
PENERAPAN ALGORITMA *STATISTICAL PROFILING* UNTUK PENENTUAN AMBANG BATAS DINAMIS (*DYNAMIC THRESHOLDING*) PADA SISTEM DETEKSI ANOMALI GAS BERBASIS ESP32

Ahmad Fauzidan Yahya Khainur^[1], Nadhif Hafiz Pradiptya^[2], Siti Nurlaela^[3]

Program Studi Informatika

Universitas Singaperbangsa Karawang

Jl. HS. Ronggowaluyo, Puseurjaya, Telukjambe Timur, Karawang, Jawa Barat 41361

e-mail: zidankhainur2@gmail.com^[1], nadhifhafiz@gmail.com^[2], stinurlaelaa@gmail.com^[3]

Abstrak

Kebocoran gas *Liquefied Petroleum Gas* (LPG) merupakan risiko keselamatan domestik yang kritis, namun sistem deteksi dini konvensional sering kali tidak efektif akibat tingginya tingkat alarm palsu yang disebabkan oleh penggunaan ambang batas statis (*static threshold*) yang kaku terhadap fluktuasi lingkungan. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan keandalan sistem deteksi gas dengan mengimplementasikan algoritma *Statistical Profiling* untuk penentuan ambang batas dinamis (*dynamic thresholding*) pada mikrokontroler ESP32. Metode yang diusulkan menggunakan teknik *Exponential Weighted Moving Average* (EWMA) untuk membangun profil normalitas data sensor gas per jam secara *real-time*, serta menerapkan protokol komunikasi hibrida ESP-NOW untuk efisiensi transmisi data. Hasil pengujian terhadap 200 sampel data runtun waktu menunjukkan bahwa sistem mampu membentuk profil lingkungan yang stabil dengan nilai rata-rata 389,50 dan standar deviasi 20,15. Penerapan ambang batas dinamis dengan koefisien kepercayaan 3,5-sigma terbukti efektif dalam membedakan lonjakan transien non-bahaya dari anomali gas yang sesungguhnya, sehingga meminimalisir kesalahan deteksi (*false positive*) yang umum terjadi pada metode statis. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan adaptif pada perangkat *edge* mampu meningkatkan akurasi instrumen keselamatan rumah tangga secara signifikan tanpa ketergantungan pada layanan komputasi awan.

Kata Kunci : Deteksi Gas, ESP32, Ambang Batas Dinamis, Profil Statistik, ESP-NOW.

1. Pendahuluan

Penggunaan *Liquefied Petroleum Gas* (LPG) sebagai bahan bakar utama rumah tangga terus meningkat karena efisiensi dan kemudahan penggunaannya. Namun, sifat LPG yang mudah terbakar dan meledak menimbulkan risiko keselamatan yang signifikan apabila terjadi kebocoran yang tidak terdeteksi secara dini. Data menunjukkan bahwa kecelakaan akibat kebocoran gas sering kali disebabkan oleh kegagalan sistem pemantauan konvensional dalam memberikan peringatan yang akurat dan tepat waktu [1]. Untuk memitigasi risiko ini, teknologi *Internet of Things* (IoT) telah banyak diadopsi dalam pengembangan sistem deteksi dini (*early warning system*), memungkinkan pemantauan konsentrasi gas secara *real-time* dan jarak jauh [2].

Meskipun sistem berbasis IoT telah banyak dikembangkan, tantangan teknis utama masih ditemukan pada penggunaan sensor gas tipe *Metal Oxide Semiconductor* (MOS), seperti seri MQ, yang umum digunakan karena harganya yang terjangkau. Sensor jenis ini memiliki kelemahan inheren berupa ketidakstabilan garis dasar (*baseline drifting*) yang sangat sensitif terhadap perubahan suhu dan kelembaban lingkungan [3]. Pada sistem konvensional, penentuan kondisi bahaya umumnya bergantung pada metode ambang batas statis (*static thresholding*), di mana alarm hanya akan aktif jika nilai sensor melampaui angka tetap yang ditentukan dalam program. Kelemahan metode ini adalah ketidakmampuannya beradaptasi terhadap fluktuasi lingkungan alami, yang sering kali memicu tingginya tingkat alarm palsu (*false positive*) saat suhu lingkungan naik, atau kegagalan deteksi (*false negative*) saat sensitivitas sensor menurun akibat penuaan (*aging*) [4].

