

ROBOT PENDETEKSI GAS BERACUN DENGAN MENGGUNAKAN METODE *MULTI LAYER PERCEPTRON*

GUN GUN MAULANA, ARIS BUDIYARTO, VERA S

Politeknik Manufaktur Bandung

gungun@polman-bandung.ac.id, aris_b@polman-bandung.ac.id,

vry@telkomuniversity.ac.id

Abstract: At present, there are a lot of harmful gases in the environment around us, especially in the industrial environment, such as radiological materials and toxic gases that can pollute the environment. Generally, gases can spread due to leakage. The gas leak was caused by several factors, such as mining accidents, war, and manufacturing accidents. Gas leakage incidents can cause huge losses to society and industry, both injury and financial problems. To reduce this risk we try to propose a toxic gas detection system with two modules used in running this system: (1) navigation module and (2) gas detection module. The navigation module is designed with a program to explore a room with a certain pattern. For movement and data collection will be carried out by the Microsoft Visual Studio interface software. The detection module is designed with Multi Layer Perceptron (MLP) artificial intelligence using the Back Propagation method which is directly applied to the robot, so that the robot is able to accurately and quickly identify gas obtained from the TGS sensor output. The sensors used are TGS 2602 for ammonia (NH₃), TGS 2600 for carbon monoxide (CO), TGS 2610 for butane (C₄H₁₀), and TGS 2612 for methane (CH₄). For this reason, this research is expected to implement electronic nose on mobile robots using the Multi Layer Perceptron method to effectively detect, identify, and confirm that dangerous gas sources have been found without direct human interaction

Keywords: robots, poison gas, Multi layer Perceptron, Visual Studio.

Abstrak: Pada saat ini, terdapat banyak gas yang berbahaya di lingkungan sekitar kita khususnya dilingkungan industri, seperti bahan radiologi dan gas beracun yang dapat mencemari lingkungan, pada umumnya gas dapat menyebar disebabkan karena adanya kebocoran,. Gas yang bocorr disebabkan oleh beberapa faktor, seperti kecelakaan penambangan, perang, dan kecelakaan manufaktur. Insiden kebocoran gas dapat menimbulkan kerugian yang besar bagi masyarakat dan industri, baik cedera maupun masalah finansial. Untuk mengurangi resiko tersebut kita mencoba mengusulkan sistem pendeteksi gas beracun dengan dua modul digunakan dalam menjalankan sistem ini: (1) modul navigasi dan (2) modul pendeteksi gas. Modul navigasi dirancang dengan program untuk menjelajahi ruangan dengan pola tertentu. Untuk pergerakan dan pengumpulan data akan dilakukan oleh software antarmuka Microsoft Visual Studio. Modul pendeteksian dirancang dengan kecerdasan buatan Multi Layer Perceptron (MLP) menggunakan metode Back Propagation yang langsung diaplikasikan ke robot, sehingga robot mampu secara tepat dan cepat dalam melakukan identifikasi gas yang didapatkan dari luaran sensor TGS. Sensor yang digunakan yaitu TGS 2602 untuk amonia (NH₃), TGS 2600 untuk karbon monoksida (CO), TGS 2610 untuk butana (C₄H₁₀), dan TGS 2612 untuk metana (CH₄). Untuk itu, dalam penelitian ini diharapkan dengan mengimplementasikan electronic nose pada mobile robot menggunakan metode Multi Layer Perceptron dapat secara efektif mendeteksi, mengidentifikasi, dan mengkonfirmasi bahwa sumber gas berbahaya telah ditemukan tanpa interaksi manusia secara langsung.

Kata kunci: robot, gas beracun, Multi layer Perceptron, Visual Studio

A. Pendahuluan

Pada saat ini, terdapat banyak bahan yang berbahaya di lingkungan sekitar kita khususnya di lingkungan industri, seperti bahan radiologi dan gas beracun yang dapat mencemari lingkungan [1]. Dimana gas beracun ini bisa berdampak buruk bagi manusia, biasanya penyebaran gas beracun disebabkan karena adanya kebocoran. Kebocoran gas dapat terjadi karena berbagai faktor, seperti kecelakaan penambangan, kecelakaan manufaktur, human error, gempa dan lain-lain. Insiden kebocoran gas dapat menimbulkan kerugian yang sangat besar bagi masyarakat dan industri, seperti bisa menyebabkan kecelakaan bahkan kematian pekerja disekitar lingkungan tersebut atau bisa merusak peralatan pada industri, [2], untuk menghindari situasi seperti itu telah banyak dikembangkan teknik yang dapat mendeteksi kebocoran gas untuk mengetahui keberadaan sumber gas berbahaya tersebut [2][3][4]. Namun permasalahan dari teknik yang dikembangkan adalah masih melibatkan interaksi manusia, dimana hal ini masih dianggap beresiko bagi keselamatan jiwa manusia. Oleh karena itu kami mencoba mengusulkan robot yang dilengkapi dengan *electronic nose* yang dapat menjadi solusi untuk mendeteksi kebocoran gas-gas berbahaya tanpa melibatkan interaksi manusia secara langsung [5][6].

