

IMPLEMENTASI ARTIFICIAL NEURAL NETWORK PADA FIELD PROGRAMMABLE GATE ARRAY (FPGA) DALAM SISTEM IDENTIFIKASI ODOR

Dini Fakta Sari^{1,2}, Muhammad Rivai¹, Totok Mujiono¹

¹Program Pascasarjana, Jurusan Teknik Elektro, ITS, Surabaya

¹Alamat : Kampus ITS, Keputih, Surabaya 60111

²Jurusan Teknik Informatika, STMIK AKAKOM, Yogyakarta

²Alamat : Jl. Raya Janti 143, Karang Jambe, Yogyakarta 55198

e-mail : dini@akakom.ac.id

ABSTRAK

Penggunaan Field Programmable Gate Array (FPGA) untuk implementasi artificial neural network memberikan fleksibilitas dalam sistem pemrograman. Implementasi digital pada artificial neural network menggunakan FPGA dan menggunakan fungsi aktivasi nonlinier. VHDL digunakan untuk mengimplementasikan artificial neural network pada FPGA Xilinx XC3S500E-FG320 dengan perangkat lunak Xilinx ISE Webpack 8.2i. Kecepatan operasi FPGA Xilinx XC3S500E-FG320 dapat ditingkatkan dengan menggunakan metode lookup table (LUT). Jumlah LUT yang digunakan untuk perancangan artificial neural network dengan 3 neuron pada lapisan input, 4 neuron pada lapisan output dengan 1 neuron pada lapisan tersembunyi adalah sebesar 1407 LUT, untuk 5 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 4549 LUT, untuk 10 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 6378 LUT dan untuk 15 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 10084 LUT. Sistem identifikasi odor, dilengkapi dengan sensor resonator kuarsa, pengkondisi sinyal, FPGA dan display. Model Multi Layer Perceptron (MLP) dengan metode pembelajaran Back Propagation (BP) yang digunakan untuk klasifikasi odor. Artificial neural network terdiri dari 3 neuron pada lapisan input, 10 neuron pada lapisan tersembunyi dan 4 neuron pada lapisan output yang diimplementasikan pada FPGA. Tingkat keberhasilan artificial neural network untuk identifikasi amoniak sebesar 93%, untuk pertamax sebesar 90%, untuk alkohol sebesar 92% dan untuk minyak tanah sebesar 85%.

Kata kunci : Odor, sistem identifikasi odor, Artificial neural network, dan FPGA.

A. PENDAHULUAN

Odor atau malodor ditujukan kepada bau yang menyengat. Odor tidak tergantung pada penglihatan, pendengaran dan sentuhan (Peter Schulze Lammers, et al, 2004). Hidung elektronik merupakan peralatan yang dirancang untuk mengganti fungsi biologi sistem penciuman, sehingga dapat mengatasi kekurangan sistem penciuman manusia (Sari Dini Fakta, dkk, 2010).

Biochemical sensor adalah perangkat yang mengkonversi molekul kimia menjadi sinyal elektronik (Peter Schulze Lammers, et

al, 2004). Beberapa biochemical sensor yang sering digunakan adalah sensor semikonduktor, sensor resonator kuarsa dan polimer. Penggunaan sensor resonator kuarsa dalam mendeteksi odor dengan cara menghitung besar penurunan frekuensi resonator kristal yang sebanding dengan konsentrasi odor dan sistem sensor sehingga akan menghasilkan pola yang berbeda untuk tiap jenis odor pelarut yang dideteksinya. Hal ini diakibatkan adanya koefisien partisi yang berbeda antara tiap elemen sensor terhadap uap yang dideteksinya (Rivai Muhammad, dkk, 2006).

