

## Prediksi polutan karbon monoksida menggunakan algoritma machine learning regresi linier berbasis sensor MQ-135 dan IoT di PT XYZ Bekasi

Putra Ramdhani\*, Umi Pratiwi, Hartono

Jurusan Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Jenderal Soedirman,  
Jl. DR. Soeparno No.61, Karangwangkal, Purwokerto Utara, Banyumas 53122

\*email: putra.ramdhani@mhs.unsoed.ac.id

**Abstrak** – Karbon monoksida (CO) merupakan polutan udara berbahaya yang sulit dideteksi tanpa alat khusus. Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem pemantauan CO berbasis sensor MQ-135 dan teknologi Internet of Things (IoT) guna melakukan pengukuran secara real-time serta memprediksi konsentrasinya menggunakan algoritma regresi linier. Sistem ini diterapkan di salah satu PT yang ada di Kawasan Industri MM2100, Bekasi, dengan data dikumpulkan menggunakan mikrokontroler ESP32 dan dikirim ke platform ThingSpeak, sementara faktor meteorologi seperti suhu, kelembapan, kecepatan angin, dan kondisi cuaca diperoleh dari Open Meteo sebagai variabel independen. Proses penelitian meliputi perancangan sistem, pengumpulan data, pemodelan regresi linier, serta evaluasi performa menggunakan RMSE, MSE, MAE, dan R-squared ( $R^2$ ). Hasil penelitian menunjukkan bahwa sensor MQ-135 memiliki standar deviasi sebesar 19,89 ppm akibat keterbatasan rentang deteksi maksimum 450 ppm, yang memengaruhi akurasi pengukuran. Selain itu, model prediksi berbasis regresi linier menghasilkan nilai R-squared sebesar 0,079 atau 7,9%, menunjukkan bahwa hubungan antara faktor meteorologi dan konsentrasi CO masih lemah, sebagian besar disebabkan oleh keterbatasan jumlah dan variasi data yang digunakan. Meskipun demikian, sistem ini tetap menunjukkan potensi dalam pemantauan polutan CO secara real-time. Peningkatan akurasi dapat dicapai melalui optimalisasi sensor, perluasan cakupan data, serta penerapan algoritma machine learning yang lebih kompleks agar sistem dapat memberikan prediksi yang lebih akurat dan andal dalam mendukung pemantauan konsentrasi CO.

**Kata Kunci:** Karbon Monoksida (CO), Sensor MQ-135, Polutan Udara, IoT, Prediksi CO, Machine Learning, Regresi Linier

*Abstract* – Carbon monoxide (CO) is a hazardous air pollutant that is difficult to detect without specialized equipment. This study aims to design a CO monitoring system based on the MQ-135 sensor and Internet of Things (IoT) technology to perform real-time measurements and predict its concentration using a linear regression algorithm. The system is implemented in one of the companies located in the MM2100 Industrial Area, Bekasi, with data collected using an ESP32 microcontroller and transmitted to the ThingSpeak platform, while meteorological factors such as temperature, humidity, wind speed, and weather conditions are obtained from Open Meteo as independent variables. The research process includes system design, data collection, linear regression modeling, and performance evaluation using RMSE, MSE, MAE, and R-squared ( $R^2$ ) metrics. The results show that the MQ-135 sensor has a standard deviation of 19.89 ppm due to its maximum detection range limitation of 450 ppm, affecting measurement accuracy. Additionally, the linear regression-based prediction model yields an R-squared value of 0.079 or 7.9%, indicating a weak relationship between meteorological factors and CO concentration, primarily due to the limited amount and variation of data used. Nevertheless, this system demonstrates potential for real-time CO pollutant monitoring. Accuracy improvements can be achieved through sensor optimization, expanded data coverage, and the application of more advanced machine learning algorithms to enhance the reliability of CO concentration predictions..

**Key words:** Carbon Monoxide (CO), MQ-135 Sensor, Air Pollutants, IoT, CO Prediction, Machine Learning, Linier Regression

### PENDAHULUAN

Kualitas udara yang buruk di daerah perkotaan dan industri menjadi permasalahan serius yang berdampak pada kesehatan dan lingkungan [1]. Bekasi, sebagai pusat industri terbesar di Asia Tenggara, mengalami peningkatan polusi udara, terutama karbon

monoksida (CO), akibat aktivitas industri dan transportasi [2][5]. CO merupakan gas berbahaya yang tidak berwarna dan tidak berbau, sehingga sulit dideteksi tanpa alat khusus [3]. Paparan CO yang tinggi dapat menyebabkan gangguan pernapasan, penyakit jantung, hingga kematian pada kelompok rentan [4]. Oleh karena itu, pemantauan dan prediksi

konsentrasi CO menjadi langkah penting dalam mitigasi polusi udara [6].