Penelitian dalam bidang penerapan jaringan syaraf tiruan dan *electronic nose* saat ini sudah banyak dilakukan [7][8], namun untuk penelitian dengan topik penerapan *electronic nose* yang diimplementasikan pada robot dapat dibilang merupakan tantangan baru dalam topik penelitian [9]. G. Daqi dan C. Wei [10] menunjukkan bahwa dengan menguraikan proses *Multiple Input/Multiple Output* (MIMO) kedalam *Multiple many to one task* secara berurutan mampu menentukan klasifikasi dan konsentrasi dari gas tertentu. Penelitian ini belum diimplementasikan pada robot. Sedangkan A. J. Lilienthal dan T. Duckett [11] menunjukkan bahwa dengan menerapkan *array* sensor gas pada robot yang dilengkapi dengan tanda tertentu pada bagian atas robot (*marker*) mampu merepresentasikan pola distribusi gas dalam ruangan. Berdasarkan pada beberapa penelitian tersebut, maka kami mengusulkan sistem dengan merancang *mobile robot* yang dilengkapi dengan *electronic nose*. Dua modul digunakan dalam menjalankan aplikasi ini: (1) modul navigasi dan (2) modul pendeteksi gas [1]. Modul navigasi dirancang dengan program untuk menjelajahi ruangan dengan pola tertentu [12]. Untuk pergerakan dan pengumpulan data akan dilakukan oleh *software* antarmuka *Microsoft Visual Studio*. Modul pendeteksian dirancang dengan kecerdasan buatan *Multi Layer Perceptron* (MLP) menggunakan metode *Back Propagation* yang langsung diaplikasikan ke robot [13], sehingga robot mampu secara tepat dan cepat dalam melakukan identifikasi gas yang didapatkan dari luaran sensor TGS [14]. Sensor yang digunakan yaitu TGS 2602 untuk amonia (NH₃), TGS 2600 untuk karbon monoksida (CO), TGS 2610 untuk butana (C₄H₁₀), dan TGS 2612 untuk metana (CH₄).

Untuk itu, dalam penelitian ini diusulkan “Rancang Bangun *Mobile Robot* Pendeteksi Gas Berbahaya Dengan *Electronic Nose* Menggunakan Metode *Multi Layer Perceptron*” yang diharapkan dengan mengimplementasikan *electronic nose* pada *mobile robot* menggunakan metode *Multi Layer Perceptron* dapat secara efektif mendeteksi, mengidentifikasi, dan mengkonfirmasi bahwa sumber gas berbahaya telah ditemukan tanpa interaksi manusia secara langsung.

B. Metodologi Penelitian

Sistem *safety* industri dari bahaya gas beracun adalah sistem yang digunakan untuk mendeteksi gas pada sebuah industri dengan metode *Back Propagation*. Sistem ini akan membaca jumlah *part per million* dengan menggunakan sensor gas, menentukan jarak antara *mobile robot* dengan sekitarnya, menentukan posisi *mobile robot* dengan motor servo, dan memberikan visualisasi bagi user dengan bantuan kamera. Secara umum gambaran sistem dalam mendeteksi gas berbahaya. *Mobile robot* dirancang secara otomatis untuk menjelajahi ruangan dengan pola jalur tertentu yang dibantu oleh data masukan dari sensor ultrasonik, lalu di sepanjang jalur motor dc yang berfungsi sebagai *vacuum* akan menyedot udara dan sensor gas akan mengidentifikasi udara dan memberikan datanya ke *MiniPC*. *MiniPC* akan memproses data tersebut dengan algoritma *Neural Network* untuk mengklasifikasikan jenis gas dan akan diteruskan ke antarmuka. Selanjutnya, *user* juga dapat mengontrol *mobile robot* dengan PC secara jarak jauh dan kamera berfungsi sebagai penglihatan untuk *user* saat menggerakkan *mobile robot*. Ketika semua input dari sensor diterima oleh Raspberry Pi data sensor gas akan diproses dengan algoritma *Back Propagation*, lalu semua data akan dikirim ke *firebase* oleh Raspberry Pi, setelah diterima oleh *firebase* data akan langsung tersambung dengan *web* sehingga data dapat diolah di web untuk mengetahui posisi robot dan masukan gas yang diidentifikasi. Data yang diterima juga dapat dipantau melalui *handphone*, *LED TV*, *personal computer* atau laptop yang memiliki koneksi dengan internet.