Artificial Neural Network adalah paradigma pemrosesan informasi yang terinspirasi dengan cara biologi pada sistem saraf, seperti otak. Ilmuwan mencoba untuk meniru otak dengan kemampuan *artificial neural network*. Algoritma *Back propagation* paling banyak digunakan untuk algoritma pelatihan *multi-layered feedforward neuron networks*. Standar *back propagation* membutuhkan waktu untuk menyesuaikan dengan *bobot* antara unit-unit dalam jaringan untuk meminimalkan *Mean Square Errors* (MSE) antara output yang diinginkan dan output yang sebenarnya (Medhat Moussa. et al, 2006).

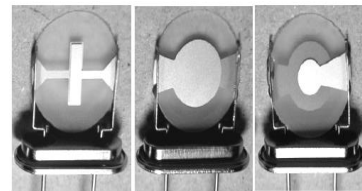
Desain FPGA lebih cepat dan dapat didesain ulang tanpa merubah rancangan perangkat keras, dibandingkan dengan ASIC yang butuh waktu lebih lama dalam mendesain ulang. Keuntungan menggunakan FPGA adalah memungkinkan mengimplementasikan jaringan logika yang sangat kompleks pada chip tunggal tanpa harus mendesain dan proses fabrikasi yang mahal dan menghabiskan waktu. Implementasi FPGA begitu murah dibandingkan ASIC yang lain yang harus dalam jumlah banyak (Misbah, 2009).

B. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Resonator Kuarsa

Resonator kuarsa merupakan bahan piezoelektrik. Resonator kuarsa yang dilapisi dengan membrane yang sensitive terhadap gas dapat digunakan sebagai sensor kimiawi. Molekul gas yang terabsorpsi dalam membran sensitif, akan memberikan

penambahan beban yang akan mengakibatkan terjadinya penurunan resonansi frekuensi dari frekuensi awal. Penurunan frekuensi resonator ini akan menghilang dan kembali pada frekuensi semula bila molekul gas telah lepas dari membran (deabsorpsi). Fenomena ini dinamakan efek pembebanan massa (*mass-loading effect*).



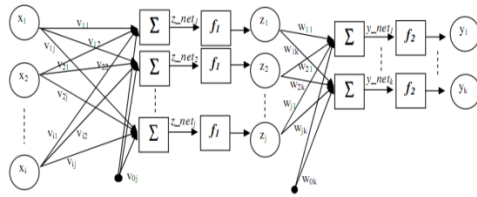
Gambar 2.1. Bentuk-Bentuk Elektroda Sensor Resonator Kuarsa

2.2. Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) digunakan di berbagai bidang pengenalan pola, pengolahan gambar dan diagnostic medis. *Artificial Neural Networks* dapat diimplementasikan dengan menggunakan sistem digital. Implementasi menggunakan sistem digital memiliki keuntungan yakni : tingkat akurasi yang tinggi, sensitivitas terhadap noise rendah, dan fleksibilitas yang lebih tinggi.

Pelatihan ANN Multi Layer Perceptron meliputi 3 tahap. Tahap pertama adalah tahap maju, dimana pola masukan dihitung maju mulai dari lapis masukan hingga lapis keluaran menggunakan fungsi aktivasi yang ditentukan. Tahap kedua adalah tahap mundur, yaitu selisih antara keluaran jaring dengan target yang diinginkan merupakan kesalahan yang terjadi. Kesalahan tersebut

dipropagasikan mundur, dimulai dari garis yang berhubungan langsung dengan unit-unit di lapis keluaran. Tahap ketiga adalah modifikasi bobot untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.



Gambar 2.2. Arsitektur ANN-MLP Dengan i Buah Masukan yang Ditambah Sebuah Bias, Sebuah Lapis Tersembunyi yang Terdiri Dari j Unit yang Ditambah Sebuah Bias Serta k Buah Unit Keluaran

Algoritma pelatihan untuk jaring dengan satu lapis tersembunyi (Misbah, 2009) menggunakan fungsi aktivasi tansig adalah sebagai berikut :

1. Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil
2. Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 3-9.
3. Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 4-9.

