

SISTEM DETEKSI DAN KLASIFIKASI KEBOCORAN GAS BERBASIS INTERNET OF THINGS DAN MACHINE LEARNING MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Muhamad Eki Barkatan Sari^{1*}, Purwantoro², Susilawati³

^{1,2,3}Universitas Singaperbangsa Karawang, Fakultas Ilmu Komputer, Prodi Informatika, Jl. HS.Ronggo Waluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat, 41361, Indonesia.

Keywords:

Internet of Things;
Support Vector Machine;
Deteksi Gas;
ESP32.

Correspondent Email:

2210631170130@student.unsika.ac.id

Abstrak. Perubahan kondisi atmosferik pada area domestik akibat akumulasi gas berbahaya seperti Liquefied Petroleum Gas (LPG), karbon monoksida (CO), dan amonia (NH_3) menjadi pemicu utama insiden fatal kebakaran dan keracunan akut. Penelitian ini mengusulkan sebuah arsitektur cerdas penanganan dini berupa sistem deteksi dan klasifikasi multi-gas berbasis Internet of Things (IoT) dan Machine Learning dengan mengintegrasikan larik sensor MQ-2, MQ-7, MQ-135, serta algoritma Support Vector Machine (SVM). Menggunakan mikrokontroler ESP32 sebagai *edge gateway*, data sensor ditransmisikan secara real-time ke Firebase Real-time Database. Inteligensia sistem dibangun menggunakan SVM kernel Radial Basis Function (RBF) untuk mengkategorikan kondisi udara ke dalam lima klaster spesifik: NoGas, Perfume, Smoke, Mixture, dan GasLPG. Hasil eksperimen menunjukkan performa model SVM mencapai akurasi impresif sebesar 94.4%, membuktikan keandalan sistem dalam mengenali pola non-linear dari respon sensor. Validasi fungsional menyeluruh melalui Black Box Testing menegaskan bahwa seluruh subsistem—mulai dari akuisisi data, klasifikasi, enkapsulasi data cloud, hingga diseminasi notifikasi darurat berbasis email—berjalan secara sinkron tanpa kegagalan sistemik. Implementasi ini menawarkan solusi preventif mutakhir bagi ketahanan sistem keamanan ruang dapur modern.



Copyright © 2026 The Author(s),
Published by Jurnal Informatika dan
Teknik Elektro Terapan. This is an
open-access article distributed under
the terms of the Creative Commons
Attribution-NonCommercial 4.0
International License (CC BY-NC
4.0).

Abstract. Atmospheric anomalies in domestic environments triggered by the accumulation of hazardous gases like Liquefied Petroleum Gas (LPG), carbon monoxide (CO), and ammonia (NH_3) constitute a primary catalyst for fatal fire incidents and acute toxicity. This study proposes an intelligent early warning architecture featuring an Internet of Things (IoT) and Machine Learning-based multi-gas detection and classification system, integrating an MQ-2, MQ-7, and MQ-135 sensor array with the Support Vector Machine (SVM) algorithm. Utilizing the ESP32 microcontroller as an edge gateway, sensor data is transmitted synchronously to the Firebase Realtime Database. The system's intelligence employs an SVM with a Radial Basis Function (RBF) kernel to classify air qualities into five distinct clusters: NoGas, Perfume, Smoke, Mixture, and GasLPG. Experimental results demonstrate that the SVM model achieves an impressive accuracy rate of 94.4%, verifying its robustness in recognizing non-linear sensor response patterns. Comprehensive functional validation via Black Box Testing confirms that all subsystems—from data acquisition, machine learning inference, cloud data encapsulation, to emergency email notification dissemination—operate synchronously without systemic failure. This implementation provides a cutting-edge preventive solution for modern domestic safety systems.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi *Internet of Things* (IoT) memungkinkan perangkat fisik untuk saling terhubung dan bertukar data melalui jaringan internet secara *real-time* [1]. Teknologi ini telah banyak diterapkan pada berbagai bidang, seperti industri, kesehatan, pertanian, transportasi, dan rumah tangga untuk meningkatkan efisiensi, keamanan, dan kenyamanan pengguna [2].