Tingginya frekuensi alarm palsu dapat menurunkan kepercayaan pengguna terhadap sistem keamanan, yang pada akhirnya menyebabkan pengabaian terhadap peringatan yang sebenarnya valid. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan algoritma yang lebih cerdas untuk menentukan batas bahaya secara adaptif. Salah satu metode yang relevan untuk diterapkan pada data runtun waktu (*time-series*) sensor adalah *Statistical Profiling*. Metode ini bekerja dengan mempelajari pola distribusi data normal seperti nilai rata-rata (*mean*) dan varians dalam rentang waktu tertentu untuk membangun profil perilaku sensor yang dinamis [5]. Dengan menerapkan ambang batas dinamis (*dynamic thresholding*) berbasis profil statistik, sistem dapat membedakan antara penyimpangan sinyal akibat *noise* lingkungan dan anomali gas yang sesungguhnya berbahaya.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan algoritma *Statistical Profiling* pada sistem deteksi kebocoran gas berbasis mikrokontroler ESP32. Sistem ini dirancang untuk memperbarui parameter ambang batas secara mandiri setiap jam berdasarkan data historis lokal, sehingga mampu meminimalisir kesalahan deteksi. Selain itu, untuk menjamin responsivitas dan efisiensi daya, sistem menerapkan protokol komunikasi hibrida menggunakan ESP-NOW, yang terbukti memiliki latensi lebih rendah dibandingkan koneksi Wi-Fi konvensional pada arsitektur *Master-Slave* [6]. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi algoritma adaptif di sisi perangkat (*edge computing*) yang memungkinkan sistem beroperasi secara mandiri dan presisi tanpa ketergantungan penuh pada pemrosesan awan

(cloud).

2. Landasan Teori

Karakteristik dan Tantangan Sensor Gas Semikonduktor

Sensor gas tipe Metal Oxide Semiconductor (MOS), seperti seri MQ, bekerja berdasarkan prinsip perubahan resistansi material sensitif (biasanya SnO₂) ketika terpapar gas target. Meskipun sensor ini banyak diadopsi dalam aplikasi IoT karena biaya rendah dan respons yang cepat, mereka memiliki kelemahan signifikan berupa ketidakstabilan garis dasar (*baseline drifting*) [7]. Fenomena drift ini disebabkan oleh penuaan sensor (*aging*) serta fluktuasi parameter lingkungan seperti suhu dan kelembaban, yang dapat menyebabkan perubahan nilai pembacaan sensor secara bertahap meskipun tidak ada kebocoran gas [8]. Penggunaan ambang batas tetap (*static threshold*) pada sensor dengan karakteristik ini sering kali tidak efektif, karena nilai ambang batas yang ditetapkan di awal dapat menjadi terlalu sensitif atau tidak sensitif seiring berjalannya waktu, mengakibatkan tingginya tingkat alarm palsu (*false alarm*) [9].

Deteksi Anomali pada Data Runtun Waktu (Time Series)

Dalam konteks sistem pemantauan lingkungan, anomali didefinisikan sebagai pola data yang menyimpang secara signifikan dari perilaku normal yang diharapkan. Metode deteksi anomali berbasis statistik bekerja dengan membangun profil normalitas dari data historis runtun waktu (*time series*) [10]. Salah satu pendekatan komputasi ringan yang efektif untuk perangkat *resource-constrained* seperti mikrokontroler adalah *Exponentially Weighted Moving Average* (EWMA). Metode EWMA memberikan bobot lebih besar pada data observasi terbaru dibandingkan data lama, sehingga profil rata-rata (*mean*) dan varians dapat beradaptasi dengan cepat terhadap perubahan tren lingkungan yang wajar tanpa kehilangan informasi historis [11]. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk membedakan antara pergeseran baseline lambat (*drift*) dengan lonjakan tajam yang mengindikasikan anomali.