Tahap pertama : propagasi maju

4. Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi diatasnya.
5. Hitung semua keluaran di unit tersembunyi z_j ($j=1,2,...,p$)

$$z_net_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \dots\dots\dots (2.1)$$

$$z_j = f_1(z_net_j) = \frac{e^{z_net} - e^{-z_net}}{e^{z_net} + e^{-z_net}} \dots\dots (2.2)$$

6. Hitung semua keluaran jaring di semua unit y_k ($k=1,2,...,m$)

$$y_net_k = w_{0k} + \sum_{j=1}^p z_j \cdot w_{jk} \dots\dots\dots (2.3)$$

$$y_k = f_2(y_net_k) = \frac{e^{y_net} - e^{-y_net}}{e^{y_net} + e^{-y_net}} \dots\dots\dots (2.4)$$

Tahap kedua : propagasi mundur

7. Hitung faktor δ unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k=1,2,...,m$)

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_net_k) = (t_k - y_k) \cdot y_k \cdot (1 - y_k) \dots\dots\dots (2.5)$$

δ_k merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot lapis dibawahnya (langkah 8)

Hitung suku perubahan bobot w_{jk} (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot w_{jk}) dengan laju percepatan.

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j ;$$

$$k=1,2,...,m;$$

$$j=0,1,...,p \dots\dots\dots (2.6)$$

8. Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j=1,2,...,p$)

$$\delta_net_j = \sum_{k=1}^m \delta_k \cdot w_{jk} \dots\dots\dots (2.7)$$

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_net_j f'(z_net_j) = \delta_net_j z_j (1 - z_j) \dots\dots\dots (2.8)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan dipakai nanti untuk merubah bobot v_{ji})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i ;$$

$$j=1,2,...,p;$$

$$i=0,1,...,n \dots\dots\dots (2.9)$$

Tahap ketiga : perubahan bobot

9. Hitung semua perubahan bobot

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk}$$

$$(k=1,2,\dots,m;$$

$$j=0,1,\dots,p) \dots\dots\dots(2.10)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij}$$

$$(j=1,2,\dots,p ; i=0,1,\dots,n) \dots\dots (2.11)$$

Setelah pelatihan selesai dilakukan, jaring dapat dipakai untuk pengenalan pola. Dalam hal ini, hanya propagasi maju (langkah 5 dan 6) saja yang dipakai untuk menentukan keluaran ANN.

2.3. Field Programmable Gates Array (FPGA)

FPGA secara tradisional digunakan untuk *hardware prototyping desainer*. Implementasi *Very-large-scale integration (VLSI)* untuk ANN memberikan kecepatan tinggi dalam aplikasi real-time. VLSI memiliki kekurangan yakni tidak fleksibel dalam merubah struktur dan mahal. Dibandingkan dengan FPGA yang telah mengalami peningkatan selama bertahun-tahun, sehingga telah digunakan dalam proses komputasi untuk konfigurasi ulang. FPGA terdiri dari tiga blok dasar yaitu *configurable logic blocks*, *in-out blocks* dan *connection blocks*. *Configurable logic blocks* melakukan fungsi logika. *Connection blocks* menghubungkan logika dengan *in-out blocks*. Proses *routing* secara efektif menghubungkan beberapa blok logika yang terletak pada jarak yang berbeda (Suhap Sahin, et.al, 2006).

Spartan 3E merupakan salah satu keluarga FPGA yang diproduksi oleh Xilinx. Keluarga Spartan 3E memiliki gerbang 100000 sampai dengan 1600000 gerbang. IC Xilinx ini dapat diprogram dan dihapus dengan waktu yang tidak terbatas, dengan pemrogramannya menggunakan Xilinx *Development System*. Berikut gambaran mengenai data-data yang termasuk dalam kategori keluarga Spartan 3E yang ditunjukkan pada Tabel 2.2. Data keluarga Spartan 3E.