Prediksi konsentrasi CO menjadi langkah krusial karena sifat gas ini yang sangat beracun namun tidak memiliki warna maupun bau. Risiko kesehatan akibat paparan CO yang tinggi meliputi gangguan sistem pernapasan, kerusakan organ vital, dan kematian mendadak terutama pada kelompok rentan [4]. Sistem prediksi memungkinkan deteksi lebih awal sebelum konsentrasi gas mencapai tingkat yang membahayakan. Dengan memperkirakan tren polusi berbasis data historis dan faktor lingkungan, langkah mitigasi dapat dilakukan secara lebih tepat waktu. Hal ini menjadikan pendekatan prediktif sebagai pelengkap penting bagi sistem pemantauan real-time [2][4].

Monitoring kualitas udara umumnya dilakukan melalui pengukuran berkala dengan metode konvensional yang memiliki keterbatasan dalam deteksi dini pencemaran udara [1]. Jumlah sumber emisi yang besar serta cakupan wilayah yang luas mendorong perlunya sistem pemantauan yang lebih efisien berbasis teknologi untuk meningkatkan akurasi dan responsivitas dalam deteksi polutan [6]. Salah satu teknologi yang relevan dalam pemantauan kualitas udara adalah Internet of Things (IoT). Teknologi ini memungkinkan perangkat sensor berinteraksi dan mentransfer data melalui jaringan internet, sehingga kondisi udara dapat dipantau secara real-time dan gangguan dapat terdeteksi lebih awal tanpa harus melakukan inspeksi langsung [7].

Meskipun IoT memungkinkan pengukuran CO secara real-time, pengukuran semata tidak cukup untuk menghadapi variabilitas atmosfer yang kompleks. Konsentrasi CO sangat dipengaruhi oleh suhu, kelembapan, kecepatan angin, dan kondisi cuaca lainnya. Misalnya, pada cuaca dingin, fenomena inversi termal dapat menyebabkan akumulasi CO di permukaan tanah dan meningkatkan risiko paparan [8][9]. Sistem prediktif berbasis model matematis diperlukan untuk mengantisipasi kondisi-kondisi tersebut. Dengan demikian, prediksi memberikan keunggulan dalam perencanaan dan mitigasi dini terhadap paparan polutan.

Berdasarkan latar belakang di atas, pada jurnal ini disampaikan pengembangan sistem pemantauan CO berbasis IoT menggunakan sensor MQ-135 yang terintegrasi dengan algoritma regresi linier untuk memprediksi persebaran polutan di wilayah industri Bekasi.

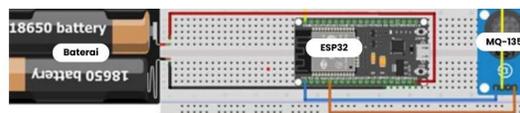
Sistem ini dirancang agar dapat mengumpulkan, mengolah, dan menampilkan data secara real-time melalui platform ThingSpeak. Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan sistem pemantauan kualitas udara berbasis IoT serta mengevaluasi performa sistem dalam mendeteksi konsentrasi CO. Teknologi ini diharapkan dapat membantu dalam mitigasi polusi udara dengan menyediakan informasi yang akurat dan cepat, sehingga langkah preventif dapat dilakukan lebih efektif.

Selain itu, algoritma machine learning seperti regresi linier digunakan untuk memodelkan hubungan antara faktor meteorologi dan konsentrasi CO berdasarkan data historis. Pada penelitian ini, regresi linier diterapkan secara terpisah setelah pengumpulan data bulan November selesai dilakukan. Model ini bertujuan mengidentifikasi pola hubungan antar variabel guna menghasilkan prediksi konsentrasi CO di bulan Desember [6]. Studi sebelumnya menunjukkan bahwa regresi linier cukup efektif dalam menghasilkan prediksi awal dengan kompleksitas komputasi yang rendah [7]. Oleh karena itu, pendekatan ini dimanfaatkan sebagai langkah awal dalam membangun sistem prediktif berbasis data pemantauan CO secara real-time.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu perancangan sistem monitoring CO, pengumpulan data konsentrasi CO dan meteorologi, pemodelan prediksi CO, evaluasi model prediksi CO, dan visualisasi hasil prediksi CO.