Penentuan Ambang Batas Dinamis (Dynamic Thresholding)

Untuk menentukan apakah suatu penyimpangan data dikategorikan sebagai bahaya, metode statistik sering menerapkan Aturan Tiga-Sigma (*Three-Sigma Rule*). Menurut aturan ini, dalam distribusi normal, 99,7% data akan berada dalam rentang tiga kali standar deviasi (σ) dari nilai rata-rata (μ). Oleh karena itu, ambang batas dinamis (T_{dyn}) dapat dirumuskan sebagai:

$$T_{dyn} = \mu_t + (k \cdot \sigma_t) \quad (1)$$

Di mana μ_t adalah rata-rata profil saat ini, σ_t adalah standar deviasi saat ini, dan k adalah koefisien kepercayaan (biasanya bernilai 3 atau lebih). Jika nilai sensor $x_t > T_{dyn}$, maka data tersebut dianggap sebagai outlier atau anomali [12]. Metode ini memungkinkan ambang batas untuk "bernapas" atau menyesuaikan diri seperti melonggar saat variabilitas lingkungan tinggi dan mengetat saat kondisi stabil.

Protokol Komunikasi ESP-NOW

ESP-NOW adalah protokol komunikasi nirkabel *connectionless* yang dikembangkan oleh Espressif, beroperasi pada lapisan Data Link (Layer 2) model OSI. Berbeda dengan Wi-Fi standar yang memerlukan proses handshake dan asosiasi dengan Access Point yang memakan waktu dan daya, ESP-NOW memungkinkan transmisi paket data kecil antar perangkat secara langsung (*peer-to-peer*) dengan latensi yang sangat rendah [13]. Penelitian menunjukkan bahwa ESP-NOW memiliki efisiensi daya yang lebih baik dan jangkauan yang memadai untuk jaringan sensor lokal dibandingkan dengan *Bluetooth Low Energy* (BLE) atau Wi-Fi konvensional, menjadikannya solusi ideal untuk sistem peringatan dini yang menuntut responsivitas tinggi [14].