Salah satu permasalahan yang masih sering terjadi pada lingkungan rumah tangga adalah kebocoran gas LPG. Kebocoran gas dapat disebabkan oleh kerusakan regulator, selang gas yang tidak terpasang dengan baik, maupun kesalahan instalasi. Apabila tidak terdeteksi sejak dini, kebocoran gas dapat menyebabkan kebakaran, ledakan, bahkan korban jiwa [3]. Beberapa penelitian sebelumnya telah mengembangkan sistem deteksi kebocoran gas menggunakan sensor MQ-2, MQ-7, maupun MQ-135 yang terintegrasi dengan mikrokontroler dan teknologi IoT [4],[6]. Namun sebagian besar penelitian tersebut hanya berfokus pada proses deteksi gas berdasarkan nilai ambang batas tertentu sehingga belum mampu melakukan identifikasi kondisi gas secara lebih spesifik.

Perkembangan Machine Learning memberikan peluang untuk meningkatkan kemampuan sistem deteksi gas melalui proses klasifikasi data sensor [15]. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data multidimensi dan pola non-linear [5].

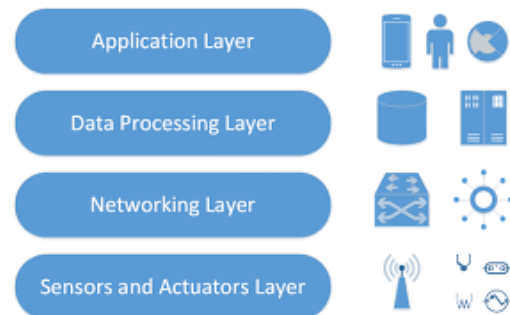
Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem deteksi dan klasifikasi kebocoran gas berbasis IoT menggunakan sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135 yang dipadukan dengan metode SVM. Sistem dirancang untuk melakukan monitoring secara *real-time*, klasifikasi kondisi gas, serta memberikan notifikasi otomatis ketika terdeteksi kondisi berbahaya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Internet of Things

Internet of Things (IoT) merupakan paradigma komunikasi yang memungkinkan objek fisik terhubung ke jaringan internet untuk melakukan pertukaran data secara otomatis [7].

Arsitektur IoT pada penelitian ini terdiri atas lapisan sensor, lapisan komunikasi menggunakan Wi-Fi, lapisan cloud menggunakan Firebase Realtime Database, dan lapisan aplikasi berupa dashboard monitoring berbasis web.



Gambar 1.1 layer Arsitektur IoT

2.2 Sensor MQ

Sistem ini menggunakan multi-sensor semikonduktor yang meliputi.

1. **Sensor MQ-2:** Dirancang untuk mendeteksi berbagai jenis gas mudah terbakar seperti LPG, metana (CH_4), dan propane [8].
2. **Sensor MQ-7:** Memiliki sensitivitas tinggi terhadap paparan gas karbon monoksida (CO) [9].
3. **Sensor MQ-135:** Digunakan untuk memantau kualitas udara dan mendeteksi gas amonia (NH_3), asap, serta benzene [10].

2.3 Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan mencari *hyperplane* optimal untuk memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda. Pada penelitian ini digunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) untuk menangani data yang bersifat non-linear [15].

Secara matematis, fungsi pemisah SVM dinyatakan sebagai persamaan linear:

$$w^T x + b = 0$$

Dengan dua batas margin yang di rumuskan:

$$w^T x + b = 1$$

$$w^T x + b = -1$$

Margin tersebut dihitung menggunakan:

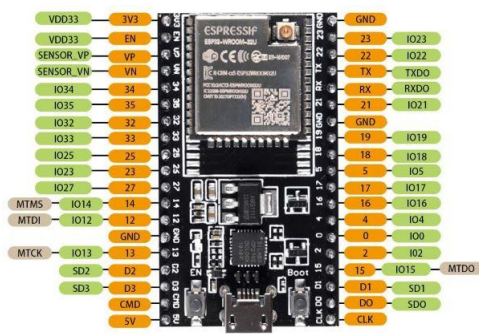
$$\text{Margin} = \frac{2}{\|w\|}$$

Proses optimasi soft margin dirumuskan:

$$\text{Margin} = \frac{2}{\|w\|}$$

2.4 ESP32

ESP32 merupakan mikrokontroler berarsitektur dual-core yang telah dilengkapi modul Wi-Fi dan Bluetooth terintegrasi. Kemampuan tersebut menjadikan ESP32 sangat sesuai digunakan sebagai pusat kendali pada sistem monitoring berbasis IoT karena mampu melakukan akuisisi data sensor sekaligus mengirimkan data ke cloud secara real-time [12].



Gambar 2.2 ESP32

2.5 Buzzer

Buzzer merupakan perangkat keluaran yang berfungsi menghasilkan sinyal suara sebagai indikator atau alarm. Dalam sistem deteksi kebocoran gas, buzzer digunakan untuk memberikan peringatan kepada pengguna ketika terdeteksi kondisi gas yang berpotensi membahayakan [3].



Gambar 2.3 Buzzer

2.6 LED

Light Emitting Diode (LED) merupakan komponen elektronika yang dapat

memancarkan cahaya ketika dialiri arus listrik. Pada penelitian ini LED digunakan sebagai indikator visual kondisi gas yang terdeteksi oleh sistem. Warna LED yang berbeda menunjukkan status kondisi lingkungan, seperti aman, waspada, dan bahaya [2].



Gambar 2.4 LED

2.7 Sensor DHT22

Sensor DHT22 merupakan sensor digital yang digunakan untuk mengukur suhu dan kelembapan udara. Sensor ini memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan DHT11 serta mampu bekerja pada rentang pengukuran yang lebih luas. Pada penelitian Sensor DHT22 digunakan sebagai sensor pendukung untuk mengukur suhu dan kelembapan lingkungan yang berpotensi memengaruhi sensitivitas pembacaan sensor gas [11].



Gambar 2.5 Sensor DHT22

3. METODE PENELITIAN

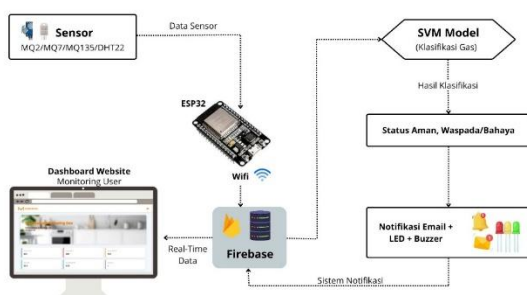
Penelitian ini menggunakan metode *Research and Conceptual Prototype* (RCP) yang terdiri atas beberapa tahapan yaitu perencanaan, analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, dan pengujian.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil

4.1.1 Arsitektur Sistem

Sistem deteksi dan klasifikasi kebocoran gas berhasil diimplementasikan menggunakan mikrokontroler ESP32 yang terintegrasi dengan sensor MQ-2, MQ-7, MQ-135, sensor DHT22, buzzer, LED indikator, Firebase Realtime Database, dan dashboard monitoring. Sensor MQ-2 digunakan untuk mendeteksi gas LPG dan asap, MQ-7 digunakan untuk mendeteksi gas karbon monoksida (CO), sedangkan MQ-135 digunakan untuk mendeteksi kualitas udara dan beberapa jenis gas seperti amonia (NH_3). Sensor DHT22 digunakan untuk memantau suhu dan kelembapan lingkungan yang dapat memengaruhi karakteristik pembacaan sensor gas.



Gambar 4.1 Arsitektur Sistem

Data hasil pembacaan sensor dikirimkan oleh ESP32 ke Firebase Realtime Database melalui jaringan internet. Selanjutnya data tersebut ditampilkan pada dashboard monitoring secara *real-time* dan digunakan sebagai masukan untuk proses klasifikasi menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Selain fungsi monitoring, sistem juga dilengkapi dengan buzzer dan LED sebagai indikator kondisi lingkungan serta notifikasi email untuk memberikan peringatan ketika terdeteksi kondisi berbahaya.