C. Hasil dan Pembahasan

Pengujian sensor *ultrasonic* dilakukan dengan maksud untuk menentukan ketelitian sensor saat membaca jarak antara robot dengan objek yang dideteksi. Persamaan 5.1 digunakan untuk menghitung jarak antara objek dan sensor. Pengujian dilakukan dengan asumsi kecepatan rambat suara di udara sebesar 343 m/s. menunjukkan hasil pengukuran sensor *ultrasonic* yang dibandingkan dengan pengukuran menggunakan penggaris yang memiliki ketelitian ± 1 mm.

Tabel 1. Hasil Pengukuran Sensor Ultrasonic

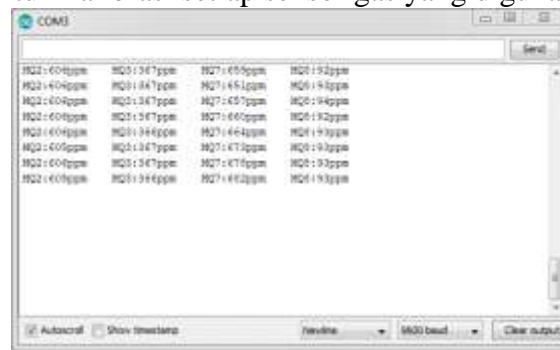
No	Jarak yang Diuji [cm]	Pengujian			
		AirTime [uS]	Teori [cm]	Eror [cm]	Eror [%]
1	5	311	5,3	0,3	6,67
2	10	611	10,5	0,5	4,79
3	15	899	15,4	0,4	2,79
4	20	1179	20,2	0,2	1,10
5	25	1463	25,1	0,1	0,36
6	35	2019	34,6	0,4	1,07
7	50	2887	49,5	0,5	0,98
8	75	4339	74,4	0,6	0,78
9	100	5827	99,9	0,1	0,07
10	125	7251	124,4	0,6	0,52
11	150	8691	149,1	0,9	0,63
Rata - Rata				0,42	1,8

Dari Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan sensor *ultrasonic* memiliki kesalahan sebesar 1.8% dari setiap pengukuran yang dilakukannya. Kesalahan pembacaan sensor yang terbesar adalah 0.9 cm. Oleh sebab itu, robot dapat

mengenali kedekatan dirinya terhadap suatu objek dengan toleransi kesalahan pembacaan jarak terhadap objek sebesar ± 0.9 cm.

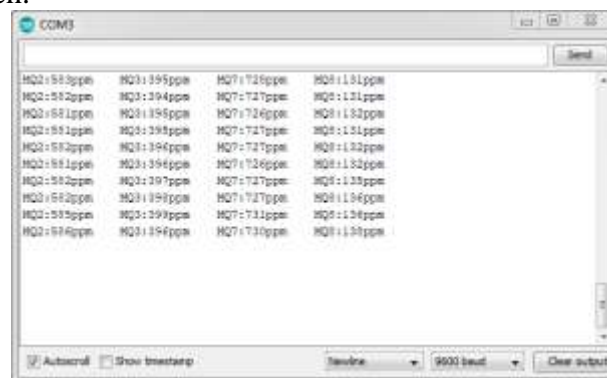
a. Sensor Gas Sensor Gas

Pengujian sensor gas dilakukan dengan cara memberikan sebuah gas didepan *chamber* sehingga gas dapat terhisap oleh *vacuum*. Pengujian ini dilakukan dengan maksud mendapatkan nilai standar dari udara lingkungan uji coba, dan nilai-nilai tersebut digunakan untuk kalibrasi setiap sensor gas yang digunakan.



Gambar 1. Hasil Pembacaan Sensor Gas

Pada Gambar 1 dapat dilihat bahwa setiap sensor gas memiliki nilai awal yang berbeda-beda. Hal ini terjadi karena udara disekitar mengandung berbagai komponen gas yang terdeteksi oleh sensor sehingga dibutuhkan sebuah kalibrasi untuk mereset setiap sensor gas. Contohnya untuk sensor gas MQ2, nilai standar rata-rata udara yang terdeteksi adalah 606 ppm, hal ini dikarenakan sensor gas MQ2 peka terhadap sumber gas metana. Untuk sensor gas MQ3 memiliki nilai standar rata-rata udara yang terdeteksi adalah 367 ppm, hal ini dikarenakan sensor MQ2 peka terhadap sumber gas alkohol. Untuk sensor gas MQ7 memiliki nilai standar rata-rata udara yang terdeteksi adalah 665 ppm, hal ini dikarenakan sensor gas MQ7 peka terhadap sumber gas karbon monoksida. Sedangkan untuk sensor gas MQ8 memiliki nilai standar rata-rata udara yang terdeteksi adalah 93 ppm, hal ini dikarenakan sensor gas MQ8 peka terhadap sumber gas hidrogen.