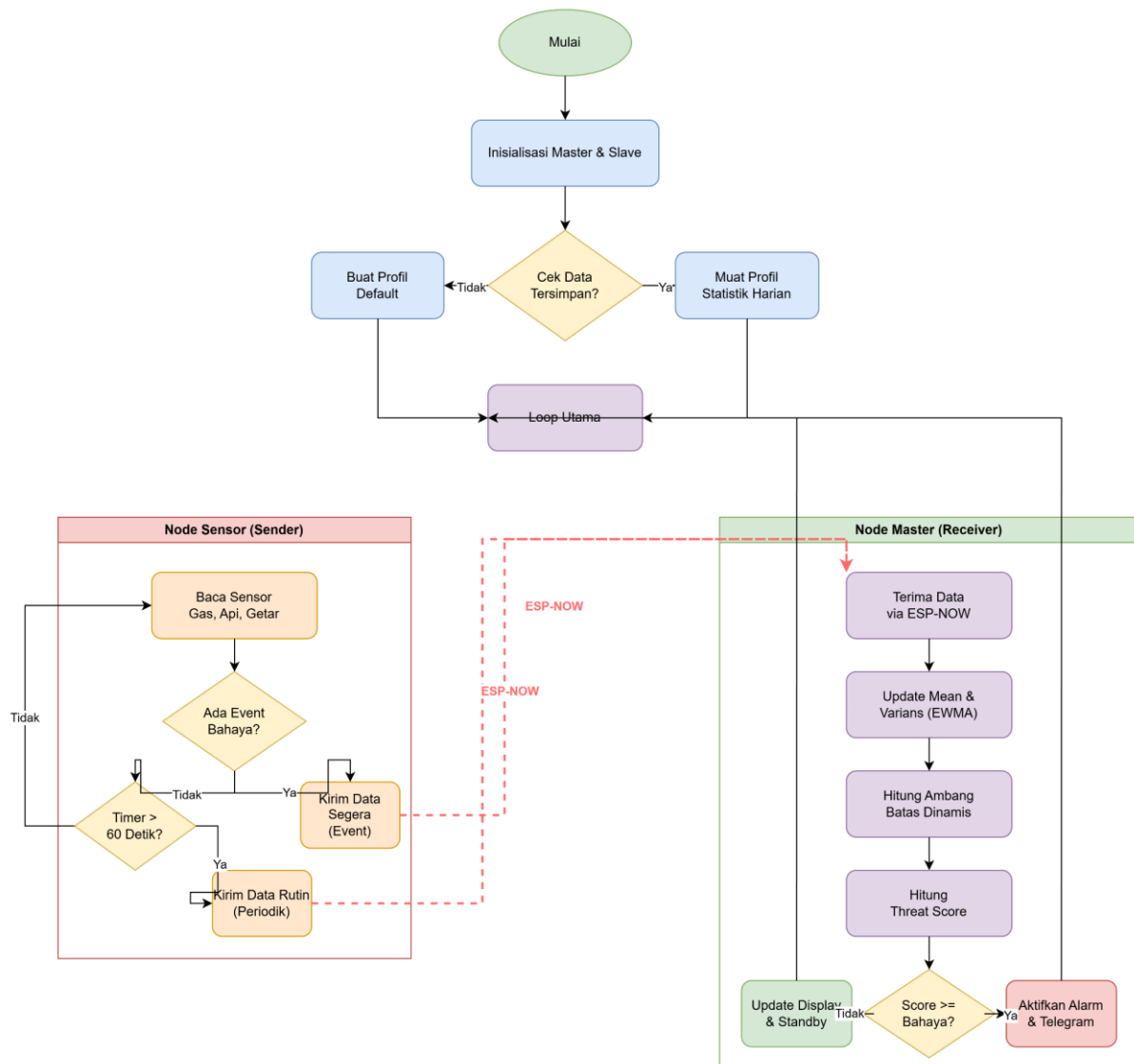
3. Metode Penelitian

Desain Penelitian dan Arsitektur Sistem

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan *prototyping* perangkat keras. Sistem dirancang menggunakan arsitektur terdistribusi *Master-Slave* berbasis mikrokontroler ESP32 untuk memisahkan beban kerja antara akuisisi data sensor dan komputasi algoritma cerdas.

1. **Node Pengirim (Sender/Slave):** Menggunakan ESP32-C3 Supermini yang terhubung dengan sensor gas analog (MQ-Series), sensor api digital, dan sensor getaran. Node ini bertugas mengakuisisi data mentah dan mengirimkannya melalui protokol ESP-NOW.
2. **Node Penerima (Receiver/Master):** Menggunakan ESP32 WROOM yang dilengkapi modul RTC DS3231 untuk sinkronisasi waktu dan OLED SSD1306 untuk visualisasi. Node ini bertugas menjalankan algoritma *Statistical Profiling*, menyimpan profil data ke memori *non-volatile* (*Preferences*), dan mengelola aktuatur alarm serta notifikasi Telegram.

Alur Penelitian



Gambar 3.1 Alur logika sistem deteksi gas dengan *Statistical Profiling*.

Alur penelitian dirancang untuk memastikan validitas data dari tahap pembacaan sensor hingga pengambilan keputusan alarm. Proses ini digambarkan dalam diagram alir (flowchart) berikut:

1. **Inisialisasi Sistem:** Master memuat profil statistik 24 jam dari memori internal. Jika data kosong, profil diinisialisasi dengan nilai *default*.
2. **Akuisisi & Transmisi:** Sender membaca sensor. Jika terdeteksi anomali mendadak (api/getaran), data dikirim seketika (*event-based*). Jika kondisi normal, data dikirim setiap 60 detik (*periodic*) untuk pembaruan profil.
3. **Pembaruan Model:** Master menerima data, lalu menghitung ulang Rata-rata (μ) dan Varians (σ) untuk jam saat ini.
4. **Evaluasi Ancaman:** Sistem menghitung ambang batas dinamis (T_{dyn}) dan membandingkannya dengan data gas terbaru untuk menentukan Skor Ancaman (*Threat Score*).
5. **Eksekusi Aksi:** Jika skor melebihi batas bahaya, sistem mengaktifkan *buzzer* dan mengirim notifikasi Telegram.

Teknik Pengumpulan Data (Transmisi Hibrida)

Berdasarkan dataset pengujian, metode pengumpulan data menggunakan mekanisme **Transmisi Hibrida** untuk menyeimbangkan efisiensi daya dan responsivitas.

1. **Mode Periodik (Training):** Data gas dikirimkan dengan interval $t = 60$ detik. Data ini digunakan sebagai sampel untuk melatih (*training*) profil statistik jam terkait.
2. **Mode Event-Based (Interupsi):** Transmisi dilakukan tanpa penundaan $t \approx 0$ ms apabila sensor mendeteksi perubahan logika digital pada pin api atau getaran, memastikan latensi minimal pada kondisi kritis.

