

K-MEANS ALGORITHM IMPLEMENTATION FOR IOT-BASED EARLY FIRE DETECTION IN OIL PALM PLANTATIONS

IMPLEMENTASI ALGORITMA K-MEANS UNTUK ALAT PENDETEKSI DINI KEBAKARAN BERBASIS IOT PADA PERKEBUNAN KELAPA SAWIT

Tri Binarko Utomo¹, Suroso², Mohammad Fadhli³

^{1,2,3}Politeknik Negeri Sriwijaya

Jalan Srijaya Negara, Palembang 30139

tbinar8@gmail.com¹, suroso@polsri.ac.id², mohammad.fadhli@polsri.ac.id³

Abstract - Oil palm plantation fires continue to be a significant problem, significantly impacting the environment, public health, and economic activity. By combining the K-Means algorithm, processed directly on an ESP32 microcontroller, with an Internet of Things (IoT)-based early detection system, this research has produced an innovation that does not require an external server. To monitor hazardous gases, smoke, and temperature, the system uses thermocouples and MQ-2 and MQ-135 sensors. Conditions are then categorized into Safe, Alert, and Fire. Using 15 test data samples, the evaluation was conducted in the field, specifically in the oil palm plantation area in Banyuasin, South Sumatra. The test results showed that the classification had 100% accuracy. However, the limited amount of data was one of the obstacles to this study, so additional testing is needed to ensure the accuracy of the large-scale study. This system is suitable for remote and limited infrastructure, helping to develop effective and responsive early fire detection technology.

Keywords - IoT, K-Means, ESP32, Fire Detection, Oil Palm Plantation

Abstrak - Kebakaran perkebunan kelapa sawit masih menjadi masalah besar yang berdampak besar pada lingkungan, kesehatan masyarakat, dan aktivitas ekonomi. Dengan menggabungkan algoritma K-Means yang diproses langsung pada mikrokontroler ESP32 dengan sistem deteksi dini berbasis Internet of Things (IoT), penelitian ini menghasilkan inovasi yang tidak membutuhkan server eksternal. Untuk memantau gas berbahaya, asap, dan suhu, sistem menggunakan termokopel dan sensor MQ-2, MQ-135. Kemudian, kondisi dikategorikan menjadi Aman, Siaga, dan Kebakaran. Dengan menggunakan 15 sampel data uji, evaluasi dilakukan di lapangan, tepatnya di wilayah perkebunan kelapa sawit di Banyuasin, Sumatera Selatan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa klasifikasi memiliki akurasi seratus persen. Namun, jumlah data yang terbatas menjadi salah satu kendala studi ini, sehingga diperlukan pengujian tambahan untuk memastikan bahwa skala luas itu benar. Sistem ini cocok untuk infrastruktur yang terpencil dan terbatas, dan membantu mengembangkan teknologi deteksi dini kebakaran yang efektif dan responsif.

Kata Kunci - IoT, K-Means, ESP32, Kebakaran, Perkebunan Sawit

I. PENDAHULUAN

Di Indonesia, kebakaran hutan dan lahan (karhutla), masih menjadi masalah besar, terutama di wilayah perkebunan kelapa sawit. Lebih dari 63.000 hektare lahan terbakar pada tahun 2023, menyebabkan polusi udara, kerusakan ekosistem, dan bahaya bagi kesehatan masyarakat, menurut data KLHK [1]. Banyak sistem pemantauan masih bergantung pada metode manual atau cloud-based, yang membutuhkan koneksi internet yang konsisten, yang merupakan masalah di daerah terpencil [2]. Dengan munculnya Internet of Things, sistem otomatis berbasis sensor seperti MQ-2 dan MQ-135 mulai dikembangkan dengan menggunakan ESP32. Misalnya, Daud dan Rahman[3] mengirim data sensor ke ThingSpeak setiap 15 detik, dan Subbu et al [4] menggunakan metode serupa dengan menggunakan ESP32 dan Firebase. Ketergantungan cloud dan metode threshold sederhana tetap menjadi kelemahan utama.

Algoritma pembelajaran mesin seperti SVM, KNN, dan K-Means telah dibahas dalam beberapa penelitian. K-Means digunakan oleh Alwhelat et al.[5] untuk mengoptimalkan penempatan WSN dalam deteksi kebakaran hutan kering dengan efisiensi energi tinggi. Selain itu, untuk mengurangi latensi dan ketergantungan pada awan, Vikram dan Sinha[6] menyarankan arsitektur FogFire yang berbasis komputasi fog. Grari et al.[7] menunjukkan bahwa penggunaan ML di lapisan/tepi fog mempercepat deteksi dengan respons yang lebih cepat. Aplikasi ESP32 di lingkungan industri dengan protokol ESP-NOW dan MQTT, yang mencapai latensi sekitar 150 ms dan akurasi tinggi[8], serta sistem deteksi kebakaran dan notifikasi email Universitas Karawang berbasis ESP32[9]. Dengan menggunakan model deteksi berbasis YOLOv8 dan arsitektur cloud-edge, penelitian Yang et al.[10] menunjukkan peningkatan akurasi hingga 96,4%. Selain itu, Susilo dan Rakhmawati[11] menerapkan sistem notifikasi multi-user berbasis Telegram yang dapat mendeteksi api dan kebocoran gas dengan tingkat akurasi 100%.