Gambar 2. Hasil Pembacaan Sensor Gas Pada Alkohol

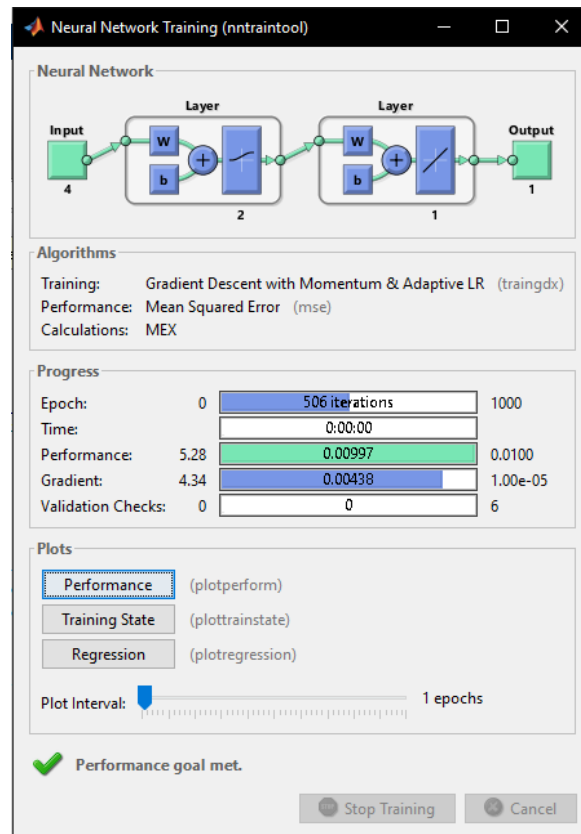
Pada Gambar 2 menunjukkan salah satu contoh pembacaan sensor gas dengan sumber alkohol dimana pada percobaan ini menggunakan cairan alkohol 70%. Dapat dilihat bahwa nilai masing-masing sensor gas dibandingkan nilai saat pembacaan sebelumnya berbeda. Sensor gas MQ3 adalah sensor yang memiliki kepekaan dengan alkohol sehingga dapat dilihat bahwa terjadi perubahan nilai dari 367 ppm menjadi 397 ppm. Percobaan ini juga merubah nilai dari ketiga sensor lainnya dikarenakan belum melakukan kalibrasi.

Dengan dua contoh diatas dapat membuktikan bahwa pembacaan sensor-sensor gas memiliki nilai yang berbeda-beda dan sumber kepekaan yang berbeda-beda, hal ini dibutuhkan untuk menyaring dan mengklasifikasikan jenis sumber gas yang berbeda. Pengujian program pelatihan dilakukan dengan software MATLAB dengan tujuan mendapatkan nilai bobot untuk masing-masing *hidden layer* yang digunakan saat uji coba langsung pada *mobile robot*. Pengujian dilakukan dengan memberikan nilai untuk *input layer* dengan hasil pembacaan pada sensor gas dan dengan nilai *output layer* yang telah ditentukan sesuai dengan gas yang diberikan yang akan dijelaskan pada Tabel 2.

Tabel 2.. Data Input Layer Dan Output Layer

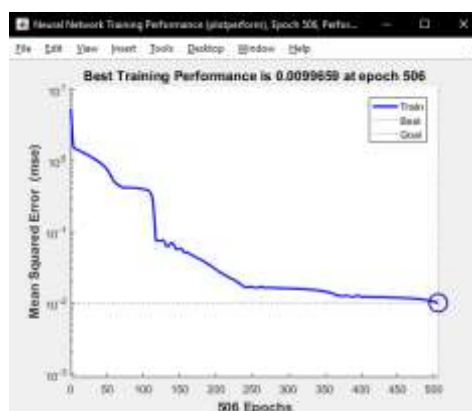
NO	SENSOR				TARGET
	MQ2	MQ3	MQ7	MQ8	Nama Gas
1	0.35	0.34	0.88	0.47	Gas CO
2	0.19	0.38	0.54	0.89	Gas Hidrogen
3	0.36	0.82	0.39	0.90	Bensin
4	0.58	0.91	0.80	0.45	Alkohol
5	0.38	0.34	0.85	0.43	Gas CO
6	0.19	0.40	0.60	0.88	Gas Hidrogen
7	0.38	0.85	0.35	0.88	Bensin
8	0.59	0.93	0.78	0.45	Alkohol
9	0.40	0.35	0.80	0.45	Gas CO
10	0.20	0.41	0.56	0.87	Gas Hidrogen
11	0.38	0.85	0.37	0.89	Bensin
12	0.56	0.91	0.83	0.47	Alkohol

Pada Tabel 2. menunjukkan nilai dari setiap input dan output yang dituju. Kolom sensor menunjukkan nilai-nilai untuk *input layer* yang bernilai 0 hingga 1 dari hasil pembacaan sensor gas. Untuk kolom target adalah nama-nama untuk *output layer* yaitu gas-gas yang diidentifikasi karbon monoksida, hidrogen, bensin, dan alkohol. Kemudian data dari tabel ini akan digunakan untuk pelatihan algoritma.