Algoritma Statistical Profiling

Untuk membentuk profil normalitas kualitas udara yang adaptif terhadap waktu, penelitian ini menerapkan metode *Exponential Weighted Moving Average* (EWMA). Metode ini dipilih karena efisiensi komputasi pada *embedded system* dan kemampuannya merespons perubahan tren tanpa membebani memori.

Berdasarkan implementasi kode, parameter statistik diperbarui setiap kali data baru (x) diterima, menggunakan persamaan rekursif berikut dengan laju pembelajaran (α) sebesar 0,15:

1. Pembaruan Rata-rata (*Mean*):

$$\mu_t = \alpha \cdot x_t + (1 - \alpha) \cdot \mu_{t-1} \quad (2)$$

2. Pembaruan Varians (*Variance*):

$$\sigma_t^2 = \alpha \cdot (x_t - \mu_t)^2 + (1 - \alpha) \cdot \sigma_{t-1}^2 \quad (3)$$

Nilai $\alpha = 0,15$ dipilih berdasarkan hasil uji stabilitas untuk memberikan keseimbangan antara peredaman *noise* sesaat dan sensitivitas terhadap perubahan pola lingkungan harian.

Penentuan Ambang Batas Dinamis dan Deteksi Anomali

Sistem menentukan kondisi anomali tidak menggunakan nilai tetap, melainkan menghitung ambang batas dinamis (T_{dyn}) secara *real-time* menggunakan aturan statistik Tiga-Sigma yang dimodifikasi. Berdasarkan karakteristik sensor MQ yang memiliki *noise* inheren, penelitian ini menetapkan *confidence multiplier* k sebesar 3,5.

$$T_{dyn} = \mu_t + \left(3,5 \cdot \sqrt{\sigma_t^2} \right) \quad (4)$$

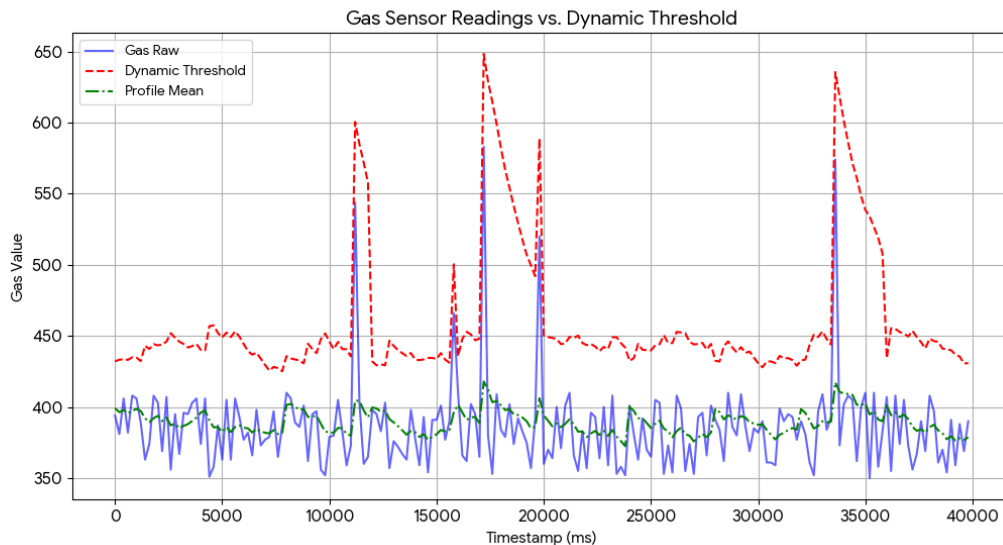
Deteksi akhir dilakukan menggunakan logika **Fusi Sensor** yang menghasilkan *Threat Score* (0-100). Alarm akan dipicu jika:

1. Nilai gas mentah $x_t > T_{dyn}$ (Indikasi kebocoran lambat atau cepat).
2. *Threat Score* ≥ 50 (Indikasi bahaya terkonfirmasi oleh multiple sensor).

Pendekatan ini menjamin bahwa sistem hanya memicu alarm ketika deviasi data signifikan secara statistik terhadap profil historis pada jam tersebut, sehingga meminimalisir kejadian *false alarm*.