4.1.2 Pengumpulan Dataset

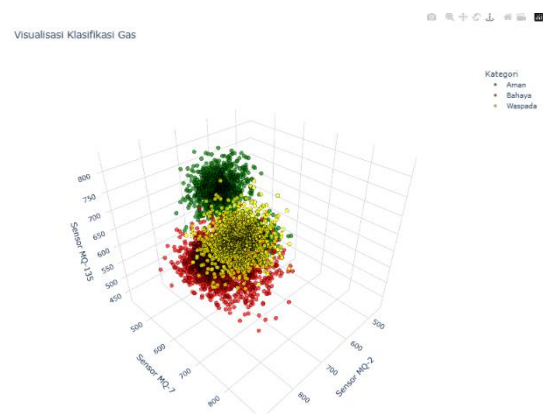
Dataset diperoleh dari hasil pembacaan sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135 pada lima kondisi yang berbeda, yaitu NoGas, Perfume, Smoke, Mixture, dan GasLPG. Data yang terkumpul selanjutnya digunakan sebagai data latih dan data uji pada proses klasifikasi menggunakan metode SVM.

Tabel 4.1 Distribusi Dataset

No	Kategori Gas	Jumlah Data
1.	NoGas	1000
2.	Perfume	1000
3.	Smoke	1000
4.	Mixture	1000
5.	GasLPG	1000
Total		5000

4.1.3 Visualisasi Dataset

Untuk mengetahui pola distribusi data, dilakukan visualisasi menggunakan *scatter plot* tiga dimensi berdasarkan nilai sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135.



Gambar 4.2 Visualisasi Data

Berdasarkan visualisasi *scatter plot*, terlihat bahwa setiap kategori gas memiliki pola distribusi yang berbeda. Kelas NoGas, Perfume, Smoke, Mixture, dan GasLPG membentuk kelompok data yang relatif terpisah sehingga menunjukkan bahwa kombinasi ketiga sensor mampu menghasilkan karakteristik data yang representatif untuk membedakan kondisi gas yang diamati. Meskipun demikian, masih terdapat beberapa area yang menunjukkan kedekatan antar kelas, terutama pada kategori Smoke dan Mixture, yang memiliki karakteristik pembacaan sensor yang hampir serupa. Kondisi tersebut berpotensi menyebabkan kesalahan klasifikasi pada beberapa data selama proses pengujian model.

4.1.5 Hasil Training Dataset

Metode *Support Vector Machine* digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi gas berdasarkan nilai sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135. Pada penelitian ini digunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF) karena mampu

menangani data yang bersifat non-linear dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.

```

*** Jumlah data: (5000, 4)

Label Kelas:
0 = GasLPG
1 = Mixture
2 = NoGas
3 = Perfume
4 = Smoke

=====
AKURASI: 94.39999999999999 %
=====

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   GasLPG       0.95       0.95       0.95        200
   Mixture       0.88       0.84       0.86        200
   NoGas         1.00       1.00       1.00        200
   Perfume       0.98       0.98       0.98        200
   Smoke         0.92       0.94       0.93        200

 accuracy          0.94          0.94          0.94       1000
 macro avg          0.94          0.94          0.94       1000
 weighted avg       0.94          0.94          0.94       1000

Confusion Matrix:
[[190  10  0  0  0]
 [  9 169  0  5 17]
 [  0  0 200  0  0]
 [  1  2  0 197  0]
 [  0 12  0  0 188]]

Model berhasil disimpan!

```

Gambar 4.3 Hasil Training Data

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model SVM mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar. Berdasarkan confusion matrix, sebagian besar sampel pada setiap kelas berhasil dikenali sesuai kategori masing-masing. Namun, masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi yang disebabkan oleh kemiripan pola data antar kelas tertentu. Kesalahan tersebut terutama terjadi pada kelas yang memiliki karakteristik sensor yang saling berdekatan sehingga batas pemisah antar kelas menjadi lebih sulit ditentukan oleh model.