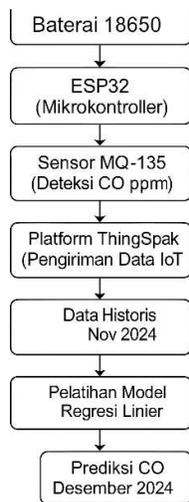
Komponen yang dibutuhkan dalam perancangan sistem monitoring CO meliputi ESP32 sebagai mikrokontroler, sensor gas MQ-135 untuk mendeteksi konsentrasi polutan CO, dan baterai Li-18650 sebagai objek penelitian. Adapun rancangan skema rangkaian sistem monitoring CO ditunjukkan pada **Gambar 1**.



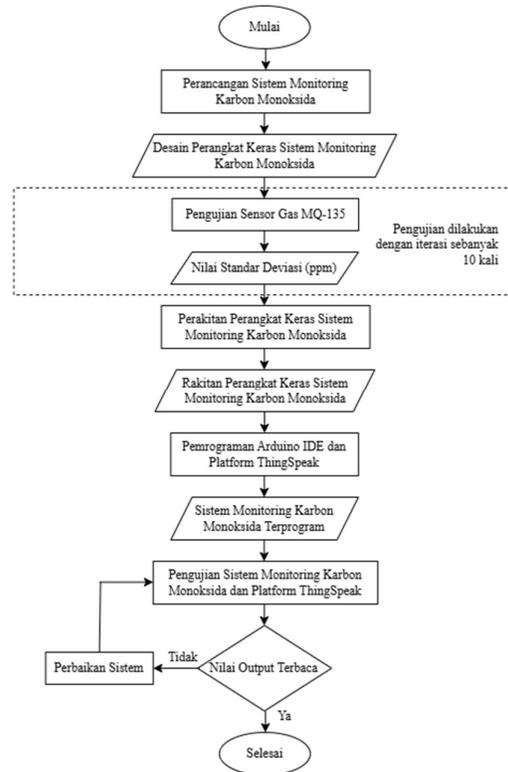
**Gambar 1.** Wiring Komponen Sistem Monitoring Polutan CO

Secara singkat, sistem monitoring karbon monoksida (CO) berbasis IoT dirancang menggunakan sensor MQ-135 dan

mikrokontroler ESP32 yang terintegrasi dengan platform ThingSpeak untuk pengumpulan dan transmisi data secara real-time seperti yang ditunjukkan oleh diagram blok pada **Gambar 2**. Sensor MQ-135 mendeteksi konsentrasi CO di lingkungan industri, kemudian data yang diperoleh dikirimkan ke ESP32 untuk diproses. Hasil pengukuran ditransmisikan ke ThingSpeak dan dapat dipantau secara jarak jauh melalui perangkat seperti *smartphone*. Pengembangan sistem ini dilakukan secara iteratif menggunakan metode Agile untuk memastikan penyempurnaan fitur berdasarkan umpan balik dari setiap tahap pengujian. Selain itu, hasil pengukuran CO dibandingkan dengan data uji emisi CO dari alat *Emission Gas Analyzer* di bengkel sebagai kalibrator untuk mengevaluasi standar deviasi sistem dalam kondisi nyata. Selanjutnya, diagram alir sistem monitoring diperlihatkan pada **Gambar 3**.



**Gambar 2.** Diagram Blok Sistem Monitoring CO



**Gambar 3.** Diagram Alir Sistem Monitoring CO

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

**Karakteristik dan Pengujian Sistem Monitoring CO**

Karakteristik statik sistem monitoring CO menggunakan sensor MQ-135 ditentukan melalui analisis standar deviasi untuk menilai kestabilan dan keandalannya dalam menghasilkan data yang konsisten. Standar deviasi menggambarkan tingkat variasi hasil pengukuran sensor terhadap nilai rata-rata, yang menunjukkan fluktuasi dalam pembacaan. Analisis dilakukan dengan membandingkan output sensor MQ-135 dalam ppm sebagai nilai terukur dengan nilai CO dalam % vol dari alat uji emisi sebagai nilai sebenarnya. Pengujian dilakukan dalam 10 iterasi dengan jeda 5 detik untuk memperoleh data yang representatif. Hasil analisis digunakan untuk mengevaluasi tingkat persentase standar deviasi sensor MQ-135 dalam mendeteksi CO secara akurat.