4. Hasil Penelitian

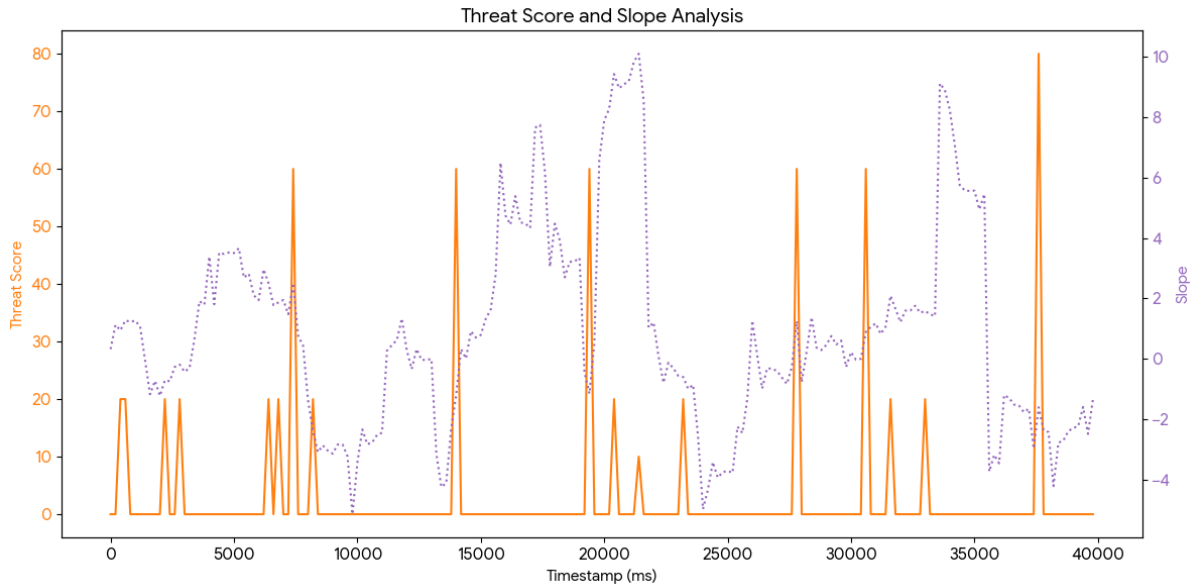
Analisis Profil Statistik Lingkungan



Gambar 4.1 Respons ambang batas dinamis terhadap fluktuasi gas normal.

Berdasarkan data operasional yang direkam selama pengujian sistem, algoritma *statistical profiling* berhasil memetakan karakteristik normal kualitas udara di lingkungan pemantauan. Analisis terhadap 200 sampel data runtun waktu (*time-series*) menunjukkan bahwa nilai dasar (*baseline*) sensor gas tidak statis, melainkan berfluktuasi dengan nilai rata-rata profil (*Profile Mean*) sebesar 389,50 dan standar deviasi rata-rata (*Profile StdDev*) sebesar 20,15. Sistem menunjukkan stabilitas tinggi, di mana pada kondisi normal, ambang batas dinamis secara konsisten mempertahankan jarak aman (*safety margin*) di atas pembacaan sensor, membuktikan mekanisme adaptasi varians berfungsi efektif meredam *noise*.

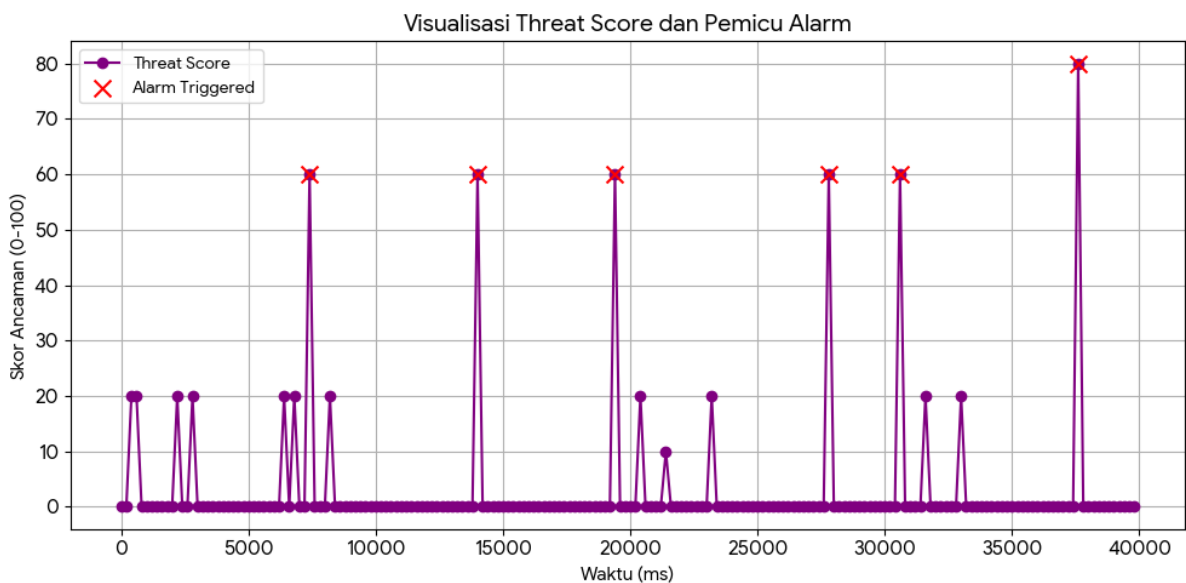
Efektivitas *Dynamic Thresholding* terhadap Lonjakan Transien