Spartan-3E *starter kit board* memakai chip XC3S500E-FG320 dengan bentuk board dapat dilihat pada Gambar 2.3. Modul tipe ini dilengkapi dengan LCD display, 16 x 2 karakter, *Platform Flash configuration PROM*, *PS/2 mouse or keyboard port*, VGA, Ethernet PHY (requires Ethernet MAC in FPGA), RS-232, 50 MHz *clock oscillator*, dan lainnya.



Gambar 2.3. Spartan-3E Starter Kit Board

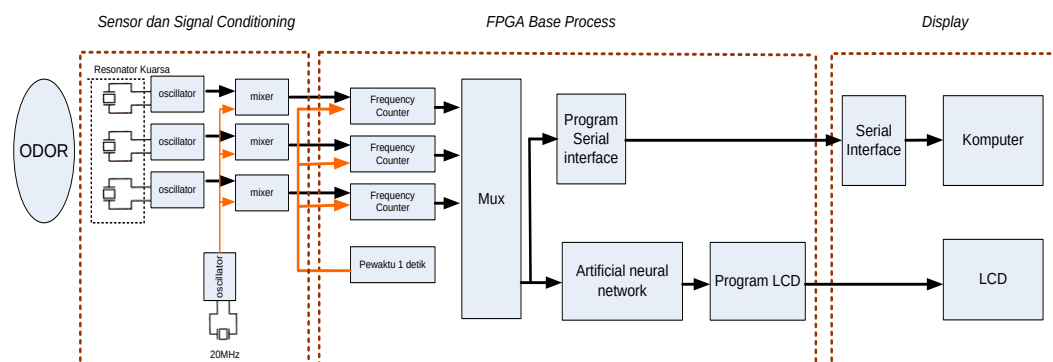
Sumber : www.xilinx.com

C. METODOLOGI

Alat identifikasi odor secara keseluruhan dapat dilihat pada Gambar 3.1 yang secara umum terdiri dari sensor resonator kuarsa, *signal conditioning*, FPGA dan *display*. Sensor resonator kuarsa yang digunakan ada 3 buah, masing-masing sensor dihubungkan ke rangkaian osilator dan

mixer. Frekuensi yang keluar dari rangkaian mixer akan menjadi data masukan ke FPGA. Pada FPGA terdapat beberapa proses yang terdiri dari frekuensi *counter*, pewaktu 1 detik, *latch*, *multiplexer*, program untuk serial *interface*, program pengujian *artificial neural network* dan program untuk LCD. Pembacaan frekuensi untuk masing-masing

sensor ditampilkan pada komputer. Proses pembelajaran dari *artificial neural network* dengan model *Multi Layer Perceptron* dengan metode pelatihan *Back Propagation* dilakukan di komputer sedangkan proses pengujian *artificial neural network* dilakukan di FPGA yang hasilnya akan ditampilkan pada LCD yang terdapat pada *board* FPGA.