Model yang dihasilkan memperoleh tingkat akurasi sebesar 94,4% dengan tingkat kesalahan (*error rate*) sebesar 5,6%. Nilai akurasi tersebut menunjukkan bahwa metode SVM memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola data sensor dan mengklasifikasikan kondisi gas secara tepat. Tingginya tingkat akurasi juga menunjukkan bahwa kombinasi sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135 mampu menghasilkan data yang cukup representatif untuk proses klasifikasi.

4.1.6 Implementasi Sistem

Implementasi perangkat keras dilakukan dengan mengintegrasikan beberapa komponen

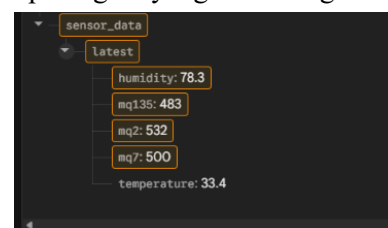
utama, yaitu mikrokontroler ESP32, sensor MQ-2, sensor MQ-7, sensor MQ-135, sensor DHT22, buzzer, LED indikator, dan modul catu daya. ESP32 berfungsi sebagai pusat kendali yang bertugas membaca data dari seluruh sensor, melakukan pemrosesan awal data, serta mengirimkan data ke Firebase Realtime Database melalui jaringan internet.



Gambar 4.4 Dokumentasi Alat

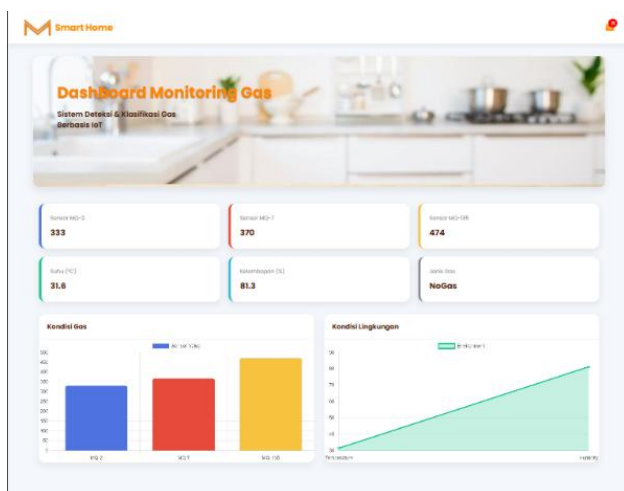
Gambar 4.4 tersebut menunjukkan hasil implementasi perangkat keras yang digunakan pada penelitian. Seluruh sensor dan perangkat keluaran berhasil terhubung dengan ESP32 dan dapat beroperasi sesuai dengan fungsinya masing-masing. Data hasil pembacaan sensor dapat dikirimkan ke Firebase secara *real-time* sehingga memungkinkan proses monitoring dan klasifikasi kondisi gas dilakukan secara berkelanjutan.

Data yang berhasil dikirimkan ke Firebase selanjutnya ditampilkan pada dashboard monitoring dalam bentuk nilai pembacaan sensor MQ-2, MQ-7, MQ-135, suhu, dan kelembapan lingkungan. Selain itu, dashboard juga menampilkan hasil klasifikasi kondisi gas yang dihasilkan oleh metode *Support Vector Machine* (SVM), yaitu NoGas, Perfume, Smoke, Mixture, atau GasLPG. Informasi tersebut memungkinkan pengguna untuk memantau kondisi lingkungan secara langsung melalui perangkat yang terhubung ke internet.