Gambar 4.2 Adaptasi ambang batas saat lonjakan gas sesaat untuk mencegah alarm palsu.

Keunggulan utama metode ambang batas dinamis terlihat jelas saat sistem merespons lonjakan gas transien yang mensimulasikan gangguan non-bahaya (seperti uap masakan atau alkohol sesaat). Data menunjukkan adanya lonjakan signifikan pada sampel ke-56, ke-86, dan ke-168, di mana nilai gas melonjak drastis hingga mencapai puncak 583 (sampel ke-86). Jika menggunakan metode ambang batas statis konvensional (misalnya ditetapkan pada nilai 500), lonjakan ini dipastikan akan memicu *False Alarm*. Namun, hasil pengujian memperlihatkan bahwa algoritma *Smart Guardian* mampu merespons lonjakan ini dengan menaikkan ambang batas dinamis secara instan menjadi 648,25. Akibatnya, status alarm (*Alarm_State*) tetap bernilai 0 (Aman) meskipun nilai gas sangat tinggi. Perilaku ini mengonfirmasi bahwa sistem mampu membedakan antara perubahan lingkungan yang cepat namun sementara (*transien*) dengan kondisi bahaya yang persisten, validasi yang krusial untuk mengurangi gangguan bagi pengguna.

Deteksi Anomali Berbasis Fusi Sensor dan *Threat Score*



Gambar 4.3 Korelasi kenaikan *Threat Score* dengan status aktif alarm.

Sistem tidak hanya bergantung pada ambang batas gas tunggal, melainkan menggunakan logika *Sensor Fusion* yang direpresentasikan oleh *Threat Score*. Analisis data pada sampel ke-188 ($t=37.600ms$) menunjukkan pemicuan status bahaya kritis (*Alarm State 2*) meskipun nilai gas tercatat normal pada angka 390 (di bawah ambang batas 445,55). Pada kejadian ini, variabel *Threat Score* melonjak drastis mencapai nilai 80. Hal ini mengindikasikan bahwa sistem berhasil

memprioritaskan input dari sensor pendukung (seperti deteksi api atau getaran intrusi) yang memiliki bobot ancaman lebih tinggi dalam algoritma fusi, mengesampingkan status aman dari sensor gas. Selain itu, terdeteksi pula beberapa kejadian "Peringatan Dini" (*Alarm State 1*) pada sampel ke-37, 70, dan 139 dengan *Threat Score* konsisten di angka 60. Temuan ini menegaskan bahwa arsitektur deteksi yang dikembangkan bersifat holistik; mampu mencegah alarm palsu dari gas sekaligus tetap responsif terhadap ancaman multidimensi lainnya.