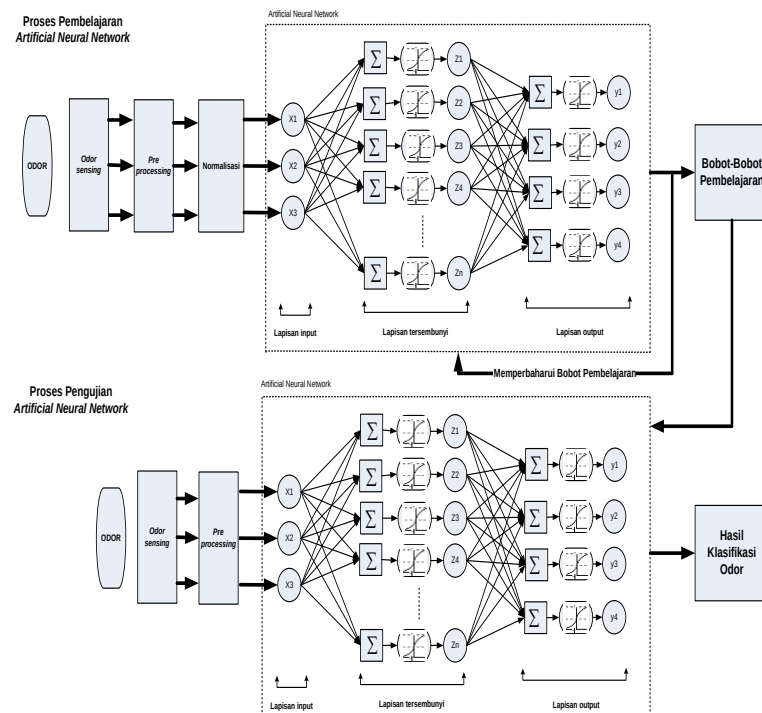


Gambar 3.1. Perancangan Sistem Alat Identifikasi Odor



Gambar 3.2. Sistem Alat Identifikasi Odor Dengan Implementasi ANN Pada FPGA

Sistem alat identifikasi odor dengan implementasi ANN pada FPGA realisasinya dapat dilihat pada Gambar 3.2, terdiri dari sensor resonator kuarsa, rangkaian osilator dan mixer, dan FPGA Spartan 3E.

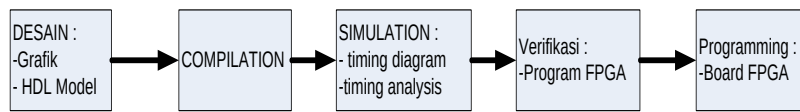


Gambar 3.3. Perancangan Perangkat Lunak Implementasi Artificial Neural Network

Perancangan ANN model *Multi Layer Perceptron* dapat dilihat pada Gambar 3.3. Proses ANN model *Multi Layer Perceptron* dibagi menjadi dua proses yaitu proses pembelajaran dan proses pengujian. Pada saat odor dideteksi oleh *odor sensing* maka frekuensi yang dihasilkan akan diproses terlebih dahulu pada langkah *pre processing* yang terdiri dari osilator dan mixer dengan input dari frekuensi sensor dan frekuensi dari kristal 20MHz, frekuensi yang dihasilkan kemudian dinormalisasi untuk mengurangi variasi pola, akibat adanya variasi konsentrasi odor. Data yang dihasilkan dari proses normalisasi akan dijadikan input pada proses pembelajaran ANN untuk mendapatkan bobot-bobot

pembelajaran. Bobot-bobot akan terus diperbaharui sampai *epoch* yang ditentukan. Bobot-bobot yang didapatkan pada proses pembelajaran akan dipergunakan pada komputasi proses pengujian *artificial neural network* sehingga didapatkan hasil klasifikasi odor.

Pada perencanaan perangkat lunak, dilakukan pembuatan kode VHDL untuk masing-masing blok diagram yang kemudian dibuat suatu model skema rangkaian untuk dihubungkan blok satu dengan yang lain sehingga membentuk rangkaian sistem secara keseluruhan. Prosedur desain pembuatan kode VHDL seperti pada Gambar 3.4.

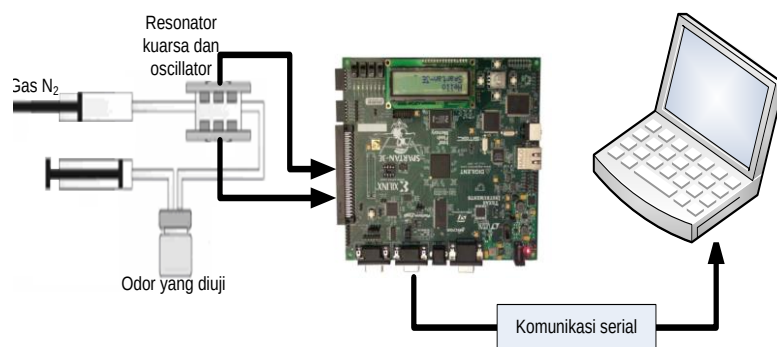


Gambar 3. 4.