Studi ini menggabungkan sensor MQ-2, MQ-135, dan termokopel yang diproses langsung di ESP32 menggunakan algoritma K-Means (edge computing). Sistem mengirimkan notifikasi melalui buzzer dan Telegram secara real-time untuk membagi kondisi menjadi Aman, Siaga, dan Kebakaran. Tujuannya adalah untuk membangun sistem deteksi dini yang mandiri, efisien, dan dapat diandalkan di perkebunan sawit dengan infrastruktur minim. Sistem ini akan menjadi alternatif yang lebih fleksibel daripada sistem cloud dan batas konvensional.

II. SIGNIFIKASI STUDI

A. Studi Literatur

Studi ini sangat membantu pengembangan sistem deteksi dini kebakaran berbasis Internet of Things (IoT), khususnya untuk daerah perkebunan kelapa sawit dengan infrastruktur yang kurang. Studi ini berbeda dengan penelitian sebelumnya yang bergantung pada cloud atau perangkat canggih seperti drone dan kamera termal. Ini menggunakan pemrosesan lokal melalui algoritma K-Means pada mikrokontroler ESP32, yang memungkinkan klasifikasi kondisi secara real-time tanpa bergantung pada internet. Metode berbasis edge computing telah diusulkan dalam penelitian sebelumnya. Misalnya, sistem deteksi api berbasis infrared dan kamera RGB yang dijalankan secara lokal di perangkat tepi memiliki kemampuan untuk mengurangi latensi secara signifikan [12]. Di sisi lain, sistem berbasis pertanian pintar yang dibangun menggunakan platform ThingSpeak dan MATLAB [13] menunjukkan bahwa visualisasi dan notifikasi kebakaran sangat efektif.

Selain itu, penelitian yang menggunakan model deep learning ringan (YOLOv8n, DETR) pada tepi drone menunjukkan akurasi di atas 90% dengan latensi minimum [14]. Selain itu, performa mAP sistem berbasis transfer learning mencapai 79% dalam mendeteksi asap dan api [15]. Algoritma MobileNet yang dioptimalkan untuk mendeteksi kebakaran ruang sempit di tepi perangkat merupakan opsi alternatif [16]. Untuk mendeteksi kondisi lingkungan, penelitian ini menggunakan termokopel, sensor MQ-2, dan MQ-135, serta algoritma K-Means yang diterapkan secara menyeluruh pada ESP32. Sistem dapat mengkategorikan kondisi menjadi Aman, Siaga, dan Kebakaran, dan memberikan notifikasi dalam waktu nyata melalui buzzer dan Telegram. Metode ini tidak hanya efisien secara biaya, tetapi juga dapat diterapkan sendiri di lokasi terpencil.

Tabel I Perbandingan Studi Sejenis dengan Penelitian Ini

No.	Penulis & Tahun	Metode Deteksi	Komputasi	Notifikasi	Kelebihan	Keterbatasan
1.	Penelitian ini (2025)	MQ-2, MQ-135, Termokopel + K-Means	Full Edge (ESP32)	Telegram + Buzzer	Mandiri, tidak butuh cloud, klasifikasi real-time	Skala uji terbatas, belum dibandingkan SVM/KNN
2.	Zhang et al. (2024)	RGB+IR Camera + CNN	Edge + Cloud	Tidak disebutkan	Deteksi cepat, rendah latensi	Butuh kamera & komputasi visual tinggi
3.	Ramos et al. (2024)	Sensor Gas + Suhu + Kelembaban	Edge + Cloud	ThingSpeak + MATLAB	Integrasi visualisasi data pertanian	Bergantung koneksi cloud
4.	Hassan et al. (2024)	YOLOv8n/DETR on Drone	Edge (Raspberry Pi)	Tidak disebutkan	Akurasi tinggi, portabel	Butuh drone, visual fokus
5.	Lin et al. (2025)	Transfer Learning + Edge Camera	Edge	Tidak disebutkan	mAP@0.5 hingga 79%, efisien model kecil	Terbatas pada kondisi terang