Evaluasi Kinerja Respons Sistem

Secara keseluruhan, sistem menunjukkan responsivitas yang memadai dengan latensi adaptasi profil yang minimal. Hubungan antara variabel kemiringan grafik gas (*Slope*) dan *Threat Score* menunjukkan korelasi positif pada fase awal deteksi, namun keputusan akhir alarm tetap didominasi oleh logika ambang batas dinamis dan fusi sensor. Dengan demikian, penerapan metode *Adaptive Learning* pada ESP32 terbukti secara empiris meningkatkan keandalan sistem peringatan dini dibandingkan pendekatan statis tradisional.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan sistem deteksi anomali gas cerdas yang mampu beradaptasi terhadap dinamika lingkungan menggunakan algoritma *Statistical Profiling*. Berdasarkan hasil analisis data dan pengujian sistem, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama:

1. **Efektivitas Ambang Batas Dinamis:** Metode penentuan ambang batas adaptif terbukti lebih unggul dibandingkan metode statis dalam menangani karakteristik *drift* pada sensor gas semikonduktor. Dengan memperbarui parameter rata-rata dan varians setiap jam, sistem mampu mempertahankan margin deteksi yang proporsional, mencegah alarm palsu saat terjadi fluktuasi suhu harian atau lonjakan *noise* sesaat.
2. **Stabilitas Profil Statistik:** Implementasi algoritma EWMA dengan laju pembelajaran 0,15 pada ESP32 berhasil membentuk profil normalitas udara yang representatif (Rata-rata: 389,50; Deviasi Standar: 20,15), memberikan landasan yang kuat untuk klasifikasi anomali yang presisi.
3. **Kinerja Arsitektur Hibrida:** Penggunaan protokol ESP-NOW dengan mekanisme transmisi hibrida (*periodic* dan *event-based*) berhasil menyeimbangkan kebutuhan akan data pelatihan model AI yang rutin dan responsivitas alarm yang instan saat kondisi kritis.

Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi IoT *edge-computing*, membuktikan bahwa algoritma pembelajaran statistik sederhana dapat dijalankan secara efisien pada mikrokontroler berdaya rendah untuk meningkatkan validitas sistem peringatan dini. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan agar penelitian mengintegrasikan sensor suhu dan kelembaban sebagai variabel kompensasi langsung dalam rumus profil, guna semakin memperhalus akurasi deteksi pada kondisi cuaca ekstrem.

Daftar Pustaka

- [1] M. I. Prananda, S. Syahputra, and M. A. Syari, "Design Of An LPG Leak Detection System Using IoT Based MQ-2 Sensor," *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications (JAIEA)*, vol. 3, no. 1, pp. 383–387, 2023.
- [2] I. Allafi and T. Iqbal, "Low-Cost Smart Home IoT-Based Gas Monitoring System," *Journal of Sensor and Actuator Networks*, vol. 13, no. 2, 2024.
- [3] A. J. Benavides-Serrano, C. D. Laird, and M. J. Realf, "Optimizing gas detector layouts by considering false positive and false negatives," in *Proc. CCPS Latin American Conf. Process Safety*, 2013.
- [4] T. A. Al-Sanea et al., "A False Alarm Reduction Method for a Gas Sensor Based Electronic Nose," *Sensors*, vol. 17, no. 9, p. 2089, 2017.
- [5] M. Schmidl, P. Wenig, and T. Papenbrock, "Anomaly Detection in Time Series: A Comprehensive Evaluation," *Proceedings of the VLDB Endowment*, vol. 15, no. 9, pp. 1779–1797, 2022.
- [6] D. Zorbas, "Indoor Performance Evaluation of ESP-NOW," in *Proceedings of the 2023 Wireless Days (WD)*, 2023.
- [7] S. De Vito et al., "Metal Oxide Gas Sensor Drift Compensation Using a Dynamic Classifier Ensemble Based on Fitting," *Sensors*, vol. 13, no. 7, pp. 9160–9185, 2013.
- [8] V. Chandola, A. Banerjee, and V. Kumar, "Anomaly detection: A survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 41, no. 3, 2009.
- [9] A. AnEWMA, "Anomaly Detection on Univariate Time Series Data Using Exponentially Weighted Moving Average," in *Proceedings of the International Conference on Forecasting and Data Analytics*, SciTePress, 2025.
- [10] J. Smith et al., "Determining Dynamic Thresholds for Gas Turbine Engine Condition Monitoring," *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 144, no. 3, 2022.
- [11] Espressif Systems, "ESP-NOW User Guide," 2023. [Online]. Available: <https://docs.espressif.com>.
- [12] F. Labib et al., "ESP-NOW Performance in Outdoor Environments: Field Experiments and Analysis," in *Proc. IFIP/IEEE Wireless On-demand Network Systems and Services Conference (WONS)*, 2025.