Prosedur Desain VHDL Dengan Xilinx

Pengujian pada alat identifikasi odor yang dilakukan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.5. Sensor resonator kuarsa dibersihkan dari partikel gas yang masih menempel dengan cara mengalirkan gas nitrogen (N_2). Bahan yang akan diujikan ditempatkan pada tempat uji sampel, kemudian dipompa agar masuk kedalam sel detektor yang didalamnya terdapat sensor-sensor gas resonator kuarsa yang telah dilapisi bahan-bahan polimer. Perubahan frekuensi dari masing-masing sensor dicacah dan diproses dalam FPGA.

Data pembacaan frekuensi dari masing-masing sensor dinormalisasi, kemudian data hasil normalisasi dijadikan input pada *artificial neural network*. Proses pembelajaran dari *artificial neural network* pada komputer dengan perangkat lunak MATLAB, untuk mendapatkan nilai bobot-bobot. Bobot-bobot yang diperoleh dari proses pembelajaran akan digunakan pada proses pengujian *artificial neural network* di FPGA dengan perangkat lunak Xilinx ISE 8.2i



Gambar 3.5. Pengujian Alat Identifikasi Odor

D. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada pengujian *artificial neural network* pada FPGA, dilakukan pengamatan pada *Configurable Logic Blocks* yang terdapat pada Spartan 3E. CLB terdiri atas 4 buah slice, dimana setiap slice tersusun atas 2 buah LUT (*Look-up Table*).

Tabel 4.1. Jumlah Memori yang Digunakan Pada FPGA

No	ANN-MLP			FPGA		
	Neuron input	Neuron Lapisan tersembunyi	Neuron output	Total memori yang digunakan	waktu komputasi (detik)	Delay (detik)
1	3	1	4	175 MB	0.8276	0.1724
2	3	5	4	212 MB	0.8276	0.1724
3	3	10	4	235 MB	0.8276	0.1724
4	3	15	4	278 MB	0.8276	0.1724

Tabel 4.2. Estimasi Penggunaan Slice Pada CLB yang Terdapat Pada FPGA.

No	ANN-MLP			FPGA		
	Neuron input	Neuron Lapisan tersembunyi	Neuron output	Jumlah slice terpakai		Keterangan
				terpakai	tersedia	
1	3	1	4	966	4656	20
2	3	5	4	2626	4656	56
3	3	10	4	3673	4656	78
4	3	15	4	5215	4656	112
						Over mapped

Tabel 4.3. Estimasi Penggunaan LUT Pada CLB yang Terdapat Pada FPGA.

No	ANN-MLP			FPGA			Keterangan
	Neuron input	Neuron Lapisan tersembunyi	Neuron output	Jumlah LUT		LUT yang terpakai (%)	
1	3	1	4	1407	9312	15	-
2	3	5	4	4549	9312	48	-
3	3	10	4	6378	9312	68	-
4	3	15	4	10084	9312	108	Over mapped

Jumlah memori yang digunakan pada pengujian *artificial neural network* dapat dilihat pada Tabel 4.1. Pada saat diuji coba dengan mengimplementasikan ANN-MLP, untuk 3 neuron pada lapisan input dan 4 neuron pada lapisan output dimana semakin banyak neuron pada lapisan tersembunyi total memori yang digunakan semakin besar. Waktu yang dibutuhkan untuk komputasi *artificial neural network* pada FPGA adalah 0.8276 detik.