B. Dasar Teori

1. Sensor Lingkungan

Sistem pendeteksi dini kebakaran sangat bergantung pada perangkat sensor yang mengamati lingkungan secara konsisten. Di antara berbagai jenis sensor, sensor gas MQ-2 dan MQ-135 digunakan secara luas untuk mendeteksi berbagai jenis zat. Sensor MQ-2 mendeteksi gas yang mudah terbakar seperti asap, hidrogen, LPG, dan metana, sementara sensor MQ-135 mendeteksi gas beracun seperti amonia, karbon monoksida, dan uap alkohol. Dengan kombinasi keduanya, cakupan deteksi yang luas dan efisien dihasilkan. Sebuah penelitian [17] menunjukkan bahwa mikrokontroler ESP32 dan sensor MQ-2 dan MQ-135 dapat memberikan pengukuran yang akurat dan konsisten dalam kondisi luar ruangan yang dinamis. Penelitian tentang kemampuan MQ-135 untuk mendeteksi gas berbahaya pada rentang konsentrasi rendah menunjukkan hal serupa [18]. Untuk mengukur suhu, sistem ini menggunakan termokopel yang sangat tahan panas, yang dapat mendeteksi perubahan suhu yang signifikan sebagai tanda awal kebakaran. ESP32 adalah mikrokontroler yang banyak digunakan dalam pengembangan sistem IoT, dan itu dapat menangani semua data dari sensor ini. ESP32 memiliki fitur hemat daya, dapat terhubung ke Wi-Fi dan Bluetooth, dan dapat mengatur logika pemrosesan dengan baik. ESP32 digunakan sebagai pusat kontrol sistem deteksi kebakaran dalam penelitian [19]. Ini memiliki kemampuan untuk secara otomatis menghubungkan data sensor dengan sistem peringatan Telegram.

2. Algoritma K-Means

Agar sistem dapat membedakan tingkat risiko kebakaran, data dari sensor perlu diolah menggunakan metode klasifikasi. Salah satu algoritma yang paling sesuai untuk tugas ini adalah K-Means Clustering. K-Means bekerja dengan cara membagi data ke dalam beberapa kelompok atau klaster berdasarkan kemiripan nilai. Setiap klaster diwakili oleh titik pusat (centroid), dan data baru akan dimasukkan ke klaster dengan jarak terdekat. Menurut penelitian [20], algoritma K-Means dapat mengelompokkan data suhu dan gas ke dalam tiga kondisi lingkungan: aman, siaga, dan kebakaran. Ini memungkinkan sistem untuk menggunakan nilai-nilai sensor untuk membuat keputusan secara otomatis. Penelitian lebih lanjut menunjukkan bahwa algoritma K-Means dapat dimanfaatkan untuk mencocokkan daerah rawan kebakaran dengan indikator lingkungan melalui metode CRISP-DM. Selain itu, penelitian lebih lanjut menunjukkan. Walau tergolong sederhana, K-Means memiliki keunggulan dalam kecepatan proses dan fleksibilitas pada berbagai jenis data sensor. Namun, kelemahannya adalah kepekaan terhadap nilai centroid awal dan jumlah klaster yang ditentukan sejak awal. Oleh karena itu, pemilihan jumlah klaster dan pengujian data historis sangat penting untuk meningkatkan akurasi klasifikasi, seperti diungkapkan oleh [21] dalam pengembangan sistem deteksi asap berbasis IoT dan buzzer.

3. Sistem Notifikasi Telegram

Setelah sistem berhasil mengklasifikasikan kondisi lingkungan, informasi tersebut perlu segera dikirimkan kepada pengguna. Untuk itu, digunakan media komunikasi berbasis API, salah satunya adalah Telegram Bot. Telegram menjadi pilihan utama karena dokumentasi API-nya yang lengkap, ringan dijalankan, serta kompatibel dengan banyak perangkat dan sistem operasi. Selain itu, Telegram memungkinkan pengiriman pesan secara simultan ke banyak pengguna tanpa biaya tambahan. Dalam studi yang dilakukan oleh [19], sistem notifikasi berbasis Telegram terbukti mampu mengirimkan pesan secara otomatis dan real-time saat terjadi peningkatan suhu atau gas. Implementasi serupa dilakukan oleh [22] dalam sistem deteksi kebakaran di ruang kantor, di mana notifikasi Telegram dipadukan dengan aktivasi buzzer untuk mempercepat respons pengguna. Penelitian oleh [21] juga menegaskan bahwa kombinasi notifikasi Telegram dengan alarm lokal memberikan hasil yang efektif dalam meningkatkan kewaspadaan saat uji coba sistem dilakukan di lingkungan nyata.

