

Implementasi *Electronic Nose* dan *Support Vector Machine* pada Aplikasi *Olfactory Mobile Robot* dalam Mengenali Gas

Rendyansyah*, Aditya P.P. Prasetyo dan Kemahyanto Exaudi
Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
*Corresponding author, e-mail: rendyansyah@ilkom.unsri.ac.id

Abstrak— Aroma gas dapat dirasakan oleh indra penciuman manusia. Adanya aroma karena berasal dari sumber gas itu sendiri atau gas bocor melalui cela-cela seperti katup atau sambungan pipa. Aroma gas tertentu (gas dengan aroma yang menyengat) dapat mengganggu sistem saraf dan hidung manusia. Oleh karena itu perlu alat yang dapat meniru indra penciuman yaitu *electronic nose* (disingkat *e-nose*). *E-nose* merupakan kumpulan dari dua sensor gas atau lebih. Dalam situasi pencarian sumber aroma gas maka pada penelitian ini dikembangkan *e-nose* kedalam bentuk aplikasi *olfactory mobile robot* untuk deteksi dan identifikasi. Pada penelitian ini sistem dirancang untuk mengenali gas etanol, benzene dan thinner. Pengenalan pola sinyal dari *e-nose* menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) yang sudah diprogram di dalam komputer. Secara ilustrasi aroma gas yang dideteksi oleh *e-nose* menghasilkan pola sinyal elektrik yang ditransfer *via wireless* ke komputer dan diproses untuk dikenali. Hasil percobaan menunjukkan bahwa *olfactory mobile robot* dapat diaplikasikan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi jenis gas dengan akurasi yang baik, yaitu di atas 97% untuk pemilihan kernel $\gamma = 100$ dan $\gamma = 1000$.

Kata Kunci : *E-nose, Olfactory Mobile Robot, Support Vector Machine*

Abstract— The aroma of gas can be perceived by the human sense of smell. The presence of the scent comes from the gas source itself or the gas leaks through cracks such as valves or pipe connections. The smell of certain gases (gas with a stinging smell) can disrupt the human nervous system and nose. Hence, it is required a tool that can mimic the sense of smell which is called the electronic nose (abbreviated to *e-nose*). *E-nose* is a combination of two or more gas sensors. In a situation of searching the source of the gas scent, the *e-nose* was developed into a mobile robotic olfactory application for detection and identification process. In this study, the system was designed to recognize ethanol, benzene and thinner gases. The signal pattern recognition of *e-nose* uses the *Support Vector Machine* (SVM) programmed into the computer. Illustration of gas scent detected by *e-nose* produces a pattern of electrical signals that are wirelessly transferred to a computer and processed to be recognizable. The experimental results show that *olfactory mobile robots* can be applied to detect and identify types of gas with good accuracy, according to the value above 97% for kernel selection $\gamma = 100$ and $\gamma = 1000$.

Keywords : *E-nose, Olfactory Mobile Robot, Support Vector Machine*

1. Pendahuluan

Kebocoran gas akan menjadi masalah jika tidak ditangani secara langsung, misalnya pencemaran udara. Kebocoran gas dalam industri dapat terjadi akibat katup bocor, sambungan pipa atau korosi pada pipa. Pencarian aroma gas dapat dirasakan oleh indra penciuman manusia. Namun aroma gas berbahaya kimia dapat menyebabkan iritasi atau gangguan pada sistem saraf pernapasan. Oleh karena itu, pada zaman modern ini banyak dikembangkan teknologi yang dapat meniru dalam pencarian aroma gas pada area kebocoran, yaitu *electronic nose* atau disingkat *e-nose*.

Dalam mempermudah situasi pencarian

sumber aroma gas maka telah berkembang teknologi yang dapat membantu manusia yaitu salah satunya robot [1]. Robot sangat membantu dalam pekerjaan yang rumit seperti mengamati suatu objek yang dicurigai [2], dan pencarian target aroma gas [2, 3]. Oleh karena itu, penggunaan robot dapat mencegah resiko yang ditimbulkan akibat kelalaian dan kecelakaan, karena alasan utama untuk keselamatan kerja.

Pada penelitian ini *mobile robot* dirancang untuk bertindak sesuai keinginan pengguna yaitu menggunakan teknik *guide*. Teknik gerakan ini dikontrol secara manual, namun robot sudah dilengkapi dengan kamera dan *e-nose* yang terintegrasi menjadi *olfactory mobile*

robot untuk tujuan identifikasi atau klasifikasi aroma. Adapun motivasinya didasarkan meniru cara orang dalam menginspeksi keadaan atau tempat yang diduga target kebocoran gas menggunakan mata dan hidung.

Adanya identifikasi jenis aroma gas karena terbentuk pola sinyal elektrik yang dihasilkan oleh sensor-sensor gas seperti yang pernah dilakukan oleh Frianto dan Rivai [4], dan Hasan dkk [5]. Mereka mengelompokkan pola sinyal tersebut untuk dilatih menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Bacpropagation* dan *Support Vector Machine* (SVM), dan hasilnya diuji satu persatu untuk di-identifikasi. Metode JST dan SVM memiliki kesamaan untuk klasifikasi [4, 5], namun teknik SVM memiliki tingkat akurasi yang lebih baik. Sehingga pada penelitian ini digunakan metode SVM untuk klasifikasi aroma gas. Alasan menggunakan SVM karena proses pelatihan yang cepat dan akurasi yang baik untuk data yang bersifat *non-linear*. Adapun sistem *e-nose*, SVM dan *mobile robot* ini dapat mempermudah dalam pencarian dan identifikasi aroma gas.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Electronic Nose

Electronic nose atau disingkat *e-nose* merupakan penciuman elektronik yang dapat menirukan sistem indra penciuman manusia untuk mengenali suatu aroma. *E-nose* terdiri dari deretan beberapa sensor gas yang dirancang khusus dengan penerapan metode pengenalan pola atau sistem cerdas [4, 5, 6]. Adapun sensor gas yang sering digunakan umumnya tipe *metal oxide semiconductor*, salah satunya MQ. Penggunaan sensor perlu disesuaikan dengan jenis gas yang akan dideteksi. Gambar 1 menunjukkan contoh modul sensor gas tipe MQ. Adapun jenis sensor gas yang digunakan dalam penelitian ini yaitu tipe MQ 2, MQ 4 dan MQ 135 yang terdapat pada Tabel 1.