Gambar 4.5 Dokumentasi Firebase

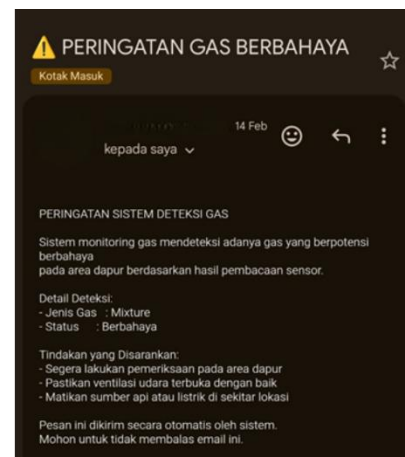
Selain menampilkan data sensor secara *real-time*, dashboard juga memberikan informasi status kondisi lingkungan berdasarkan hasil klasifikasi yang diperoleh. Apabila sistem mendeteksi kondisi yang berpotensi berbahaya, maka dashboard akan menampilkan status peringatan yang sesuai, sementara LED indikator dan buzzer akan aktif sebagai bentuk notifikasi lokal. Dengan demikian, pengguna dapat memperoleh informasi kondisi lingkungan secara cepat dan mengambil tindakan pencegahan apabila terjadi indikasi kebocoran gas.



Gambar 4.6 Tampilan Dashboard

4.1.7 Pengiriman Notifikasi

Pengujian notifikasi dilakukan untuk memastikan bahwa sistem hanya mengirimkan email peringatan ketika status klasifikasi menunjukkan kondisi “Berbahaya”. Pada kondisi normal, sistem tidak mengirimkan notifikasi sehingga menghindari terjadinya peringatan palsu (false alarm). Sebaliknya, ketika sistem mendeteksi gas dengan status berbahaya, notifikasi email dikirimkan secara otomatis kepada pengguna.



Gambar 4.7 Pengiriman Notifikasi

4.1.8 Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode *Black Box Testing* untuk memastikan seluruh fungsi berjalan sesuai dengan kebutuhan yang telah dirancang.

Tabel 4.1 Pengujian Black Box Testing

No	Pengujian	Hasil
1.	Pembacaan sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135	Berhasil
2.	Pembacaan sensor DHT22	Berhasil
3.	Pengiriman data ke Firebase	Berhasil
4.	Tampilan dashboard monitoring	Berhasil
5.	Klasifikasi menggunakan SVM	Berhasil
6.	Aktivasi LED indikator	Berhasil
7.	Aktivasi buzzer	Berhasil
8.	Pengiriman notifikasi email	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian, seluruh fungsi sistem dapat berjalan dengan baik. Sensor mampu membaca kondisi lingkungan secara *real-time*, data berhasil dikirimkan ke Firebase Realtime Database, dashboard monitoring dapat menampilkan informasi secara langsung, serta buzzer dan LED dapat memberikan

indikasi sesuai kondisi yang terdeteksi. Selain itu, sistem juga mampu mengirimkan notifikasi email secara otomatis ketika kondisi gas berada pada kategori berbahaya.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa integrasi antara perangkat keras, platform IoT, dan metode *Machine Learning* telah berjalan sesuai dengan rancangan penelitian. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya mampu melakukan monitoring kondisi lingkungan, tetapi juga dapat berfungsi sebagai sistem peringatan dini terhadap potensi kebocoran gas di area dapur.

4.2 Pembahasan

Hasil implementasi menunjukkan bahwa integrasi antara ESP32, sensor MQ-2, MQ-7, MQ-135, dan DHT22 mampu menghasilkan sistem monitoring kondisi lingkungan yang dapat bekerja secara *real-time*. Data yang diperoleh dari sensor berhasil dikirimkan ke Firebase dan ditampilkan pada dashboard monitoring sehingga memudahkan pengguna dalam memantau kondisi lingkungan dari jarak jauh. Berdasarkan Hasil *scatter plot* menunjukkan bahwa setiap kategori gas memiliki pola distribusi yang berbeda berdasarkan nilai sensor MQ-2, MQ-7, dan MQ-135. Perbedaan pola tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ketiga sensor mampu menghasilkan data yang dapat digunakan untuk proses klasifikasi. Metode *Support Vector Machine* (SVM) menghasilkan tingkat akurasi sebesar 94,4% dengan *error rate* sebesar 5,6%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan kondisi gas dengan baik berdasarkan data yang diperoleh dari sensor. Selain itu, sistem berhasil melakukan monitoring secara *real-time* melalui dashboard serta memberikan peringatan menggunakan LED, buzzer, dan notifikasi email ketika terdeteksi kondisi yang berpotensi berbahaya. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan dapat digunakan sebagai solusi deteksi dan klasifikasi kebocoran gas berbasis IoT.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi dan klasifikasi kebocoran gas berbasis *Internet of Things* (IoT) menggunakan sensor MQ-2, MQ-7, MQ-135, sensor DHT22, dan mikrokontroler ESP32. Sistem mampu melakukan monitoring