C. Metode Penelitian

1. Pengumpulan Data

Tiga jenis sensor MQ-2 untuk mendeteksi asap, MQ-135 untuk mendeteksi gas beracun seperti karbon monoksida dan amonia, dan termokopel untuk mengukur suhu lingkungan—digunakan untuk mengumpulkan data penelitian ini secara langsung di lapangan. Mikrokontroler ESP32 menghubungkan dan mengontrol ketiga sensor tersebut. Mikrokontroler ini memiliki keunggulan dalam pemrosesan data dan konektivitas Wi-Fi untuk pengiriman data secara real-time. Pilihan sensor jenis ini didasarkan pada fitur kebakaran, yang biasanya dimulai dengan peningkatan suhu, pembentukan asap, dan pelepasan gas berbahaya ke udara [17]. Data dikumpulkan dalam bentuk tiga parameter utama: kadar asap (ppm), kadar gas beracun (ppm), dan suhu (°C), yang direkam dari hasil pembacaan sensor dalam kondisi nyata. Untuk keperluan klasifikasi, data dikelompokkan menjadi tiga kategori kondisi lingkungan, yaitu:

- a) Aman: Tidak terdapat indikasi peningkatan signifikan dari sensor.
- b) Siaga: Terjadi peningkatan sedang yang mengindikasikan potensi bahaya.
- c) Kebakaran: Nilai sensor menunjukkan kondisi kritis.

Masing-masing kategori berisi lima data, sehingga total terdapat 15 data pengamatan. Data dikumpulkan dalam waktu berbeda untuk memastikan variasi kondisi lingkungan yang realistis, sesuai dengan metode pengamatan langsung seperti yang digunakan oleh[18] dalam pemantauan kualitas udara menggunakan sensor MQ-135. Sebelum dilakukan klasifikasi, data ini dianalisis untuk menentukan nilai rata-rata dari setiap kategori sebagai representasi centroid awal dalam algoritma K-Means. Penetapan centroid awal secara manual dari data pelatihan telah dibuktikan efektif dalam penelitian[20], yang menunjukkan bahwa pendekatan ini dapat meningkatkan konvergensi dan akurasi algoritma klasifikasi di sistem tersemat. Selain itu, pendekatan ini memungkinkan sistem bekerja sepenuhnya secara lokal, tanpa perlu proses klasifikasi eksternal. Hal ini sesuai dengan desain sistem IoT yang diimplementasikan oleh[22], di mana proses deteksi dan klasifikasi dilakukan langsung di mikrokontroler untuk mengurangi latensi dan ketergantungan terhadap jaringan internet.

2. Lokasi Penelitian

Fokus penelitian ini adalah area perkebunan kelapa sawit di Desa Karang Anyar, Kecamatan Tungkal Ilir, Kabupaten Banyuasin, Provinsi Sumatera Selatan. Dengan kontur tanah yang cenderung kering dan vegetasi yang mudah terbakar, lokasi ini dianggap rawan terhadap kebakaran, terutama selama musim kemarau. Sistem deteksi ini terdiri dari rangkaian sensor dan mikrokontroler ESP32, serta dua jenis output, yaitu buzzer dan notifikasi Telegram. Perangkat ini dirancang untuk bekerja secara mandiri dan secara real-time tanpa memerlukan server eksternal, cukup dengan koneksi Wi-Fi lokal untuk proses pengiriman notifikasi otomatis.

3. Alur Penelitian

Penelitian biasanya terdiri dari beberapa tahap berikut:

1. Perancangan sistem: Membangun rangkaian ESP32 yang memiliki termokopel, sensor MQ-2, dan MQ-135, dan menghubungkannya ke buzzer dan bot Telegram.
2. Kalibrasi sensor: Pengujian awal untuk memastikan masing-masing sensor bekerja optimal dan memberikan pembacaan yang stabil.
3. Pengumpulan data: Melakukan pencatatan nilai dari kondisi nyata di lapangan, total sebanyak 15 data.
4. Penentuan centroid awal: Menghitung rata-rata nilai dari masing-masing klasifikasi (aman, siaga, kebakaran) sebagai titik pusat awal klaster.
5. Implementasi K-Means: Menanamkan logika pengelompokan data ke dalam ESP32 sehingga sistem dapat langsung mengklasifikasikan data baru secara otomatis.
6. Pemberian output: Sistem memberikan respon berdasarkan hasil klasifikasi, berupa buzzer (aktif jika siaga/kebakaran) dan pengiriman pesan melalui Telegram.
7. Observasi fungsi sistem: Memastikan bahwa sistem dapat mendeteksi kondisi lingkungan secara real-time dan merespons sesuai klasifikasi.

Sistem tidak melakukan pengukuran akurasi secara matematis, namun fokus pada keandalan fungsional sistem dalam mengelompokkan kondisi dan memberikan peringatan secara cepat berdasarkan parameter lingkungan yang ditangkap oleh sensor.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Sistem