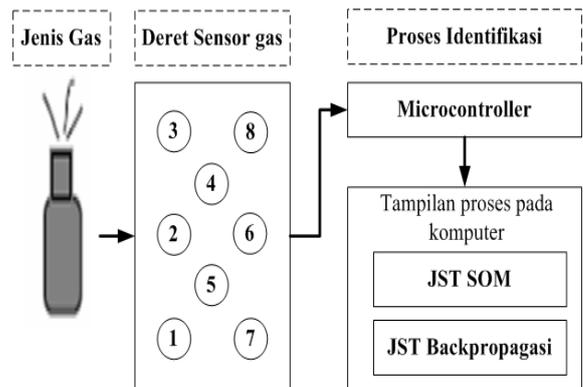


Gambar 1. Modul sensor gas MQ.

Tabel 1. Sensor gas MQ dan kegunaannya [7].

| Sensor gas MQ | Kegunaan |
|---------------|---|
| MQ2 | Deteksi gas mudah yang mudah terbakar, contoh <i>butane</i> , LPG, <i>Propane</i> , dll |
| MQ4 | Deteksi Gas Natural, metana dan gas mudah terbakar |
| MQ135 | <i>Air quality control</i> (<i>Benzena</i> , NH_3 , <i>Alcohol</i> , <i>Smoke</i>) |

Berdasarkan kegunaan masing-masing sensor gas pada Tabel 1, maka dibangun deret sensor berupa *e-nose*. Adapun contoh konsep *e-nose* menurut rancangan yang diusulkan oleh Frianto dan Rivai [4] seperti pada Gambar 2.

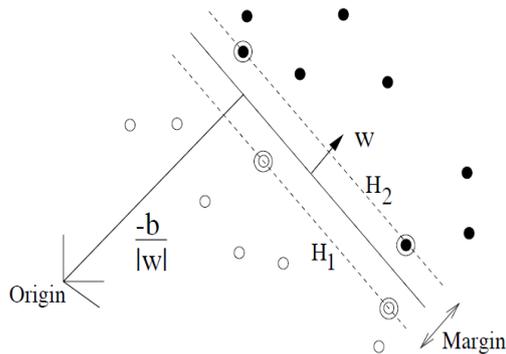


Gambar 2. Contoh konsep rancangan *e-nose* [4].

2.2 Support Vector Machine

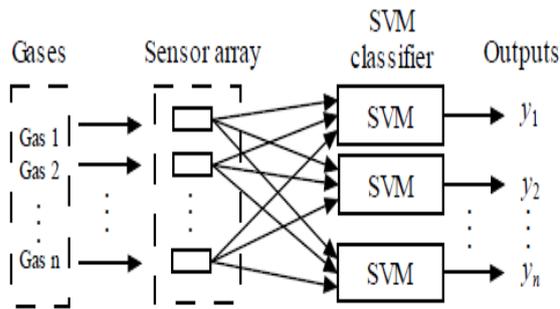
Support vector machine disingkat SVM merupakan metode pembelajaran yang didasari pada teori statistik yang dikombinasikan dengan teori-teori belajar yang telah ada seperti *kernel trick* dan metode optimasi [8, 9]. SVM mampu mengklasifikasi data baik *linear* maupun *non-linear*, dimana teknik ini selalu berusaha untuk mencari bidang pemisah atau *hyperplane* terbaik untuk memisahkan data sesuai kelas [8]. Salah satu contoh bidang pemisah *hyperplane*

untuk kasus dua kelas ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Bidang pemisah *hyperplane* untuk kasus dua kelas [8].

Adapun untuk kasus klasifikasi lebih dari dua kelas dapat digunakan metode *one vs other* [10]. Gambar 4 memperlihatkan arsitektur SVM *one vs other* yang diimplementasikan pada *e-nose*.



Gambar 4. Arsitektur SVM *one vs other* yang diimplementasikan pada *e-nose* [10].

Dari arsitektur pada Gambar 4 diketahui bahwa masing-masing SVM akan menentukan target yang diinginkan. Proses SVM yaitu menghitung *Quadrating Programming* bentuk ganda seperti pada Persamaan (1) sampai (3) untuk menghasilkan nilai *support vector* ($\alpha \neq 0$).

$$\max_a \sum_{k=1}^l a_k - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l a_i a_j y_i y_j K \langle x_i, x_j \rangle \quad (1)$$

$$\text{subject to: } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0 \quad (2)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, \dots, l \quad (3)$$

Adapun solusi pada Persamaan (1) sampai (3) dapat diselesaikan dengan metode *sequential SVM* [11], sebagai berikut :

1. Inisialisasi nilai $\alpha_i = 0$.
2. Menghitung matrik D_{ij} .

$$D_{ij} = y_i y_j \left(K \langle x_i, x_j \rangle + \lambda^2 \right) \quad (4)$$

untuk $i, j = 1 \dots l$, dan l banyaknya data, dan parameter λ yaitu konstanta.

3. Setiap pola yang akan diklasifikasi dihitung menggunakan Persamaan (5) sampai (7), dimana data pelatihan dari $i = 1$ sampai l .

$$E_i = \sum_{j=1}^l \alpha_j D_{ij} \quad (5)$$

$$\delta \alpha_i = \min \left\{ \max \left[\gamma (1 - E_i), -\alpha_i \right], C - \alpha_i \right\} \quad (6)$$

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta \alpha_i \quad (7)$$

Adapun γ merupakan *learning rate*.

4. Jika selama proses pelatihan sudah terlihat konvergen maka proses tersebut dihentikan. Sebaliknya jika belum konvergen maka ulangi lagi proses pada Persamaan (5) sampai (7). Indikator tercapai konvergen apabila tingkat perubahan nilai $\delta \alpha_i$ kecil hampir mendekati nol.