Standar deviasi merupakan parameter statistik penting dalam pengukuran instrumen untuk menilai variasi data terhadap rata-rata, yang mencerminkan ketidakpastian dan

konsistensi hasil pengukuran [8]. Sebagai indikator keandalan sensor, standar deviasi digunakan untuk mengevaluasi respons sensor terhadap input yang diberikan. Secara matematis, standar deviasi dirumuskan dalam **Persamaan 1** [9]. Konversi nilai CO dari % vol ke ppm dilakukan menggunakan **Persamaan 2** dengan faktor skala 10.000 untuk menyesuaikan basis satuan. Hasil perhitungan rata-rata standar deviasi dari data pengujian tercantum pada **Tabel 1**.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \tag{1}$$

$$ppm = \% \text{ vol} \times 10000 \tag{2}$$

**Tabel 1.** Data Pengujian CO Sensor MQ-135

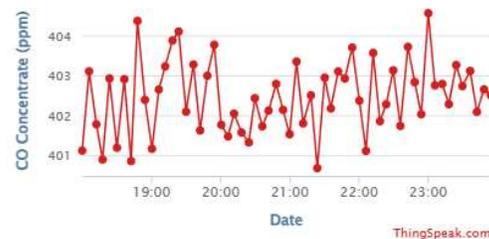
Emission Gas Analyzer Sukyong SY-GA401 (ppm)	Sensor MQ-135 (ppm)	Selisih (ppm)
400	320	-80
500	375	-125
400	310	-90
600	450	-150
500	400	-100
500	390	-110
500	385	-115
500	395	-105
500	380	-120
500	375	-125
Standar deviasi (ppm)		19,89

Dalam karakteristik statik sensor, standar deviasi menunjukkan presisi pengukuran terhadap alat referensi, mencerminkan sejauh mana hasil pengukuran dapat diulang dalam kondisi yang sama. Standar deviasi tinggi mengindikasikan ketidakkonsistenan sensor dalam menghasilkan data, sehingga kurang andal untuk aplikasi dengan kebutuhan presisi tinggi. Sebaliknya, standar deviasi rendah menunjukkan kestabilan dan konsistensi sensor dalam kondisi tetap. Dengan nilai 19,89 ppm yang masih menunjukkan fluktuasi besar, sensor MQ-135 memerlukan optimasi melalui kalibrasi atau kompensasi faktor lingkungan. Oleh karena itu, standar deviasi menjadi faktor utama dalam menentukan kualitas pengukuran dan kelayakan penggunaan sensor.

### Pengumpulan Data Konsentrasi CO dan Meteorologi

Sistem penyimpanan cloud yang terintegrasi dengan IoT menjadi dasar dalam transmisi dan pengumpulan data secara real-time. Implementasi *cloud storage* memungkinkan penyimpanan dan sinkronisasi data secara online, seperti yang difasilitasi oleh platform ThingSpeak. ThingSpeak adalah platform IoT berbasis cloud dengan protokol MQTT yang mendukung pengumpulan, penyimpanan, analisis, dan visualisasi data sensor. Data yang dikirim oleh perangkat IoT disimpan dalam kanal dan field ThingSpeak sesuai konfigurasi. Dengan integrasi ini, sistem monitoring polutan karbon monoksida berbasis IoT dapat menghubungkan sensor MQ-135 ke perangkat IoT yang terhubung ke internet [10].

Pengumpulan data konsentrasi CO, suhu, kelembapan, kecepatan angin, dan cuaca dilakukan secara otomatis dan real-time menggunakan platform ThingSpeak melalui pemrograman pada Arduino IDE. Kode pemrograman dirancang untuk mengotomatisasi pengambilan data, termasuk algoritma konversi konsentrasi CO berdasarkan output sensor MQ-135. Sensor MQ-135 bersifat universal dalam mendeteksi gas, sehingga diperlukan rumus konversi spesifik yang ditambahkan pada kode pemrograman Arduino IDE dengan parameter RL sebesar 2,5 kΩ dan Ro sebesar 10 kΩ dari referensi jurnal. Mikrokontroler mengolah dan mengonversi data sensor secara internal sebelum mengirimkan hasil pembacaan CO ke ThingSpeak. Selain itu, kode pemrograman memastikan setiap data terklasifikasi dengan tepat pada field ThingSpeak guna menjaga struktur data yang sistematis.



**Gambar 4.** Grafik Sistem Monitoring Polutan CO

**Gambar 4** menampilkan grafik sistem monitoring CO yang menunjukkan fluktuasi konsentrasi CO pada 31 Desember 2024. Keterbatasan entry data dalam format waktu UTC pada ThingSpeak menyebabkan visualisasi

hanya menampilkan data terbaru tanpa mencakup tren historis November–Desember 2024. Pengambilan data dilakukan setiap hari kerja pukul 08.00–16.00 dengan 10 iterasi per jam dalam jeda 6 menit. Konsentrasi CO pada tanggal tersebut berkisar antara 400–450 ppm dengan beberapa lonjakan yang lebih dipengaruhi oleh rentang data dibandingkan perubahan signifikan. Faktor eksternal seperti kondisi lingkungan dan variabel meteorologi turut memengaruhi variasi emisi CO, menghasilkan pola konsentrasi yang tidak stabil.