Gambar 3. Pelatihan Neural Network.

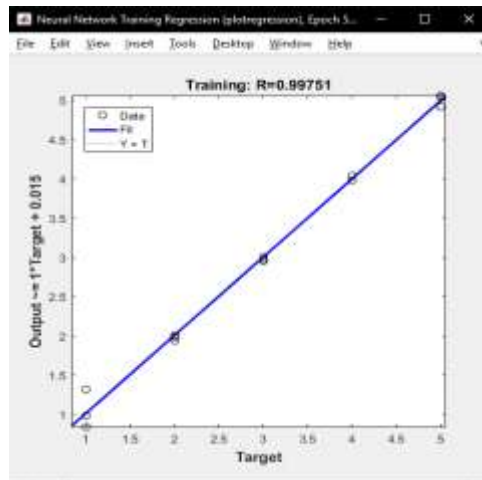
Pada Gambar 3. menunjukkan algoritma dan parameter-parameter yang digunakan pada pelatihan. Metode yang digunakan yaitu *back propagation* dengan arsitektur 4-2-1, yaitu *input layer* berjumlah 4, *hidden layer* berjumlah 2, dan *output layer* berjumlah 1. *Output layer* berjumlah 1 menjelaskan bahwa untuk setiap 1 proses hanya ada 1 keluaran yang dituju yaitu target gas yang telah ditentukan. Aktifasi yang digunakan adalah sigmoid biner (*logsig*) pada *hidden layer* dan linear (*purelin*) pada *output layer*. MSE atau *mean square error* adalah performansi jaringan & eror goal, pada pelatihan ini menggunakan nilai 0,01 dengan 1000 *epoch* dan setiap 20 *epoch* menampilkan nilai MSE.



Gambar 4. Performansi Neural Network.

Pada Gambar 4 menunjukkan nilai performansi dari *neural network* yang digunakan. Performansi terbaik dari algoritma ini dicapai saat 506 *epoch* (iterasi) dengan nilai 0.0099659. Semakin kecil nilai performansi MSE yang dihasilkan maka

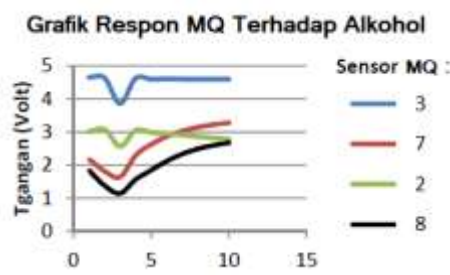
algoritma yang digunakan akan semakin presisi dan nilai bobot pada *hidden layer* yang dihasilkan akan semakin mendekati dengan yang diinginkan untuk mendapatkan output yang dituju.



Gambar 5 .Regresi Neural Network

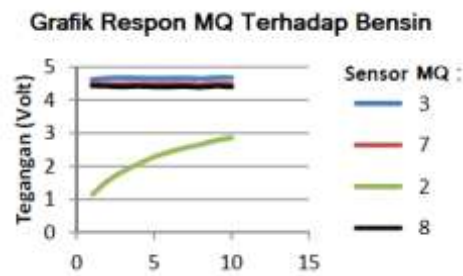
Pada Gambar 5 ditunjukkan bahwa nilai output regresi yang diperoleh adalah 0.99751 atau 99,751%. Nilai ini merupakan nilai *R-Square* yang bermakna bahwa keempat variabel input mempengaruhi variabel output sebesar 99,751%. Sisanya sebesar 0,249% dipengaruhi oleh variabel lain yang tidak dijelaskan. Nilai *R-Square* tersebut sangatlah besar dan baik. Dilihat dari persebaran lingkaran-lingkaran yang tidak jauh dari garis regresi, sehingga menghasilkan nilai dengan akurasi tinggi. Nilai-nilai inilah yang selanjutnya dapat digunakan pada identifikasi gas berbahaya.

Pengujian *Array Sensor Gas Terhadap Gas*. Pengujian ini dilakukan untuk melihat grafik respon terhadap sumber gas berbahaya. Pengujian dilakukan dengan mengukur keluaran voltase dari setiap sensor gas saat mengidentifikasi sumber gas lalu dibandingkan hasilnya.