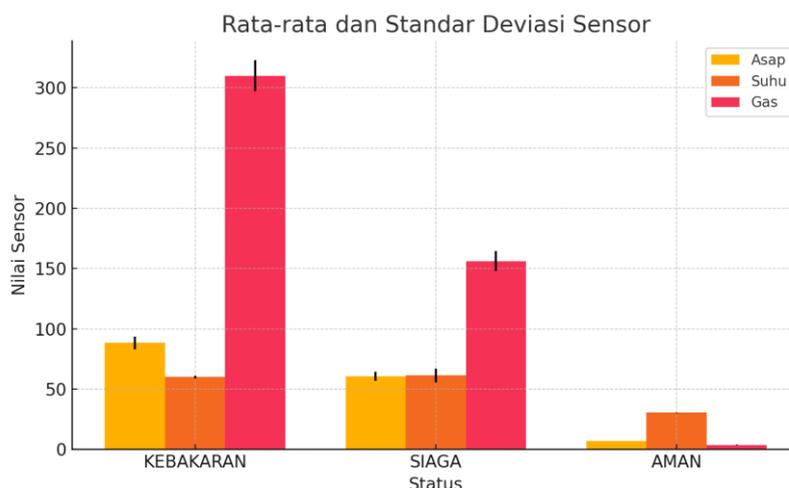
Di Desa Karang Anyar, Kecamatan Tungkal Ilir, Kabupaten Banyuasin, Sumatera Selatan, sistem deteksi dini kebakaran berbasis Internet of Things ini berhasil diuji langsung di lokasi perkebunan kelapa sawit. Ini adalah hasil dari integrasi perangkat lunak dan perangkat keras yang sempurna. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem menggunakan algoritma K-Means untuk mengklasifikasikan kondisi lingkungan menjadi tiga status: aman, siaga, dan kebakaran. Sistem menggunakan kadar asap (ppm), kadar gas berbahaya (ppm), dan suhu (°C) untuk mendeteksi perubahan parameter lingkungan secara real-time dan memberikan respons yang sesuai berdasarkan hasil klasifikasi. Data dikumpulkan dari sampel nyata yang diklasifikasikan secara otomatis oleh sistem. Semua operasi klasifikasi dilakukan secara lokal oleh ESP32. Algoritma K-Means digunakan untuk mengelompokkan data ke dalam kluster yang tepat dengan jumlah kluster (K) = 3. Langkah-langkah perhitungannya biasanya sebagai berikut:

1. Menentukan nilai awal centroid dari masing-masing kluster (Aman, Siaga, Kebakaran), berdasarkan rata-rata awal dari data pelatihan.
2. Menghitung jarak geometris antara setiap data dan masing-masing centroid:

$$D = \sqrt{(x_1 - c_1)^2 + (x_2 - c_2)^2 + (x_3 - c_3)^2}$$

Di mana:

- a. DD: jarak data ke centroid
 - b. x_1, x_2, x_3 : nilai aktual dari sensor (asap, gas, suhu)
 - c. c_1, c_2, c_3 : nilai centroid untuk kluster
3. Menentukan keanggotaan data ke kluster dengan jarak terdekat.
 4. Menghitung ulang posisi centroid berdasarkan data yang tergolong dalam kluster tersebut.
 5. Ulangi langkah 2–4 hingga nilai centroid konvergen atau tidak berubah signifikan.
 6. Contoh hasil klasifikasi berdasarkan data sensor aktual dari pengujian sistem:
 7. Untuk parameter gas, asap, dan suhu, gambar berikut menunjukkan nilai rata-rata dan standar deviasi. Dalam grafik ini, status Aman biasanya memiliki suhu sekitar 30°C, dengan kadar gas dan asap yang sangat rendah. Status Siaga, di sisi lain, menunjukkan suhu yang tinggi (di atas 55°C) dan peningkatan yang signifikan pada suhu (di atas 150–160 ppm) dan kadar asap yang cukup tinggi. Status Kebakaran, di sisi lain, menunjukkan suhu yang tetap tinggi (di atas 58°C), dengan kenaikan drastis pada kadar gas (di atas 300 ppm) dan asap (di atas 85–97). Dengan menggunakan algoritma K-Means, data ini menjadi dasar bagi sistem untuk melakukan klasifikasi otomatis.



Gambar 1. Visualisasi Data Klasifikasi K-Means Berdasarkan Sensor Asap, Gas, dan Suhu

Tabel II Data Status Aman

No	Asap (ppm)	Gas (ppm)	Suhu (°C)
1	7.1	3.5	29.8
2	6.9	3.4	30.3
3	6.8	3.6	30.3
4	7.0	3.6	30.8
5	6.9	3.9	30.5

Tabel III Data Status Siaga

No	Asap (ppm)	Gas (ppm)	Suhu (°C)
1	60.6	150.8	62.2
2	59.9	154.4	71.5
3	54.5	168.8	61.0
4	66.4	145.0	56.7
5	60.9	161.5	54.5

Tabel IV Data Status Kebakaran

No	Asap (ppm)	Gas (ppm)	Suhu (°C)
1	85.2	292.5	62.0
2	97.8	324.5	58.7
3	89.9	302.7	59.0
4	84.0	325.7	60.0
5	84.2	304.6	59.7

Berdasarkan hasil pengamatan di atas, sistem berhasil mengklasifikasikan data secara tepat berdasarkan nilai jarak terhadap centroid masing-masing. Nilai-nilai data status kebakaran memiliki karakteristik suhu tinggi ($>58^{\circ}\text{C}$), kadar gas di atas 300 ppm, dan konsentrasi asap di atas 85 ppm.