kondisi lingkungan secara *real-time* melalui dashboard serta memberikan peringatan menggunakan LED, buzzer, dan notifikasi email. Metode *Support Vector Machine* (SVM) berhasil diterapkan untuk mengklasifikasikan kondisi gas ke dalam kategori NoGas, Perfume, Smoke, Mixture, dan GasLPG dengan tingkat akurasi sebesar **94,4%** dan *error rate* sebesar **5,6%**. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi teknologi IoT dan metode SVM dapat digunakan sebagai solusi untuk mendukung deteksi dan klasifikasi kebocoran gas secara otomatis pada lingkungan dapur.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah memberikan dukungan, bantuan, dan fasilitas selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada institusi akademik yang telah menyediakan sarana dan prasarana penelitian sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. D. Ghoza, U. Latifa, and I. A. Bangsa, "Perancangan *Smoke Detector* Berbasis Sensor MQ-135 dan Mikrokontroler ESP32 Sebagai Deteksi Dini Kebakaran," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, 2024. <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/jati>
- [2] N. Hidayat, S. Hidayat, N. A. Pramono, and U. Nadirah, "Sistem Deteksi Kebocoran Gas Sederhana Berbasis Arduino Uno," *Rekayasa*, vol. 13, no. 2, pp. 181–186, 2020. <https://doi.org/10.21107/rekayasa.v13i2.6737>
- [3] D. Kurniawan, S. R. Sulistiyanti, and U. Murdika, "Sistem Pemantau Gas Karbon Monoksida (CO) dan Karbon Dioksida (CO₂) Menggunakan Sensor MQ-7 dan MQ-135 Terintegrasi Telegram," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 11, no. 2, 2023. <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i2.2963>
- [4] A. Al-Fuqaha, M. Guizani, M. Mohammadi, M. Aledhari, and M. Ayyash, "Internet of Things: A Survey on Enabling Technologies, Protocols, and Applications," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 17, no. 4, pp. 2347–2376, 2015. <https://doi.org/10.1109/COMST.2015.2444095>
- [5] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," *Machine Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>

- [6] V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York, NY, USA: Springer, 1995.
<https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4757-2440-0>
- [7] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods*. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press, 2000.
<https://www.cambridge.org/9780521780193>
- [8] Hanwei Electronics, *MQ-2 Gas Sensor Technical Data*, 2023.
<https://www.alldatasheet.com/datasheet-pdf/pdf/1572280/HANWEI/MQ2.html>
- [9] Hanwei Electronics, *MQ-7 Carbon Monoxide Gas Sensor Technical Data*, 2023.
<https://www.alldatasheet.com/view.jsp?Searchword=MQ7>
- [10] Hanwei Electronics, *MQ-135 Air Quality Sensor Technical Data*, 2023.
<https://www.alldatasheet.com/datasheet-pdf/pdf/1132551/HANWEI/MQ-135.html>
- [11] Aosong Electronics, *DHT22 Temperature and Humidity Sensor Datasheet*, 2023.
- [12] Espressif Systems, *ESP32 Series Datasheet*, 2024.
https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32_datasheet_en.pdf
- [13] Google, *Firebase Realtime Database Documentation*, 2024.
https://firebase.google.com/docs/database?utm_source=chatgpt.com
- [14] A. Géron, *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*, 3rd ed. Sebastopol, CA, USA: O'Reilly Media, 2022.
<https://www.oreilly.com/library/view/hands-on-machine-learning/9781098125967/>
- [15] Z. Zeng, Y. Wang, and H. Liu, "Gas Classification Using Support Vector Machine with RBF Kernel Based on Multi-Sensor Data," *Sensors*, vol. 24, no. 3, 2024.
<https://www.mdpi.com/journal/sensors>