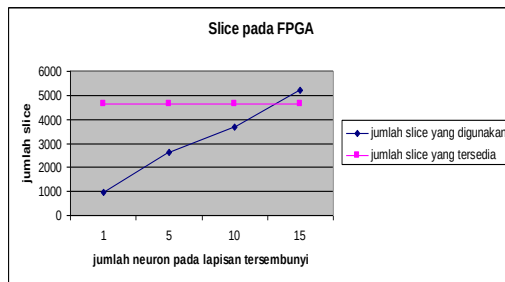
Estimasi penggunaan *slice* yang terdapat pada FPGA Spartan-3E berdasarkan rancangan *artificial neural network* secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel 4.2. Pada proses *verifikasi* program pada FPGA Spartan 3E, persentase jumlah *slice* yang digunakan untuk 3 neuron pada lapisan input dan 4 neuron pada lapisan output dengan 1 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 20%, untuk 5 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 56%, untuk 10 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 78%, dan untuk 15 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 112%.

Jumlah penggunaan *slice* yang terdapat pada FPGA dapat digambarkan dalam bentuk grafik untuk masing-masing perancangan *artificial neural network*, dapat

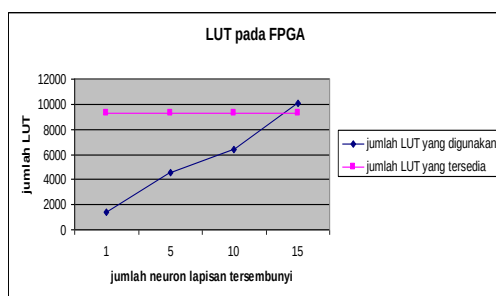
dilihat pada Gambar 4.1. Grafik yang berwarna merah merupakan jumlah *slice* yang tersedia pada Spartan-3E. Grafik yang berwarna biru menunjukkan jumlah *slice* yang digunakan untuk perancangan *artificial neural network* dengan 3 jumlah input neuron, beberapa jumlah neuron pada lapisan tersembunyi dan 4 jumlah neuron output.

Estimasi penggunaan LUT yang terdapat pada FPGA Spartan-3E berdasarkan rancangan *artificial neural network* secara keseluruhan dapat dilihat pada Tabel 4.3. Pada proses *verifikasi* program pada FPGA Spartan 3E, persentase jumlah LUT yang digunakan untuk 3 neuron pada lapisan input dan 4 neuron pada lapisan output dengan 1 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 15%, untuk 5 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 48%, untuk 10 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 68%, dan untuk 15 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 108%.

Jumlah penggunaan LUT yang terdapat pada FPGA dapat digambarkan dalam bentuk grafik untuk masing-masing perancangan *artificial neural network*, dapat dilihat pada Gambar 4.2. Grafik yang berwarna merah merupakan jumlah LUT yang tersedia pada Spartan-3E. Grafik yang berwarna biru menunjukkan jumlah LUT yang digunakan dalam perancangan.



Gambar 4.1. Jumlah Slice Pada FPGA



Gambar 4.2. Jumlah LUT Pada FPGA

Tabel 4.4. Pengujian Bahan Odor

ANN-MLP			Bahan odor	Jumlah pengujian	Benar	Salah	Akurasi benar (%)
Neuron input	Neuron lapisan tersembunyi	Neuron output					
3	10	4	Amoniak	15	14	1	93
			Alkohol	12	11	1	92
			Pertamax	10	9	1	90
			Minyak tanah	13	11	2	85

Hasil pengujian masing-masing bahan odor pada alat identifikasi odor dengan implementasi ANN-MLP pada FPGA dapat dilihat pada Tabel 4.4 *Artificial neural network* dengan model *multi layer perceptron*, bertujuan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pembelajaran, dengan kemampuan jaringan dalam memberikan respon yang benar terhadap pola masukan selama pengujian. Tingkat akurasi benar dari alat identifikasi odor dengan mengimplementasikan *artificial neural network* dengan 3 neuron input, 10

neuron pada lapisan tersembunyi dan 4 neuron output pada FPGA dalam mengidentifikasi odor yang diujikan untuk amoniak 93%, alkohol 92%, pertamax 90% dan minyak tanah 85%.