Algoritma ini akan menghasilkan nilai lagrange α yang optimal untuk data yang akan di-*cluster*, dimana data input diubah ke fitur berdimensi tinggi menggunakan fungsi kernel, salah satunya kernel *Radial Basis Function* [10] seperti pada Persamaan (8). Untuk γ merupakan parameter kernel dengan nilai yang ditentukan.

$$K \left(\begin{matrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y} \end{matrix} \right) = \exp \left(-\gamma \left\| \mathbf{x} - \mathbf{y} \right\|^2 \right) \quad (8)$$

Dari hasil proses pelatihan tersebut maka dilakukan pengujian data untuk diklasifikasi. Adapun tahap pengujian sebagai berikut :

1. Menentukan jumlah kelas pada masing-masing SVM yaitu *cluster* +1 dan -1.
2. Memetakan data input x ke dalam bentuk *feature space* menggunakan kernel RBF pada Persamaan (8).
3. Menghitung fungsi pengambilan keputusan terakhir [11], menggunakan Persamaan (9) dan (10).

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i \in SV} \alpha_i y_i K(x_i, x) + \alpha_i y_i \lambda^2 \right) \quad (9)$$

$$\text{sign}(k) = \begin{cases} -1 & ; k < 0 \\ 1 & ; k \geq 0 \end{cases} \quad (10)$$

Nilai SV merupakan banyaknya *support vector*, dan $\text{sign}(k)$ untuk menentukan *cluster*.

2.3 Olfactory Mobile Robot

Mobile robot dengan fungsi mencari target kebocoran gas umumnya dikenal dengan istilah *olfactory mobile robot*. *Mobile robot* tersebut dilengkapi dengan berbagai jenis sensor gas atau *e-nose* dan bahkan ditambahkan juga kamera vision sebagai pelengkap [1, 12]. Adapun contoh *olfactory mobile robot* untuk deteksi gas seperti ditunjukkan pada Gambar 5. Tujuan *olfactory mobile robot* yaitu membantu sensor gas atau *e-nose* agar lebih leluasa dalam pencarian target aroma gas dan identifikasi, karena prinsipnya meniru perilaku makhluk hidup ketika sedang mencari sumber aroma.



Gambar 5. Contoh fisik *olfactory mobile robot* pencari target aroma [12].

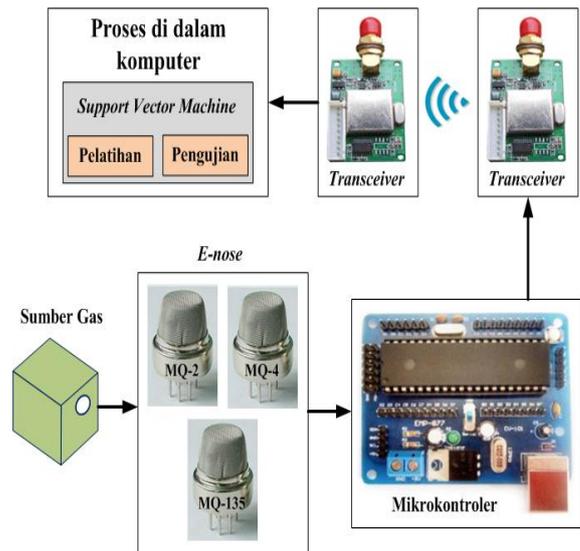
3. Metoda

3.1 Perancangan E-Nose

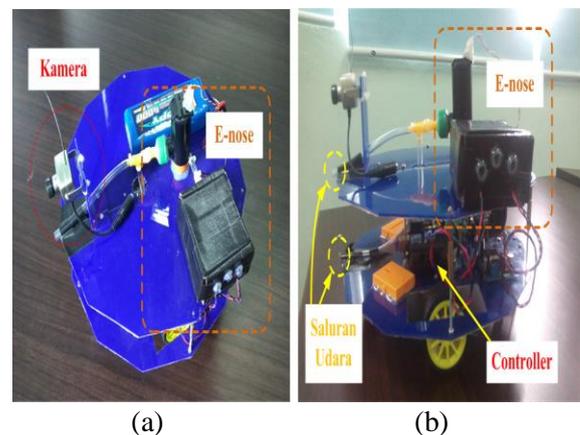
Pada penelian ini *e-nose* dirancang menggunakan tiga buah sensor gas *metal oxide semiconductor* tipe MQ. Sensor-sensor tersebut yaitu MQ2, MQ4 dan MQ135 yang memiliki kemampuan untuk *sensing* jenis gas yang berbeda, seperti yang terlihat pada Tabel 1. Namun jenis gas yang akan diidentifikasi yaitu gas etanol, benzena dan thinner. Secara ilustrasi,

sampel aroma gas tersebut didekatkan pada depan robot dengan bantuan pompa supaya diperoleh pola respon tegangan masing-masing sensor.

