oxide Thin Film Prepared by Sol-gel Process. *Bull, Mater, Sci*. 25: 231-234. 2002.
- [5] Toruan HL dan Rivai M. Analisis Pengaruh Pemodulasian Suhu Terhadap Selektifitas Sensor Gas Semikonduktor Sebagai Pendeteksi Bahan Bakar. *Prosiding Seminar on Intelligent Technology and Its Application (SITIA) 2008*. 321-324. 2008.

- [6] Tran VH, Chan HP, Thurston M, Jackson P, Lewis C, Yates D, Bell G, and Thomas PS. Breath Analysis of Lung Cancer Patients Using an Electronic Nose Detection System. *IEEE Sensors Journal*. 10: 1514-1518. 2010.
- [7] Brezmes J, Fructuoso LL, Llobet E, Vilanova X, Recasens I, Orts J, Saiz G, and Correig X. Evaluation of an Electronic Nose to Assess Fruit Ripeness. *IEEE Sensors Journal*. 5: 97-108. 2005.
- [8] Brezmes J, Cabré P, Rojo S, Llobet E, Vilanova X, and Correig X. Discrimination Between Different Samples of Olive Oil Using Variable Selection Techniques and Modified Fuzzy Artmap Neural Networks. *IEEE Sensors Journal*. 5: 463-470. 2005.
- [9] Mirmohseni A and Rostamizadeh K. Quartz Crystal Nanobalance in Conjunction with Principle Component Analysis for Identification of Volatile Organic Compounds. *Sensors*. 6: 324-334. 2006.
- [10] Smith LI. A Tutorial on Principle Component Analysis. USA: Cornell University. 2005.
- [11] Kumar R, Das RR, Mishra VN and Dwivedi R. A Neuro-Fuzzy Classifier-Cum-Quantifier for Analysis of Alcohols and Alcoholic Beverages Using Responses of Thick-Film Tin Oxide Gas Sensor Array. *IEEE Sensors Journal*. 10: 1461-1468. 2010.
- [12] Lozano J, Santos JP, Aleixandre M, Sayago I, Gutiérrez J and Horrillo MC. Identification of Typical Wine Aromas by Means of an Electronic Nose. *IEEE Sensors Journal*. 6: 173-178. 2006.
- [13] Shi Z, Yu T, Zhao Q, Li Y and Lan Y. Comparison of Algorithms for an Electronic Nose in Identifying Liquors. *Journal of Bionic Engineering*. 5: 253-257. 2008.
- [14] Apriliyah, Mahmudy WF dan Widodo AW. Perkiraan Penjualan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Resilent Backpropagation (RPROP). *KURSOR*. 4: 41-47. 2008.