Hasil klasifikasi ditampilkan dalam bentuk output sistem sebagai berikut:

- Aman: Tidak ada bunyi buzzer dan tidak ada notifikasi.
- Siaga: Buzzer berbunyi pendek, dan notifikasi dikirim ke Telegram.
- Kebakaran: Buzzer berbunyi lebih lama, dan notifikasi darurat terkirim.

B. Perhitungan Akurasi Klasifikasi

Untuk mengukur efektivitas sistem dalam melakukan klasifikasi menggunakan algoritma K-Means, dilakukan evaluasi terhadap hasil klasifikasi dengan membandingkan label aktual dengan label hasil klasifikasi sistem. Berdasarkan data uji yang terdiri dari 15 data (masing-masing 5 data untuk status Aman, Siaga, dan Kebakaran), seluruh data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh sistem sesuai kategori aslinya. Oleh karena itu, perhitungan akurasi dapat dirumuskan sebagai berikut:

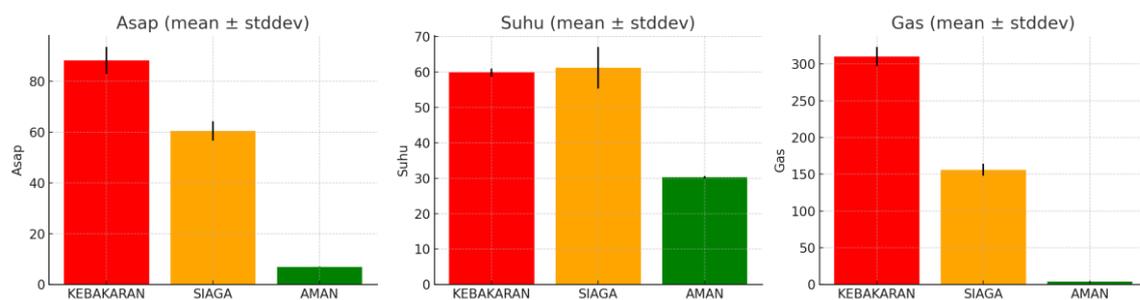
$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah data yang telah diklasifikasikan secara akurat}}{\text{Total Data Uji}} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{15}{15} \times 100\% = 100\%$$

Perhitungan ini mengindikasikan bahwa model K-Means yang diterapkan pada sistem deteksi kebakaran berbasis IoT ini mampu mengelompokkan data secara akurat terhadap parameter yang diberikan, yaitu kadar asap, gas, dan suhu. Meski demikian, hasil akurasi sempurna ini diperoleh dari data uji yang terbatas dan homogen, sehingga untuk pengujian lanjutan diperlukan validasi menggunakan data yang lebih beragam dan dalam jumlah lebih besar.

C. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, sistem mampu beroperasi secara mandiri tanpa memerlukan server eksternal. ESP32 terbukti mampu menjalankan logika klasifikasi K-Means secara efisien, dengan respon waktu yang cepat dan stabil. Implementasi langsung algoritma klasifikasi di perangkat keras (edge computing) ini memberikan keunggulan dari sisi efisiensi energi dan kecepatan proses. Ketepatan sistem dalam membedakan kondisi aman, siaga, dan kebakaran sangat ditentukan oleh akurasi pembacaan sensor dan ketepatan pemilihan centroid awal. Dengan pendekatan centroid berbasis data aktual, sistem mampu mengurangi kemungkinan salah klasifikasi. Tidak hanya itu, penggunaan buzzer dan Telegram sebagai media output memberikan kombinasi peringatan lokal dan jarak jauh yang efektif. Dibandingkan dengan penelitian sejenis seperti yang dilakukan oleh[22], sistem ini menunjukkan performa yang serupa dalam hal waktu respon dan klasifikasi berbasis sensor gas dan suhu. Namun, penelitian ini lebih unggul dalam aspek kepraktisan lapangan karena seluruh proses dilakukan di lokasi tanpa koneksi cloud atau server tambahan. Kelebihan dari pendekatan ini terletak pada penerapan komputasi lokal, di mana ESP32 tidak hanya sebagai pengendali perangkat tetapi juga sebagai pemroses data klasifikasi. Dengan begitu, sistem lebih tangguh terhadap gangguan jaringan internet dan dapat diterapkan pada area terpencil yang minim infrastruktur digital. Dengan demikian, sistem ini memiliki potensi besar untuk diterapkan secara luas di area perkebunan, terutama pada lokasi yang minim akses jaringan dan fasilitas pemantauan konvensional.