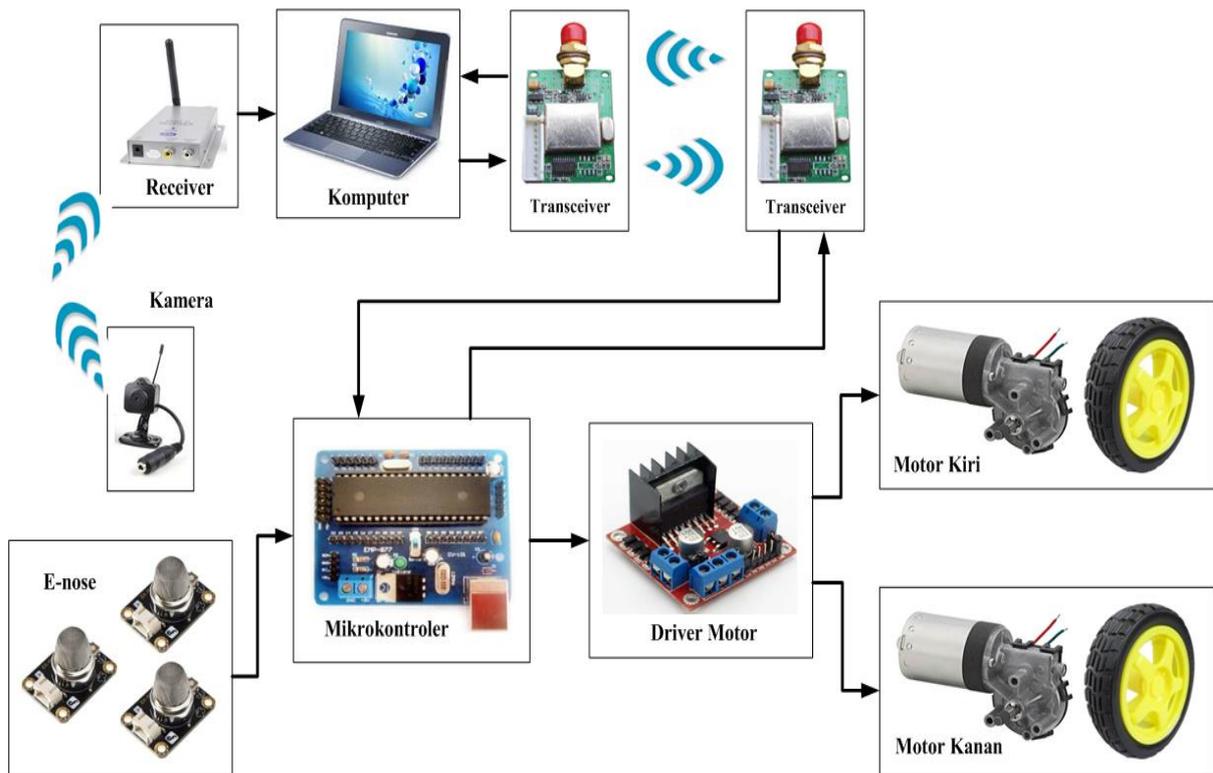
Respon tersebut akan dikonversi oleh mikrokontroler ATmega menjadi data *digital* supaya dapat ditrasfer ke komputer *via transceiver*. Di dalam komputer, pola data tersebut diproses untuk dikenali menggunakan metode *Support Vector Machine*. Untuk lebih jelas, Gambar 6 menunjukkan suatu konsep alur dari skematik *hardware* pada *e-nose*.



Gambar 6. Alur dari skematik *hardware* pada *e-nose*.



Gambar 7. *Olfactory mobile robot*, (a) tampak atas, dan (b) tampak samping.

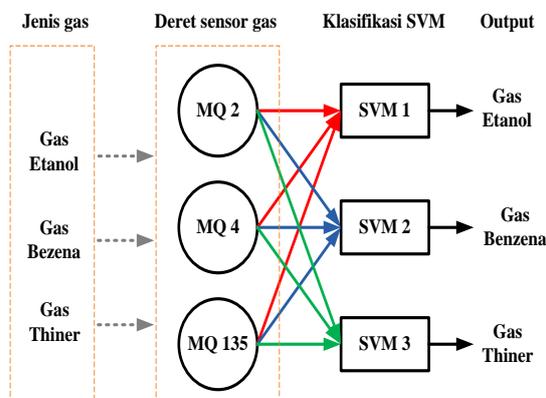


Gambar 8. Skematik hardware pada olfactory mobile robot.

3.2 Perancangan Olfactory Mobile Robot

Pada tahap ini dilakukan pembuatan *mobile robot* yang terintegrasi dengan *e-nose*. *Mobile robot* juga dilengkapi kamera *wireless* sebagai *navigator guide* secara manual berbasis komputer. Adapun *mobile robot* ini dirancang dengan bentuk segi delapan. Gambar 7 menunjukkan bentuk fisik *olfactory mobile robot*. Adapun skematik hardware pada

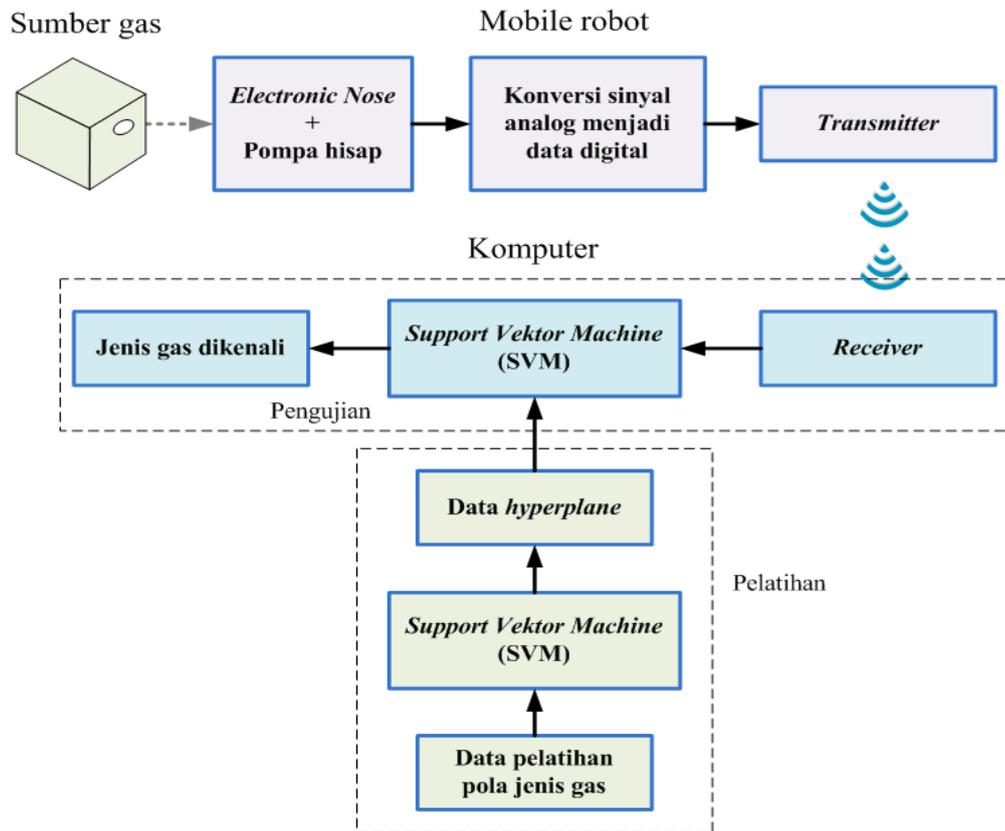
olfactory mobile robot ditunjukkan pada Gambar 8. Berdasarkan ilustrasi skematik pada Gambar 8, ditunjukkan bahwa robot memiliki satu kontroler. Kontroler tersebut digunakan untuk memproses data dari sensor gas (*e-nose*) yang ditransfer ke komputer dan juga untuk mengontrol gerak robot berdasarkan masukan *guide manual* dari komputer. *Guide manual* merupakan kontrol yang diberikan oleh pengguna melalui *monitoring* berbasis komputer dengan bantuan kamera sebagai mata pengguna.