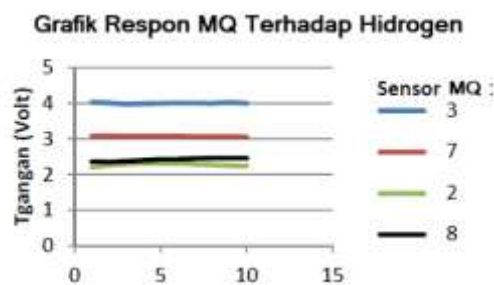
Gambar 6. Grafik Respon Sensor Terhadap Alkohol

Pada Gambar 6. menunjukkan grafik respon sensor-sensor gas MQ terhadap alkohol. Dijelaskan bahwa sensor MQ3 memiliki nilai diatas 4, sedangkan sensor MQ2, MQ7, dan MQ8 tidak mencapai nilai 4. Nilai sensor MQ3 tinggi dan stabil pada nilai tersebut, berbeda dengan sensor MQ2, MQ7, dan MQ8 yang memiliki nilai rendah dan terus menerus berubah. Hal ini membuktikan bahwa sensor MQ3 adalah yang peka terhadap alkohol. Percobaan ini dilakukan dalam rentang waktu 10s dan sensor MQ3 sudah merespon sumber gas dengan mencapai nilai 4,6v.



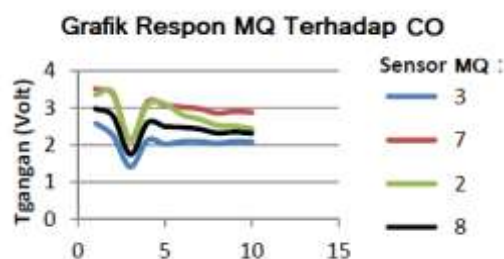
Gambar 7 Grafik Respon Sensor Terhadap Bensin

Pada Gambar 7 menunjukkan grafik respon sensor-sensor gas MQ terhadap bensin. Dijelaskan bahwa sensor MQ3, MQ7, dan MQ8 memiliki nilai sama dan tinggi yaitu diatas 4. Tetapi nilai ini tidak membuktikan bahwa sensor-sensor tersebut adalah yang paling peka terhadap gas bensin, hal ini terjadi karena perbedaan grafik ppm dari setiap spesifikasi sensor. Walaupun nilai sensor MQ3, MQ7, dan MQ8 tinggi tetapi tidak mengalami perubahan yang signifikan dan stabil pada nilai tersebut, berbeda dengan sensor MQ2 yang memiliki kenaikan nilai terus menerus dan membuktikan bahwa sensor MQ2 adalah sensor yang peka terhadap bensin. Bensin memiliki kandungan **molekul** hidrokarbon yaitu metana, metana inilah yang menjadi sumber tingkat kepekaan dari sensor MQ2.



Gambar 8 Grafik Respon Sensor Terhadap Hidrogen

Pada Gambar 8 menunjukkan grafik respon sensor-sensor gas MQ terhadap hidrogen. Dijelaskan bahwa sensor MQ3 memiliki nilai 4, sensor MQ7 memiliki nilai 3, sensor MQ2 memiliki nilai 2.2, dan sensor MQ8 memiliki nilai 2.4. Walaupun nilai sensor MQ3 adalah yang tertinggi tetapi nilai ini tidak membuktikan bahwa sensor MQ3 adalah yang paling peka terhadap gas hidrogen, hal ini dikarenakan nilai tersebut stabil dan tidak mengalami perubahan terhadap sumber gas. Berbeda dengan sensor MQ8 yang merupakan sensor dengan spesifikasi peka terhadap hidrogen sehingga mengalami kenaikan nilai walaupun kecil. Perubahan ini dipengaruhi dengan tingkat ppm, dikarenakan konsentrasi gas hidrogen yang diuji sangat kecil sehingga perubahannya sangat kecil.



Gambar 9 Grafik Respon Sensor Terhadap Karbon Monoksida

Pada Gambar 9 menunjukkan grafik respon sensor-sensor gas MQ terhadap karbon monoksida. Dijelaskan bahwa nilai-nilai dari setiap sensor tidak jauh berbeda di 3s awal lalu mengalami peek penurunan, adanya penurunan ini karena respon inialisasi dari setiap sensor. Lalu setelah 3s perubahan nilai terjadi, dapat dilihat bahwa sensor MQ7 adalah sensor yang memiliki nilai tertinggi dan stabil pada nilainya. Hal inilah yang membuktikan bahwa sensor MQ7 adalah sensor yang peka terhadap gas karbon monoksida sesuai dengan spesifikasinya.