### Penggunaan Algoritma *Machine Learning* Regresi Linier

Algoritma regresi linier digunakan untuk memprediksi konsentrasi CO dengan mengidentifikasi korelasi antara faktor meteorologi sebagai variabel independen dan konsentrasi CO sebagai variabel dependen. Proses ini mencakup tahap *pre-processing*, pembagian dataset menggunakan *train\_test\_split*, pelatihan model dengan *LinearRegression()*, serta evaluasi menggunakan RMSE, MSE, MAE, dan *R-squared* sebagaimana dijelaskan pada **Gambar 5**. Metrik evaluasi tersebut digunakan untuk menilai akurasi model berdasarkan kedekatan prediksi dengan nilai sebenarnya [11]. Implementasi dilakukan menggunakan Python dengan *library scikit-learn*, *Pandas*, dan *Matplotlib* untuk pemodelan dan visualisasi. Fungsi-fungsi tersebut mendukung interpretasi hasil evaluasi guna meningkatkan keandalan model prediksi.

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, PolynomialFeatures
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score

# Function to load and clean the dataset
def load_and_clean_data(file_path):
    data = pd.read_csv(file_path)
    # Clean column names to remove extra quotes or whitespace
    data.columns = data.columns.str.strip().str.replace('"', '').str.replace("'", '')
    return data

# Step 1: Load the datasets
november_data = load_and_clean_data('/content/november_data.csv')
december_data = load_and_clean_data('/content/december_data.csv')

# Print cleaned column names for debugging
print("Cleaned November Data Columns:")
print(november_data.columns)

print("Cleaned December Data Columns:")
print(december_data.columns)

# Step 2: Prepare the data
X = november_data[['Temperature (°C)', 'Humidity (%)', 'Wind Speed (m/s)']]
y = november_data['CO']

# Step 3: Feature Scaling
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Step 4: Add Polynomial Features (Optional)
poly = PolynomialFeatures(degree=2, include_bias=False)
X_poly = poly.fit_transform(X_scaled)