Gambar 9. Arsitektur SVM konsep *one vs other*.

3.3 Perancangan algoritma Support Vector Machine

Pada tahap ini dilakukan perancangan algoritma SVM. SVM ini akan dilatih dan diuji didalam komputer. Data pelatihan SVM yaitu pola dari keluaran sensor *e-nose* saat deteksi gas. Adapun data pengujian yaitu data pola secara *random* atau gas yang diuji secara langsung. Dalam pelatihan dan pengujian perlu dirancang juga arsitektur SVM. Arsitektur SVM dibangun berdasarkan konsep *one vs other* seperti pada Gambar 9.



Gambar 10. Implementasi SVM pada *olfactory mobile robot*.

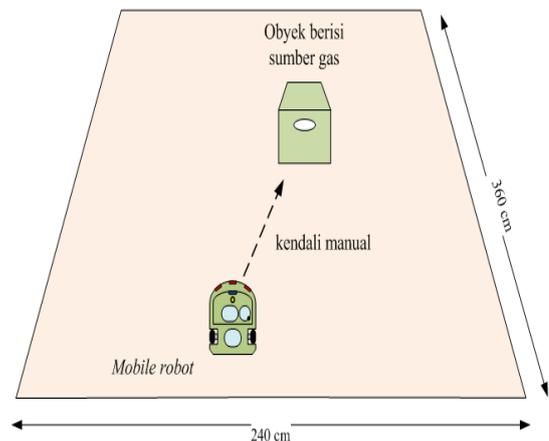
Berdasarkan arsitektur pada Gambar 9, ditunjukkan bahwa SVM pertama berfungsi untuk mengenali gas etanol terhadap gas lainnya, begitu juga untuk SVM kedua maupun ketiga. Dengan kata lain, SVM ini umumnya hanya untuk meng-*cluster* dua kelas, yaitu +1 dan -1. Modul SVM satu sampai tiga ini memiliki data *hyperplane* yang berbeda. Adapun alur implementasi SVM pada *olfactory mobile robot* dapat dilihat pada Gambar 10.

4. Hasil dan Pembahasan

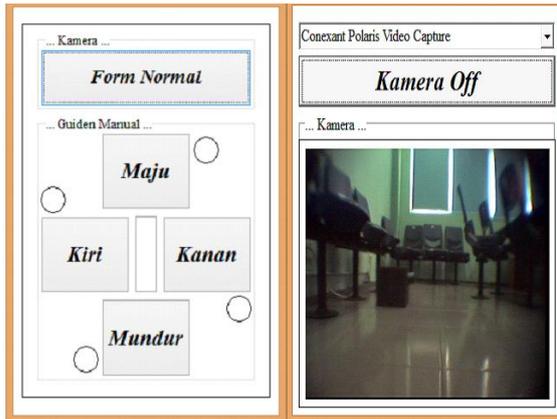
4.1 Pengujian kontrol manual untuk gerak robot

Pada percobaan ini, *mobile robot* dijalankan dalam arena skala laboratorium yang berukuran 240cm x 360cm. Arena ini merupakan ilustrasi saat terjadi kebocoran gas. Adapun target bocor berupa objek kotak yang telah dirancang khusus dan bisa memompakan aroma gas. Aroma gas tersebut yaitu etanol, benzene dan thinner, yang pengujiannya dilakukan secara bergantian.

Mobile robot ini diuji untuk menuju target yang dikendalikan secara manual seperti pada Gambar 11. Kendali manual dapat dilakukan dengan meng-*click button* (“maju”, “mundur”, “kiri” dan “kanan”) pada tampilan *visual*, atau dengan menekan *keyboard* tanda panah. Adapun tampilan *monitoring* berbasis visual untuk menggerakkan *mobile robot* seperti pada Gambar 12.



Gambar 11. Arena percobaan untuk robot.



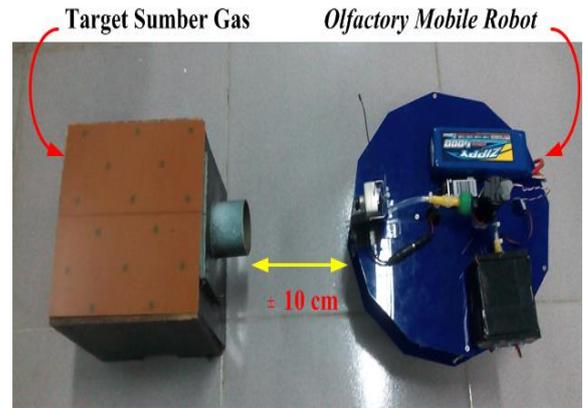
Gambar 12. Tampilan *monitoring* untuk kontrol manual.

Cara pengujian ini dilakukan tanpa ada halangan antara *receiver* pada robot dengan *transmitter* pada komputer. Adapun hasil pengujian kendali manual perintah gerak untuk *mobile robot* ditunjukkan pada Tabel 2. Pada pengujian ini dimulai pada jarak 2m, berikutnya 5m, 10m, 20m dan 30m antar pengguna dengan robot. Pada jarak 30m, robot masih mampu menerima respon perintah gerak dari komputer, dimana robot tersebut masih terlihat oleh pengguna.