E. KESIMPULAN

Alat identifikasi odor dibuat untuk dapat membedakan beberapa jenis odor yang diujikan. Metode yang digunakan adalah menggunakan deret sensor resonator kuarsa yang dilapisi dengan polimer yang berbeda. Perangkat FPGA digunakan untuk pengukuran frekuensi (*counter*) secara paralel, *latch*, *multiplexer*, dan *serial interface* dan *artificial neural network*. *Artificial neural network* dengan model *Multi Layer Perceptron* dengan metode pelatihan *Back Propagation* digunakan untuk mengetahui tingkat klasifikasi jenis odor.

Pada proses *verifikasi* program pada FPGA Spartan 3E, persentase jumlah *slice* yang digunakan pada *artificial neural network* dengan 3 neuron pada lapisan input dan 4 neuron pada lapisan output untuk 1 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 20%, untuk 5 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 56%, untuk 10 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 78%, dan untuk 15 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 112%.

Pada proses *verifikasi* program pada FPGA Spartan 3E, persentase jumlah LUT yang digunakan pada *artificial neural network* dengan 3 neuron pada lapisan input dan 4 neuron pada lapisan output untuk 1 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar

15%, untuk 5 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 48%, untuk 10 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 68%, dan untuk 15 neuron pada lapisan tersembunyi sebesar 108%.

Tingkat keberhasilan *artificial neural network* yang terdiri dari 3 neuron pada lapisan input, 10 neuron pada lapisan tersembunyi dan 4 neuron pada lapisan output yang diimplementasikan pada FPGA dalam mengidentifikasi bahan odor untuk amoniak 93%, alkohol 92%, pertamax 90% dan minyak tanah 85%.

F. DAFTAR PUSTAKA

- Medhat Moussa,(2006),” *On The Arithmetic Precision For Implementing Back-Propagation Networks On FPGA : A Case Study*”, A C.I.P. Catalogue record for this book is available from the Library of Congress. Canada.
- Misbah,(2009),” Implementasi FPGA Sebagai Digital Interface Pada Sensor Gas Resonator Kuarsa Untuk Mendeteksi Amoniak”, Tesis S2, Teknik Elektro, Fakultas Teknologi Industri, ITS, Surabaya.
- Peter Schulze Lammers and Yuwono. A , (2004),” *Odor Pollution in the Environment and the Detection Instrumentation*”, *Agricultural Engineering International: the CIGR Journal of Scientific Research and Development. Invited Overview Paper*. Vol. VI.
- Rivai Muhammad, Suwandi Ami JS, Purnomo M.H., (2006), ”Deret Resonator Kristal SiO₂ terlapis Polimer sebagai Pengenal Jenis Uap Pelarut”, Akta Kimia-The Official Journal of The Indonesian Chemical Society, Vol.1No.1 :49-54.
- Sari Dini Fakta, Rivai Muhammad, Mujiono Totok, Tasripan (2010),”*Implementasi Teknologi Field Programmable Gate Array (FPGA) Pada Alat Identifikasi Odor*” Seminar Nasional Informatika 2010 ISSN: 1979-2328, UPN ”Veteran” Yogyakarta.

Suhap Sahin, Yasar Becerikli, and Suleyman Yazici, (2006), ”*Neural Network Implementation in Hardware Using FPGAs*“, I. King et al. (Eds.): ICONIP 2006, Part III, LNCS 4234, pp. 1105 – 1112.

,(2009),<http://www.xilinx.com/bvdocs/publications/ds312.pdf>

Biodata Penulis

Dini Fakta Sari, ST. Lahir di Pohgading tanggal 7 oktober 1984, menyelesaikan studi S1 di Jurusan Teknik Elektro di Universitas Islam Indonesia pada tahun 2006, dan menyelesaikan studi S2 di Program Pascasarjana Jurusan Teknik Elektro di Institut Teknologi Sepuluh November Surabaya pada tahun 2010. Saat ini bekerja sebagai dosen di STMik AKAKOM Yogyakarta.