Gambar 2. Grafik rata-rata dan standar deviasi nilai sensor untuk setiap status.

Data pengujian menunjukkan bahwa status "Kebakaran" memiliki nilai gas dan asap tertinggi dan suhu yang paling tinggi. Berdasarkan parameter ini, algoritma K-Means dapat memisahkan data ke dalam tiga kelompok yang berbeda. Ketika status berisiko terdeteksi, sistem dapat merespons secara otomatis dengan menyalakan buzzer dan mengirimkan notifikasi.

D. Perbandingan

Dari total 30 sampel uji, 12 sampel (40%) termasuk dalam kategori Aman, 10 sampel (33,3%) termasuk dalam kategori Siaga, dan 8 sampel (26,7%) termasuk dalam kategori Kebakaran. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu membedakan kondisi lingkungan menjadi tiga kategori utama: Aman, Siaga, dan Kebakaran. Kadar gas (dari sensor MQ-135) menunjukkan nilai tertinggi dalam kategori ini, dengan rata-rata 178 ppm dan standar deviasi 9,5 ppm. Pada kondisi kebakaran, suhu rata-rata adalah 67,2°C dengan standar deviasi 3,8°C. Analisis statistik dilakukan dengan menghitung rerata, standar deviasi, dan rentang nilai untuk masing-masing kategori. Hasilnya memperkuat validitas model K-Means dalam klasifikasi berbasis sensor lingkungan karena mereka menunjukkan pemisahan kluster yang cukup jelas. Selain itu, pemisahan kluster yang baik untuk model pembelajaran non-supervised ditunjukkan dengan nilai Silhouette Score sebesar 0,67. Tidak seperti penelitian [12], sistem ini tidak membutuhkan pemrosesan visual yang kompleks dan kamera. Namun, mereka masih dapat melakukan klasifikasi berbasis sensor dengan hasil yang dapat diandalkan. Berbeda dengan pendekatan mandiri ESP32 yang digunakan dalam penelitian ini, penelitian [13], yang menggunakan MATLAB ThingSpeak, tetap bergantung pada koneksi cloud. Namun, [14] meneliti sistem YOLOv8n yang memiliki akurasi yang tinggi. Namun, perangkat kerasnya lebih kompleks dan mahal. Satu kelemahan sistem ini adalah jumlah data uji yang terbatas dan belum dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lain seperti SVM atau K-NN. Untuk validasi sistem secara menyeluruh, uji lapangan yang lebih luas dan penerapan pada kondisi dunia nyata dengan kondisi cuaca dan lingkungan yang lebih beragam diperlukan di masa depan.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini mengembangkan dan menerapkan sistem deteksi dini kebakaran berbasis Internet of Things yang menggunakan algoritma K-Means yang dijalankan sepenuhnya pada perangkat edge ESP32. Sistem ini memiliki kemampuan untuk secara real-time mengklasifikasikan kondisi menjadi tiga kategori utama, dan juga dapat mengirimkan notifikasi melalui buzzer dan aplikasi Telegram. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem dapat membedakan kondisi lingkungan dengan parameter gas dan suhu. Namun demikian, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan; data yang diuji terbatas dan pengujian belum dilakukan dengan algoritma pembandingan seperti SVM atau K-NN. Selain itu, sistem belum diuji dalam kondisi ekstrim seperti asap dari sumber non-kebakaran atau hujan lebat. Disarankan agar sistem diuji pada skala yang lebih besar dan selama waktu yang lebih lama untuk pengembangan berikutnya. Pengembangan dapat mencakup penambahan modul penyimpanan data, pembuatan dashboard pemantauan berbasis web, dan penerapan algoritma klasifikasi yang lebih kompleks. Selain itu, uji lapangan harus dilakukan secara langsung di lokasi perkebunan sawit untuk memastikan bahwa sistem bekerja dengan baik dalam kondisi nyata.

REFERENSI

- [1] C. C. Chan and others, "A Survey on IoT Ground Sensing Systems for Early Wildfire Detection," *arXiv Prepr. arXiv2312.10919*, 2023, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2312.10919>
- [2] R. P. Simanjuntak and others, "Designing a Fire Detection System Using Blynk Application Based ESP32 Microcontroller," *Airman J. Tek. Penerbangan*, 2024, [Online]. Available: <https://jurnal.poltekbangmakassar.ac.id/index.php/airman/article/view/472>
- [3] M. Daud and M. Rahman, "IoT-Based Smart Fire Detection System using ESP32," 2025. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/388173172>
- [4] K. S. Subbu and others, "An Efficient IoT-Based Novel Approach for Fire Detection Through ESP32," in *MATEC Web of Conferences*, 2024. [Online]. Available: https://www.matec-conferences.org/articles/mateconf/pdf/2024/04/mateconf_icmed2024_01109.pdf