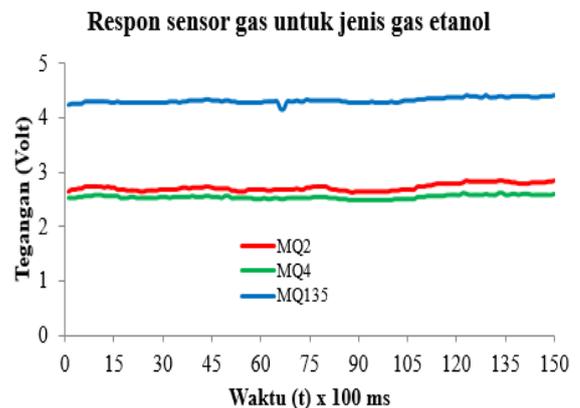
Tabel 2. Hasil pengujian perintah gerak berbasis komputer.

| No | Perintah Gerak Robot | Respon Hasil Pergerakan |
|----|-----------------------------------|-------------------------|
| 1 | Tombol maju (<i>logic</i> = 1) | Robot bergerak maju |
| 2 | Tombol kiri (<i>logic</i> = 2) | Robot bergerak ke kiri |
| 3 | Tombol kanan (<i>logic</i> = 3) | Robot bergerak ke kanan |
| 4 | Tombol mundur (<i>logic</i> = 4) | Robot bergerak mundur |

Ketika robot sudah mendekat dengan target maka sensor *e-nose* diaktifkan, dan informasi ditrasfer ke komputer. Gambar 13 menunjukkan posisi robot ketika sudah mendekati target sumber gas. Jika robot belum memberikan informasi hasil deteksi dan identifikasi maka robot dikendalikan untuk bergerak mengitari objek selama satu putaran. Sementara Gambar 14 menunjukkan respon sensor gas ketika diujikan dengan gas metanol.



Gambar 13. Posisi robot ketika sudah mendekati target sumber gas.



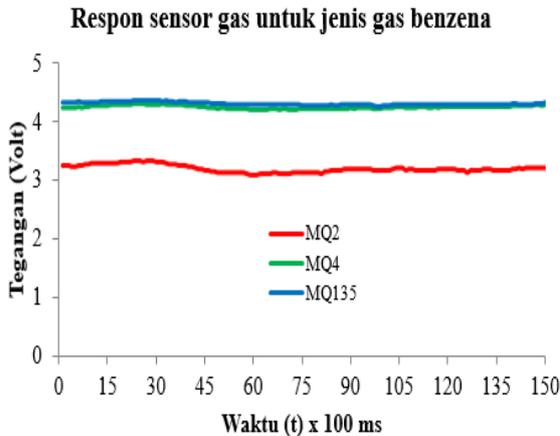
Gambar 14. Respon sensor gas ketika diujikan dengan jenis gas etanol.

4.2 Pengujian *olfactory mobile robot* untuk identifikasi gas

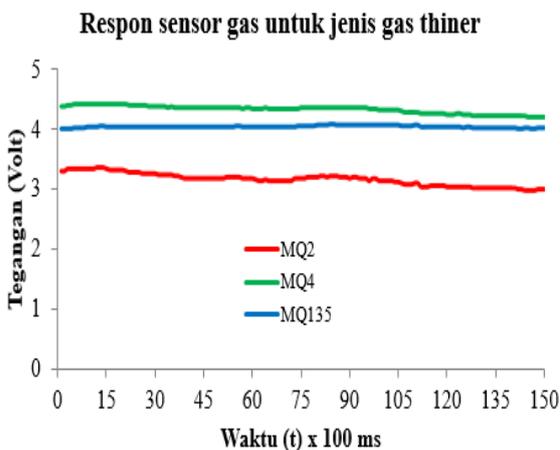
Adapun pengujian ini seperti ilustrasi yang ditunjukkan pada Gambar 13. Pertama kali dilakukan uji coba untuk mengetahui respon sinyal dari sensor-sensor gas. Pengujian tersebut dilakukan sebanyak dua kali untuk spesifik gas etanol, benzena dan thiner pada posisi jarak robot dengan target gas yaitu 3cm, 6cm, 9cm, 12cm dan 15cm. Masing-masing jenis gas tidak diberi pengaruh terhadap gas lain, dengan kata lain kondisi udara di dalam ruangan bebas aroma. Pengujian ini memerlukan pompa untuk mengilustrasikan adanya kebocoran dengan debit aliran yang tetap yaitu ± 2400 ml per menit.

Dari percobaan ini diperoleh respon masing-masing sensor gas dan diambil polanya. Adapun respon sensor-sensor gas ketika diuji pada satu sampel jarak ± 6 cm untuk tiap jenis gas seperti ditunjukkan pada Gambar 14,

Gambar 15 dan Gambar 16. Berdasarkan Gambar 14, Gambar 15 dan Gambar 16, data tersebut diambil ketika keluaran respon sensor-sensor gas dalam keadaan stabil dan tidak ada perubahan secara signifikan. Sehingga dapat dikatakan sensor mampu mendeteksi dan membaca pola dari tiga jenis gas tersebut.



Gambar 15. Respon sensor gas ketika diujikan dengan jenis gas benzena.



Gambar 16. Respon sensor gas ketika diujikan dengan jenis gas thinner.

Dari pengukuran tersebut diperoleh pola tegangan dari masing-masing sensor, dan pola tersebut dilatih kemudian diuji. Adapun tanggapan respon *e-nose* sebagai data pola untuk gas etanol, benzene dan thinner. Adapun pola tersebut diambil nilai rata-rata dari keseluruhan data percobaan pada setiap jenis sampel gas untuk masing-masing jarak yang telah ditentukan seperti ditunjukkan pada Tabel 3, Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 3. Pola respon *e-nose* saat deteksi gas etanol.

| Jarak (cm) | Tegangan (Volt) | | |
|------------|-----------------|------------|--------------|
| | Sensor MQ2 | Sensor MQ4 | Sensor MQ135 |
| 3 | 3.68 | 3.24 | 4.66 |
| 6 | 2.72 | 2.54 | 4.34 |
| 9 | 2.4 | 2.33 | 4.10 |
| 12 | 2.16 | 2.22 | 3.82 |
| 15 | 1.93 | 1.99 | 3.15 |

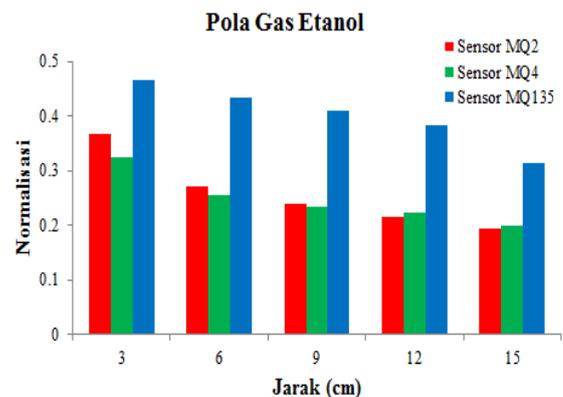
Tabel 4. Pola respon *e-nose* saat deteksi gas benzena.