# Step 5: Split the data into training and testing sets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_poly, y, test_size=0.2, random_state=42)
```

**Gambar 5.** Pemrograman Algoritma *Machine Learning* Regresi Linier

Regresi linier merupakan algoritma *machine learning* yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara satu variabel dependen dan satu atau lebih variabel independen. Tujuan dari regresi linier, yaitu untuk menemukan hubungan linier antara variabel-variabel tersebut dan memprediksi nilai variabel dependen berdasarkan nilai variabel independen. Secara matematis, algoritma ini memodelkan hubungan dalam bentuk persamaan garis lurus yang dirumuskan dalam **Persamaan 2.1** berikut.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon \quad (3)$$

dengan  $Y$  adalah variabel dependen,  $X_1, X_2, \dots, X_n$  adalah variabel independen,  $\beta_0$  adalah intercept (titik potong dengan sumbu  $Y$ ),  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  adalah koefisien yang menunjukkan seberapa besar pengaruh masing-masing variabel independen terhadap variabel dependen, dan  $\epsilon$  adalah error (kesalahan atau deviasi antara prediksi dan nilai aktual). Dalam konteks *machine learning*, regresi linier digunakan untuk memprediksi nilai kontinu dari suatu variabel berdasarkan nilai variabel lain. Dengan kata lain, model ini dapat bekerja berdasarkan asumsi adanya hubungan linier antara variabel input dan output, sehingga prediksi dapat dilakukan dengan akurat menggunakan garis regresi yang dihasilkan [11].

Metrik evaluasi digunakan untuk menilai performa model *machine learning* berdasarkan tingkat kesalahan atau akurasi prediksi dibandingkan dengan data aktual. Dalam evaluasi prediksi konsentrasi CO menggunakan regresi linier, metrik RMSE, MSE, MAE, dan *R-squared* digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dan keakuratan model. RMSE, MSE, dan MAE menggambarkan sejauh mana prediksi model menyimpang dari nilai aktual dalam satuan atau kuadrat satuan data, sedangkan *R-squared* menunjukkan proporsi variansi data yang dijelaskan oleh model [11]. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa performa model dapat diinterpretasikan melalui nilai RMSE, MSE, MAE, dan *R-squared*. Nilai-nilai tersebut disajikan dalam **Tabel 2** sebagai representasi tingkat kesalahan dan keakuratan model secara keseluruhan.

**Tabel 2.** Metrik Evaluasi Model Regresi Linier

Metrik Evaluasi	Nilai
RMSE	0,92
MSE	0,85
MAE	0,74
R-Squared	0,07

Hasil evaluasi model regresi linier untuk prediksi konsentrasi CO bulan Desember menunjukkan nilai RMSE dan MSE sebesar 0,923 serta MAE sebesar 0,745. Nilai-nilai ini dihitung berdasarkan rata-rata selisih kuadrat (MSE), akar kuadrat dari MSE (RMSE), dan rata-rata selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi (MAE). Meskipun menunjukkan tingkat kesalahan prediksi yang moderat, nilai *R-squared* hanya mencapai 0,079, yang mengindikasikan model hanya mampu menjelaskan 7,9% variansi data. Berdasarkan klasifikasi Chicco et al. (2021) dalam **Tabel 3**, model regresi linier ideal memiliki *R-squared* di atas 0,8. Dengan demikian, performa model ini masih jauh dari standar ideal, mengindikasikan kendala dalam pengolahan data serta keterbatasan model dalam menangkap pola hubungan variabel meteorologi dengan konsentrasi CO.

**Tabel 3.** Standar Nilai Evaluasi Model Regresi Linier

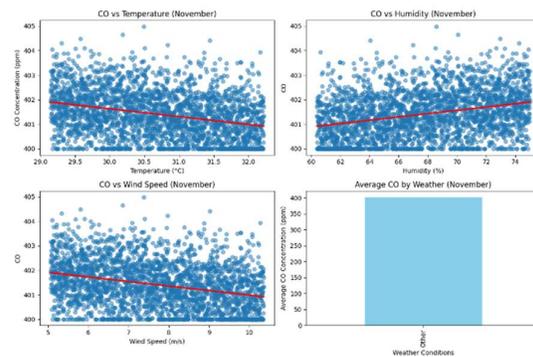
Metrik	Nilai Baik	Penjelasan
MAE	Mendekati 0, tergantung skala data	Mengukur rata-rata perbedaan absolut, Nilai rendah menunjukkan prediksi akurat
MSE	Mendekati 0	Mengukur rata-rata kuadrat error. Sensitif terhadap outlier
RMSE	Mendekati 0 sesuai dengan data	Serupa dengan MSE, memberikan satuan yang sama dengan target data
R <sup>2</sup>	0,7-1,0	Mengukur proporsi variabilitas yang dijelaskan oleh model. Semakin dekat ke 1 semakin baik