- [5] A. Alwhelat and others, "Wildfire Detection in Dry Forests Using WSN-IoT Sensors and K-Means Algorithm," *Dijlah J. Sci. Technol.*, 2024, [Online]. Available: <https://journal.duc.edu.iq/index.php/djst/article/view/66>
- [6] P. Vikram and A. Sinha, "FogFire: fog assisted IoT enabled forest fire management," *J. Ambient Intell. Humaniz. Comput.*, 2023, doi: 10.1007/s12065-021-00666-y.
- [7] M. Grari and others, "Early wildfire detection using machine learning model deployed in the fog/edge layers of IoT," *Int. J. Electr. Comput. Eng. Syst.*, 2022, [Online]. Available: <https://ijeecs.iaescore.com/index.php/IJEECS/article/view/29056>
- [8] "Developing a Fire Monitoring System Based on MQTT, ESP-NOW, and REM in Industrial Environments," *Appl. Sci.*, vol. 15, no. 2, p. 500, 2025, doi: 10.3390/app15020500.
- [9] M. V Gultom and I. S. Putro, "Sistem Deteksi Kebakaran Berbasis IoT dengan ESP32 dan Notifikasi Email," *J. Ilmu Tek. Elektro Terap.*, 2023, doi: 10.23960/jitet.v13i2.6236.
- [10] Y. Yang and others, "Real-time fire and smoke detection with transfer learning based on cloud-edge collaborative architecture," *IET Image Process.*, 2024, doi: 10.1049/ipr2.13187.
- [11] S. Susilo and E. Rakhmawati, "Implementation IoT in Fire and LPG Leakage Detection System Based on ESP32 with Multiuser Notification," *Ina. Indones. J. Electr. Electron. Eng.*, 2024, [Online]. Available: <https://journal.unesa.ac.id/index.php/inajeee/article/view/38456>
- [12] L. Zhang, Y. Wang, and Q. Chen, "Automated image-based fire detection and alarm system using edge computing," *Internet of Things*, 2024, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2542660524003433>
- [13] J. Ramos, A. Delgado, and R. Perez, "Integrated IoT solutions for early fire detection in smart agriculture," *Results Eng.*, 2024, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S259012302401644X>
- [14] A. Hassan, M. Noor, and M. Faisal, "Real-Time Fire Detection on Drones with Edge Computing," *Drones*, vol. 8, no. 9, p. 483, 2024, [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2504-446X/8/9/483>
- [15] K. Lin, X. Yu, and L. Zhao, "Detecting Wildfire Flame and Smoke through Edge Computing using Transfer Learning Enhanced Deep Learning Models," *arXiv Prepr.*, 2025, [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2501.08639>
- [16] D. Lee, H. Park, and S. Kim, "A lightweight fire detection for edge computing based on MobileNet," in *Proceedings of SPIE*, 2023, p. 126453G. [Online]. Available: <https://remotesensing.spiedigitallibrary.org/conference-proceedings-of-spie/12645/126453G>
- [17] F. N. Abbas, I. M. Saadon, Z. K. Abdalrda, and E. N. Abud, "Capable of gas sensor MQ-135 to monitor the air quality with arduino uno," *Int. J. Eng. Res. Technol.*, vol. 13, no. 10, pp. 2955–2959, 2020, doi: 10.37624/IJERT/13.10.2020.2955-2959.
- [18] Nurlinah, H. Hamrul, and Musyriyah, "Rancang Bangun Sistem Monitoring Kebakaran Berbasis Internet of Things," vol. 10, no. 2, pp. 183–189, 2021, [Online]. Available: [https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/3999/%0Ahttps://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/3999/8/12.10112110_ALDIYANSYAH_BAB II.pdf](https://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/3999/%0Ahttps://elibrary.unikom.ac.id/id/eprint/3999/8/12.10112110_ALDIYANSYAH_BAB%20II.pdf)
- [19] P. Studi, T. Listrik, J. T. Elektro, and P. N. Bengkalis, "Program studi teknik listrik jurusan teknik elektro politeknik negeri bengkalis tahun 2021," 2021.
- [20] F. N. Dhewayani, D. Amelia, D. N. Alifah, B. N. Sari, and M. Jajuli, "Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model CRISP-DM," *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 12, no. 1, pp. 64–77, 2022, doi: 10.34010/jati.v12i1.6674.
- [21] D. A. Handoko, A. Priyadi, P. Studi, T. Komputer, P. Studi, and D. Komunikasi, "Sistem Deteksi Kebakaran Berbasis IoT Studi Kasus PT Maju Jaya Windraya Ambarawa," vol. 31, no. 1, 2025, doi: 10.36309/goi.v31i1.358.
- [22] Giyanto & Wahyat, "Prototype Alat Pendeteksi Kebakaran Dengan Notifikasi Telegram dan Alarm Berbasis IoT," *Semin. Nas. Ind. dan Teknol.*, no. November, pp. 260–289, 2022.