| Jarak (cm) | Tegangan (Volt) | | |
|------------|-----------------|------------|--------------|
| | Sensor MQ2 | Sensor MQ4 | Sensor MQ135 |
| 3 | 3.60 | 4.47 | 4.64 |
| 6 | 3.21 | 4.25 | 4.31 |
| 9 | 2.48 | 3.34 | 3.77 |
| 12 | 2.30 | 3.11 | 3.35 |
| 15 | 2.28 | 2.95 | 3.09 |

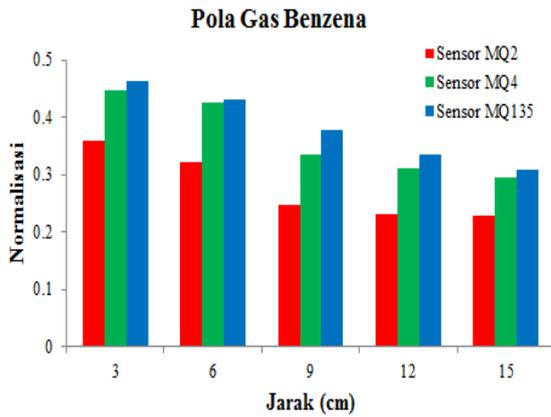
Tabel 5. Pola respon *e-nose* saat deteksi gas thinner.

| Jarak (cm) | Tegangan (Volt) | | |
|------------|-----------------|------------|--------------|
| | Sensor MQ2 | Sensor MQ4 | Sensor MQ135 |
| 3 | 3.75 | 4.67 | 4.36 |
| 6 | 3.17 | 4.35 | 4.05 |
| 9 | 2.99 | 4.09 | 3.62 |
| 12 | 2.49 | 3.31 | 3.06 |
| 15 | 2.37 | 3.20 | 2.68 |

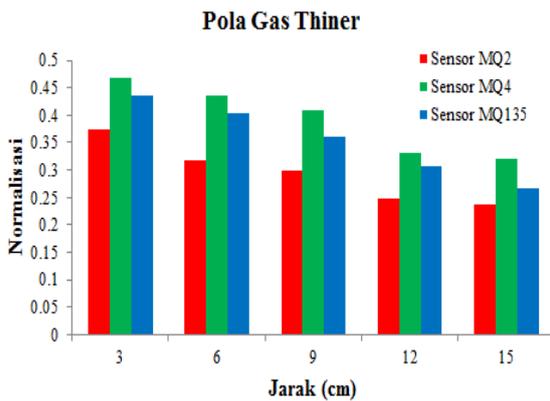
Untuk memudahkan proses pelatihan, data pola pada Tabel 3, Tabel 4 dan Tabel 5 dinormalisasi yaitu respon sinyal keluaran dari setiap sensor dibagi dengan nilai sepuluh. Adapun bentuk pola untuk jenis gas etanol, benzene dan thinner yang dinormalisasi masing-masing seperti yang ditunjukkan pada Gambar 17, Gambar 18 dan Gambar 19.



Gambar 17. Pola gas etanol.



Gambar 18. Pola gas benzena.



Gambar 19. Pola gas thiner.

Berdasarkan arsitektur pada Gambar 9, untuk kelas pertama yaitu kelas gas etanol terhadap kelas gas lainnya. Kelas dua yaitu kelas gas benzena terhadap kelas gas lainnya, dan kelas tiga yaitu kelas gas thiner terhadap gas lainnya. Pada saat gas etanol tidak dikenali maka SVM membandingkan dengan kelas dua maupun kelas tiga, dan begitu juga untuk kelas pada gas benzene dan thiner. Namun jika data tersebut tidak termasuk di dalam kelas satu sampai tiga maka indikatornya “*Bukan Gas Yang Dikenali*”.

Pada program SVM yang telah dirancang terdapat parameter C dan kernel γ yang digunakan saat proses pelatihan dan pengujian. Oleh karena itu perlu ditentukan nilai parameter yang tepat sehingga diperoleh tingkat akurasi dari keberhasilan metode SVM untuk klasifikasi. Karena belum diketahui nilai parameter tersebut maka untuk menentukannya terasa sulit, sehingga pada pengujian ini parameter kernel γ ditentukan nilai yang bervariasi dalam menemukan *hyperplane* yang baik. Adapun untuk nilai parameter $C=10$

bersifat tetap. Hasil pengujian identifikasi untuk tiga jenis gas menggunakan SVM *one vs other* ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Pengujian identifikasi untuk tiga jenis gas menggunakan SVM *one vs other*.

| Jarak (cm) | Parameter Kernel (γ) | Jumlah sampel data | Akurasi Pengenalan Pola (%) | | |
|------------|-------------------------------|--------------------|-----------------------------|--------|-------|
| | | | Etanol | Bensin | Tiner |
| 3 | 1 | 150 | 68 | 0 | 0 |
| | 10 | 150 | 100 | 0 | 100 |
| | 100 | 150 | 100 | 90.67 | 100 |
| | 1000 | 150 | 91.33 | 90 | 100 |
| | 10000 | 150 | 23.33 | 42 | 90.67 |
| 6 | 1 | 150 | 100 | 0 | 0 |
| | 10 | 150 | 100 | 0 | 100 |
| | 100 | 150 | 100 | 100 | 100 |
| | 1000 | 150 | 100 | 100 | 100 |
| | 10000 | 150 | 83.33 | 90 | 57.33 |
| 9 | 1 | 150 | 100 | 0 | 0 |
| | 10 | 150 | 100 | 0 | 100 |
| | 100 | 150 | 100 | 98 | 100 |
| | 1000 | 150 | 100 | 98 | 100 |
| | 10000 | 150 | 80 | 72.67 | 60 |
| 12 | 1 | 150 | 100 | 0 | 0 |
| | 10 | 150 | 100 | 0 | 100 |
| | 100 | 150 | 100 | 100 | 100 |
| | 1000 | 150 | 100 | 98.67 | 100 |
| | 10000 | 150 | 40 | 19.33 | 60 |
| 15 | 1 | 150 | 100 | 0 | 0 |
| | 10 | 150 | 100 | 0 | 99.33 |
| | 100 | 150 | 100 | 100 | 98.67 |
| | 1000 | 150 | 96.67 | 91.33 | 98.67 |
| | 10000 | 150 | 37.33 | 28.67 | 33.33 |