Tingginya nilai metrik evaluasi terutama disebabkan oleh skala data yang kecil, dengan hanya 2790 baris data untuk bulan Desember, sehingga model kesulitan menangkap pola kompleks dan variabilitas dalam data. Selain itu, distribusi data yang kurang merata turut mempengaruhi hasil evaluasi model. Kombinasi skala dataset yang terbatas dan distribusi data yang tidak representatif berkontribusi pada rendahnya nilai *R-squared*, mengindikasikan bahwa regresi linier kurang optimal dalam kondisi ini. Untuk mengatasi kendala tersebut, diperlukan peningkatan skala dan kualitas data agar model memiliki lebih banyak informasi

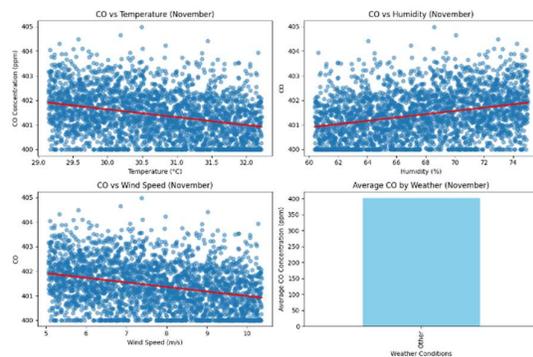
untuk pelatihan dan pengujian. Selain itu, penyeimbangan jumlah data dari berbagai kondisi cuaca dalam lingkup yang lebih luas dapat membantu meningkatkan akurasi model.

**Visualisasi Hasil Prediksi dengan Streamlit**

Regresi linier digunakan dalam machine learning untuk menganalisis hubungan antara faktor meteorologi seperti suhu, kelembapan, dan kecepatan angin terhadap konsentrasi CO [12]. Hasil prediksi divisualisasikan menggunakan scatter plot dengan garis regresi untuk mengidentifikasi tren perubahan konsentrasi CO. Pendekatan ini memungkinkan evaluasi dampak faktor meteorologi terhadap polusi udara serta analisis performa model prediksi dalam berbagai kondisi.



**Gambar 6.** Grafik Korelasi Konsentrasi CO dan Faktor Meteorologi Bulan November 2024

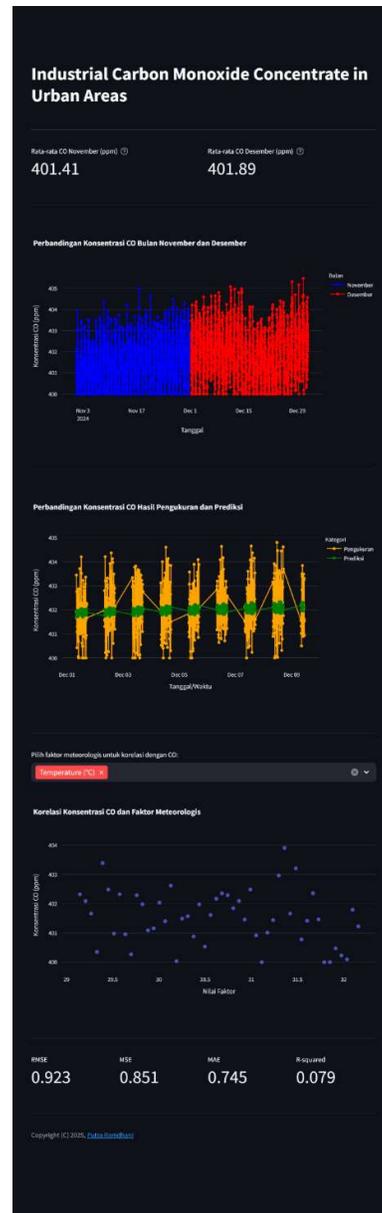


**Gambar 7.** Grafik Korelasi Konsentrasi CO dan Faktor Meteorologi Bulan Desember 2024

Berdasarkan **Gambar 6** dan **7**, hubungan antara konsentrasi CO dan suhu menunjukkan tren menurun pada November dan Desember, sebagaimana ditunjukkan oleh garis regresi dengan gradien negatif. Garis ini merepresentasikan pola umum hubungan antara CO dan faktor meteorologi dengan mereduksi efek fluktuasi individu. Peningkatan suhu

cenderung menurunkan konsentrasi CO, kemungkinan akibat peningkatan dispersi udara atau reaksi kimiawi CO dengan polutan lain. Efek ini lebih jelas pada Desember, menunjukkan pengaruh suhu yang lebih signifikan dibandingkan November. Temuan ini mengindikasikan bahwa suhu yang merupakan salah satu faktor meteorologi termasuk dalam faktor penting yang memengaruhi konsentrasi CO di udara.

Hubungan antara konsentrasi CO dan faktor meteorologi menunjukkan pola yang bervariasi, dengan kelembapan memiliki korelasi positif, sementara kecepatan angin menunjukkan korelasi negatif. Peningkatan kelembapan cenderung mempertahankan CO di atmosfer lebih lama akibat stabilitas udara yang lebih tinggi dan berkurangnya turbulensi, terutama pada Desember. Sebaliknya, peningkatan kecepatan angin mempercepat dispersi CO melalui adveksi dan turbulensi, sehingga menurunkan konsentrasinya, dengan efek yang lebih signifikan pada Desember dibandingkan November. Cuaca juga berperan, di mana kondisi cerah cenderung meningkatkan akumulasi CO di permukaan akibat stabilitas udara, sedangkan badai petir dapat mendukung dispersi vertikal melalui turbulensi atmosfer. Namun, pengaruh cuaca terhadap konsentrasi CO dalam skala bulanan tidak terlihat signifikan, kemungkinan akibat variasi lokal yang tidak tercermin dalam dataset yang terbatas.



Gambar 8. Visualisasi CO di Streamlit

Berdasarkan visualisasi Streamlit pada Gambar 8, rata-rata konsentrasi CO di udara tercatat 401,41 ppm pada November 2024 dan 401,89 ppm pada Desember 2024. Nilai ini jauh melampaui Nilai Ambang Batas (NAB) 25 ppm untuk paparan 8 jam sehari sesuai Peraturan Menteri Tenaga Kerja dan Transmigrasi (2011) [13]. Konsentrasi CO yang tinggi menunjukkan kondisi yang tidak sesuai dengan standar keselamatan kerja. Paparan CO pada level ini berpotensi menimbulkan dampak kesehatan serius bagi tenaga kerja. Oleh karena itu, diperlukan upaya mitigasi untuk mengurangi risiko akibat tingginya kadar CO di udara.

## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, sistem monitoring polutan CO berbasis IoT dengan sensor MQ-135 berhasil diimplementasikan dan mampu mengukur konsentrasi CO secara real-time menggunakan platform ThingSpeak. Namun, sensor memiliki standar deviasi 19,89 ppm, yang menunjukkan keterbatasan akurasi dalam mendeteksi CO hingga 450 ppm. Hasil pengukuran menunjukkan bahwa konsentrasi CO di lokasi penelitian melebihi Nilai Ambang Batas (NAB), sehingga berpotensi membahayakan kesehatan tenaga kerja. Model prediksi menggunakan regresi linier menunjukkan adanya hubungan antara faktor meteorologi dan konsentrasi CO, tetapi performa model kurang baik, sebagaimana ditunjukkan oleh nilai R-squared sebesar 0,079. Hal ini mengindikasikan bahwa model belum mampu menjelaskan variabilitas data dengan baik akibat keterbatasan jumlah dan skala data yang digunakan.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. S. Suroshe, P. G. Student & Dharpal S. V., (2022). "Prediction of Air Quality Index Using Regression Models, *GIS SCIENCE JOURNAL*, vol. 9, no. 8, p. 576, 2022.
- [2] S. D. Latif, M. Almalayih, A. Yafouz, A. N. Ahmed, N. Zaini, D. Irwan, N. AlDahoul, M. Sherif, and A. El-Shafie, "Prediction of atmospheric carbon monoxide concentration utilizing different machine learning algorithms: A case study in Kuala Lumpur, Malaysia, *Environmental Technology & Innovation*, vol. 32, p. 103387, 2023  
<https://doi.org/10.1016/j.eti.2023.103387>
- [3] B. Harpad, S. Salmon, dan R. M. Saputra, "Sistem monitoring kualitas udara di kawasan industri dengan Nodemcu Esp32 berbasis Iot", *Jurnal Informatika Wicida*, vol. 12, no. 2, p. 39–47, 2022.  
<https://doi.org/10.46984/inf-wcd.1955>
- [4] N. M. O. W. Sari, E. Hani, Agung H. S. "Prediksi Karbon Monoksida Menggunakan Model Machine Learning Berdasarkan Perbandingan Model Time Series Studi Kasus DKI Jakarta", *Jurnal Kolaboratif Sains*, vol. 7, no. 3, p. 13, 2024.  
<https://doi.org/10.56338/jks.v7i3.4819>
- [5] M. D. Safira, A. Syafiuddin, H. Z. Fasya, dan B. Setianto, "Literature review: kualitas udara di kawasan industri di berbagai lokasi di Indonesia", vol. 9, 2022.  
<http://dx.doi.org/10.32883/jph.v9i2.1988>
- [6] A. Ksibi, A. Salhi, A. Alluhaidan, S. A. El, "Insights for Wellbeing: Predicting Personal Air Quality Index Using Regression Approach", 2020.
- [7] S. B. Sonu, A. Suyampulingam, "Linear Regression Based Air Quality Data Analysis and Prediction using Python", *2021 IEEE Madras Section Conference (MASCON)*, p. 1–7, 2021.  
<https://doi.org/10.1109/MASCON51689.2021.9563432>
- [8] A. Alhashimi, "Statistical Sensor Calibration Algorithms" *Elektronisk resurs*, Luleå University of Technology, 2018.
- [9] A. S. Morris, *Measurement and Instrumentation Principles*, Butterworth-Heinemann, 2001.
- [10] S. Pasha, "Thingspeak Based Sensing and Monitoring System for IoT with Matlab Analysis", vol. 2, No. 6, 2016.  
<https://www.neliti.com/id/publications/263492/thingspeak-based-sensing-and-monitoring-system-for-iot-with-matlab-analysis#cite>
- [11] R. Ritonga, I. R. Munthe, A. P. Juledi, dan Masrizal, "Optimalisasi kinerja pegawai pertanian Studi kasus penggunaan algoritma regresi linear", PT. Literasi Nusantara Abadi Grup. [https://repository-penerbitlitnus.co.id/id/eprint/309/1/OPTIMALISASI%20KINERJA%20PEGAWAI%20PERTANIAN\\_Full.pdf](https://repository-penerbitlitnus.co.id/id/eprint/309/1/OPTIMALISASI%20KINERJA%20PEGAWAI%20PERTANIAN_Full.pdf)
- [12] A. Ali, dan W. K. Mashwani, *A Supervised Machine Learning Algorithms: Applications, Challenges, and Recommendations*, 2023.
- [13] Kementerian Tenaga Kerja dan Transmigrasi, *Peraturan Menteri Tenaga Kerja dan Transmigrasi Nomor PER.13/MEN/X/2011 Tahun 2011 Tentang Nilai Ambang Batas Faktor Fisika dan Faktor Kimia di Tempat Kerja*, October 2011.  
<https://peraturan.go.id/id/permenakertrans-no-per-13-men-x-2011-tahun-2011>.