Pengujian Identifikasi Gas dengan Metode pada *Mobile Robot*. Setelah menguji coba pelatihan *neural network* yang dirancang dan bobot untuk masing-masing *neuron* sesuai, selanjutnya bobot tersebut akan digunakan sebagai acuan pada proses *feed forward* pada robot untuk mengidentifikasi gas. Pengujian dilakukan dengan menempatkan alkohol, bensin, hidrogen, dan karbon monoksida pada sebuah wadah, lalu disemprotkan atau dibiarkan terbuka didepan robot dan memulai proses penyamplingan gas. Gambar 28. menunjukkan masing-masing sumber pada wadahnya. Dari kiri ke kanan yaitu hidrogen, alkohol, bensin, dan karbon monoksida.



Gambar 10 Wadah Sumber Gas yang Diidentifikasi

Tabel 3. Korelasi Antara Gas yang Diuji dengan Neuron Output

NO	SENSOR				TARGET	
	MQ2	MQ3	MQ7	MQ8	Gas yang diuji	Luaran MLP
1	0.35	0.34	0.88	0.47	Gas CO	Gas CO
2	0.38	0.34	0.85	0.43	Gas CO	Gas CO
3	0.40	0.35	0.80	0.45	Gas CO	Gas CO
4	0.33	0.37	0.85	0.45	Gas CO	Gas CO
5	0.37	0.36	0.82	0.46	Gas CO	Gas CO
6	0.36	0.33	0.83	0.45	Gas CO	Gas CO
7	0.34	0.36	0.86	0.44	Gas CO	Gas CO
8	0.35	0.37	0.84	0.43	Gas CO	Gas CO
9	0.39	0.38	0.87	0.44	Gas CO	Gas CO
10	0.38	0.38	0.90	0.46	Gas CO	Gas CO
11	0.19	0.38	0.54	0.89	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
12	0.19	0.40	0.60	0.88	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
13	0.20	0.41	0.56	0.87	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
14	0.18	0.40	0.55	0.87	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
15	0.17	0.38	0.57	0.86	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
16	0.17	0.38	0.59	0.87	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
17	0.16	0.37	0.62	0.87	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
18	0.18	0.39	0.56	0.88	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
19	0.17	0.40	0.54	0.87	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
20	0.18	0.41	0.52	0.89	Gas Hidrogen	Gas Hidrogen
21	0.36	0.82	0.39	0.90	Bensin	Bensin
22	0.38	0.85	0.35	0.88	Bensin	Bensin

23	0.38	0.85	0.37	0.89	Bensin	Bensin
24	0.35	0.83	0.41	0.90	Bensin	Bensin
25	0.36	0.84	0.40	0.88	Bensin	Bensin
26	0.37	0.85	0.33	0.85	Bensin	Bensin
27	0.36	0.82	0.37	0.80	Bensin	Bensin
28	0.35	0.83	0.36	0.85	Bensin	Bensin
29	0.38	0.86	0.35	0.82	Bensin	Bensin
30	0.37	0.84	0.38	0.85	Bensin	Bensin
31	0.58	0.91	0.80	0.45	Alkohol	Alkohol
32	0.59	0.93	0.78	0.45	Alkohol	Alkohol
33	0.56	0.91	0.83	0.47	Alkohol	Alkohol
34	0.57	0.92	0.82	0.46	Alkohol	Alkohol
35	0.54	0.89	0.83	0.45	Alkohol	Alkohol
36	0.60	0.90	0.81	0.45	Alkohol	Alkohol
37	0.56	0.90	0.77	0.46	Alkohol	Alkohol
38	0.55	0.92	0.76	0.45	Alkohol	Alkohol
39	0.57	0.91	0.79	0.44	Alkohol	Alkohol
40	0.56	0.90	0.80	0.42	Alkohol	Alkohol

Pada Tabel 3. menunjukkan hasil pengujian identifikasi gas-gas berbahaya. Pengujian dilakukan berurutan, yaitu dengan 10 sampel karbon monoksida, 10 sampel hidrogen, 10 sampel bensin, dan 10 sampel alkohol. Sebagai hasil, MLP mampu mengidentifikasi gas apa yang terdapat didalam wadah apa. Dari pengambilan data keseluruhan yang dilakukan sebanyak 40 kali untuk *input layer* yaitu nilai-nilai yang terdapat pada kolom sensor dan korelasi gas yang diuji dengan luaran MLP dapat diambil kesimpulan bahwa MLP telah berhasil 100% membedakan karbon monoksida, hidrogen, bensin, serta alkohol. Hal ini membuktikan bahwa bobot yang didapatkan pada saat proses pelatihan setelah diterapkan pada *mobile robot* mampu memberikan kemampuan robot untuk mengidentifikasi gas. Bobot dihasilkan pada saat pelatihan hingga kondisi konvergen dicapai dengan iterasi sebanyak 506 dan MSE sebesar 9,9659e-03.