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 6, menunjukkan bahwa teknik SVM mampu mengenali tiga jenis gas dan telah diuji dari jarak 3cm sampai 15cm antar robot dengan target sumber gas. Adapun hasil terbaiknya mencapai akurasi rata-rata 99.15% yaitu dengan menentukan nilai parameter kernel $\gamma=100$. Begitu juga untuk parameter kernel $\gamma=1000$ dengan akurasi rata-rata 97.64%. Oleh karena itu kernel $\gamma=100$ dan $\gamma=1000$ digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian di dalam program SVM. Kesalahan yang terjadi dalam pengenalan pola karena kemungkinan masih terdapat sisa gas sebelumnya yang masih menempel di dalam membran sensor.

5. Kesimpulan

Pada penelitian ini telah dikembangkan *mobile robot* yang terintegrasi dengan *e-nose* menjadi *olfactory mobile robot* untuk mendeteksi dan mengenali gas. *Olfactory mobile robot* di-guide secara manual berbasis *monitoring* komputer untuk menuju target sumber gas. Jenis gas dideteksi oleh *e-nose*

kemudian ditransfer ke komputer via wireless kemudian data diolah di dalam komputer untuk diklasifikasi menggunakan metode SVM. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, *olfactory mobile robot* mampu mendeteksi dan mengenali gas etanol, benzena dan thiner dengan tingkat akurasi rata-rata di atas 97% untuk pemilihan nilai kernel 100 dan 1000. Adapun pengembangan penelitian selanjutnya dapat di-embedd kontrol gerak otomatis berbasis kontrol cerdas atau komputer vision.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih disampaikan kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (LPPM) Universitas Sriwijaya yang telah mendanai penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Ishida, H., Ushiku, T., Toyama, S., Taniguchi, H. dan Moriizum, T., *Mobile Robot Path Planning Using Vision and Olfaction to Search for a Gas Source*, Sensors, Hal. 1112-1115, (2005).
- [2] Loutfi, A., Broxvall, M., Coradeschi, S., and Karlsson, L., *Object Recognition: a New Application for Smelling Robots*. Robotics and Autonomous Systems. Vol. 52, Issue 4. Hal. 272-289, (2005).
- [3] Loutfi, A., Coradeschi, S., Karlsson, L., and Broxvall, M., *Putting Olfaction into Action: Using an Electronic Nose on a Multi-Sensing Mobile robot*, IEEE/RSJ International Conference on. Vol. 1. Hal 337-342, (2004).
- [4] Frianto, H.T. dan Rivai, M, *Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Self Organizing Map Menggunakan Sensor gas Semikonduktor Sebagai Identifikasi Jenis Gas*, Seminar Nasional Informatika. Hal. 219-228, (2008).
- [5] Hasan, N., Ejaz, N., Ejaz, W., and Kim, H.S., *Malicious Odor Item Identification using an Electronic Nose based on Support Vector Machine Classification*, The 1st IEEE Global Conference on Consumer Electronics. Hal. 399-400, (2012).
- [6] Rabersyah, D., Firdaus dan Derisma, *Identifikasi Jenis Bubuk Kopi Menggunakan Electronic Nose Dengan Metode Pembelajaran Backpropagation*, Jurnal Nasional Teknik Elektro, Vol. 5, No. 3, Hal. 332-338, (2016).
- [7] Rivai, M., Tasripan dan Rois, M., *Klasifikasi Aroma Tembakau Menggunakan Deret Sensor Tin-Oxide dan Neural Network*, JAVA Journal of Electrical and Electronics Engineering, Vol. 9, No. 2, Hal. 95-100, (2011).
- [8] Byun, H., and Lee S.W, *A Survey on Pattern Recognition Applications of Support Vector Machines*, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. Vol. 17, No. 3. Hal. 459-486, (2003).
- [9] Jiang, P., Zeng, M., Meng, Q., Li, F., dan Li, Y, *A Novel Object Recognition Method for Mobile robot Localizing a Single Odor/Gas Source in Complex Environments*. Robotics, Automation and Mechatronics, IEEE Conference. Hal. 1-5, (2008).
- [10] Wang, X., Zhang, H.R, dan Zhang, C.J, *Signal Recognition of Electronic Nose Based on Support Vector Machines*, Proceeding of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Hal. 3394-3398, (2005).
- [11] Vijayakumar, S dan Wu, S., *Sequential Support Vector Classifiers and Regression*, Proceeding International Conference on Soft Computing (SOCO'99). Hal. 610-619, (1999).
- [12] Jiang, P., Hong, X., dan Ge, A., *Mobile Robot Gas Source Localization Based on Behavior Strategies*. Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference. Hal. 8304-8308, (2014).

Biodata Penulis

Rendyansyah, Pendidikan terakhir s2- Teknik Elektro ITS lulus tahun 2015. Penulis sebagai tenaga pengajar jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya tahun 2016 sampai sekarang. Adapun bidang riset yang ditekuni yaitu Sistem *Embedded* dan Robotika.

Aditya. P. P. Prasetyo, Pendidikan terakhir s2-Teknik Elektro ITS lulus tahun 2015. Penulis sebagai tenaga pengajar jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya tahun 2016 sampai sekarang. Adapun bidang riset yang ditekuni yaitu Sistem *Embedded* dan Robotika.

Kemahyanto Exaudi, Pendidikan terakhir s2-Teknik Elektro ITS lulus tahun 2015. Penulis sebagai tenaga pengajar jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya tahun 2016 sampai sekarang. Adapun bidang riset yang ditekuni yaitu Sistem *Embedded* dan Robotika.