D. Penutup

Berdasarkan pengujian yang dilakukan pada sistem yang telah dibangun, dapat ditarik beberapa kesimpulan sebagai berikut: Terdapat *blindspot* pada sistem persepsi robot sehingga robot tidak dapat mendeteksi dinding untuk melakukan sistem *wall follower*. Hal ini disebabkan karena sensor *ultrasonic* yang digunakan oleh robot hanya memiliki sudut pembacaan 22,5°. Dengan menerapkan *electronic nose* pada robot yang secara remote dikendalikan oleh manusia dapat mengurangi resiko yang ditimbulkan akibat interaksi secara langsung antara manusia dan gas berbahaya. *Multi layer perceptron* yang dirancang pada saat pelatihan mampu menghasilkan bobot yang sesuai dengan metode *back propagation* sehingga mendapatkan hasil yang sesuai dengan gas yang diujikan. *Multi layer perceptron* yang dirancang dan diimplementasikan pada robot memiliki nilai akurasi 100% berhasil membedakan gas alkohol, bensin, hidrogen, serta karbon monoksida.

Daftar Pustaka

M. Faisal, M. Alsulaiman, K. Al-Muteb, R. Hedjar, H. Mathkour, M. Emaduddin. (2015). Gas Detection and Mapping Using an Autonomous Mobile Robot. *Conference Paper*.

- P. Murvay, I. Silea. (2012). A survey on gas leak detection and localization techniques. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25 (6), hlm. 966 – 973.
- G. Ferri, E. Caselli, V. Mattoli, A. Mondini, P. Dario, S. Superiore, S. Anna. (2006). A Biologically-Inspired Algorithm Implemented on a new Highly Flexible Multi-Agent Platform for Gas Source Localization. *International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, hlm. 573 – 578. Pisa: IEEE.
- A. T. Hayes, A. Martinoli, R. M. Goodman. (2002). Distributed odor source localization. *Sensors Journal*, 2 (3), hlm. 260 – 271. IEEE
- S. Soldan, J. Welle, T. Barz, A. Kroll, D. Schulz. (2014). Towards Autonomous Robotic Systems for Remote Gas Leak Detection and Localization in Industrial Environments. *Field and Service Robotics. Springer Tracts in Advanced Robotics*, 92, Berlin: Springer Tracts.
- A. T. Hayes, A. Martinoli, R. M. Goodman. (2001). Swarm robotic odor localization. *International Conference Intelligent Robot and Systems*, 2, hlm. 1073 – 1078. Hawaiian Islands: IEEE.
- A.S.A. Yeon, R. Visvanathan, S.M. Mamduh, K. Kamarudin, L.M. Kamarudin, A. Zakaria. (2015). Implementation of behaviour based robot with sense of smell and sight. *International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors*, 76, Procedia Computer Science.
- A. Lilienthal, H. Ulmer, H. Frohlich, A. Stutzle, F. Werner, A. Zell. (2004). Gas source declaration with a mobile robot. *International Conference on Robotics and Automation*, 2, hlm. 1430 – 1435. Los Angeles: IEEE.
- G. Bonow, A. Kroll. (2013). Gas leak localization in industrial environments using a TDLAS-based remote gas sensor and autonomous mobile robot with the Tri-Max method. *International Conference on Robotics and Automation*, 13, hlm. 1 – 6. Karlsruhe: IEEE.
- G. Daqi, C. Wei. (2007). Simultaneous estimation of odor classes and concentrations using an electronic nose with function approximation model ensembles. *Sensors and Actuators B: Chemical*, 120 (2), hlm. 584 – 594.
- A. J. Lilienthal, T. Duckett. (2003). Gas Source Localisation by Constructing Concentration Gridmaps with a Mobile Robot. *European Conference on Mobile Robots*, hlm. 159 – 164.
- I. M. A. Budhana, I. B. A. Swamardika, Y. Divayana. (2017). Rancang Bangun Robot 6WD Dengan Sensor Gas TGS2600 Menggunakan Metode Wall Following Berbasis Arduino Mega 2560. *ISSN 2503-2372: Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 17 (1), hlm. 51 – 58.
- P. Pelosi, J. Zhu, W. Knoll. (2018). From Gas Sensors to Biomimetic Artificial Noses. *Chemosensors*, 6 (3), hlm. 32.
- F. Rabeb, B. Souhir, K. Abderrmaceur, S. Mounir. (2013). An electronic nose for detection pollutant odorant and olfaction classification using neural network. *14th international conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering*. Sousse: IEEE