

PEMODELAN SISTEM MONITORING KUALITAS UDARA PINTAR BERBASIS INTERNET OF THINGS DENGAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING

Eddy Prasetyo Nugroho¹, Ani Anisyah², Deva Shofa Al Fathin^{*3}, Muhammad Nur Yasin Amadudin⁴,
Muhammad Satria Ramadhani⁵, Yosafat⁶

^{1,2,3,4,5,6}Universitas Pendidikan Indonesia, Bandung

Email: ¹eddydn@upi.edu, ²anianisyah@upi.edu ³devasa@upi.edu, ⁴mnyasin26@upi.edu,

⁵satramadhani@upi.edu, ⁶yosafat7054@upi.edu

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 14 Januari 2025, diterima untuk diterbitkan: 14 April 2025)

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk merancang arsitektur model sistem pemantauan kualitas udara di Kota Bandung menggunakan empat parameter polutan utama: PM1.0, PM2.5, PM10, dan CO. Sistem ini dirancang dengan memanfaatkan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi kualitas udara harian berdasarkan data historis. Fokus penelitian meliputi perancangan desain arsitektur sistem, model data, dan metode prediksi, yang disusun berdasarkan analisis arsitektur sebelumnya serta kajian literatur. Salah satu elemen penting dan kebaruan dalam penelitian ini adalah penggunaan sensor ZH03B untuk pemantauan kualitas udara secara *real-time* yang memberikan solusi hemat biaya dan dapat diandalkan. Kombinasi antara sensor *real-time* dan algoritma LSTM menghasilkan tingkat akurasi prediksi kualitas udara sebesar 88%. Hasil evaluasi model menunjukkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 2,68 yang mencerminkan kinerja prediksi yang baik. Selain itu, pendekatan ini memberikan peningkatan signifikan dibandingkan metode konvensional yang sering kali kurang responsif terhadap perubahan kualitas udara secara dinamis. Penelitian ini memberikan dasar yang kuat untuk pengembangan sistem monitoring kualitas udara yang lebih akurat dan adaptif. Arsitektur yang diusulkan dapat menjadi acuan untuk pengembangan sistem monitoring kualitas udara di masa depan.

Kata kunci: Kota Bandung, kualitas udara, LSTM, prediksi, real-time.

MODELLING SMART AIR QUALITY MONITORING SYSTEM BASED ON INTERNET OF THINGS WITH MACHINE LEARNING APPROACH

Abstract

This research aims to design the architecture of an air quality monitoring system model in Bandung City using four main pollutant parameters: PM1.0, PM2.5, PM10, and CO. The system is designed by utilising the Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm to predict daily air quality based on historical data. The focus of the research includes the design of the system architecture, data model, and prediction method, which were developed based on previous architecture analysis and literature review. One important element and novelty in this research is the use of the ZH03B sensor for real-time air quality monitoring which provides a cost-effective and reliable solution. The combination of the real-time sensor and the LSTM algorithm resulted in an air quality prediction accuracy rate of 88%. The model evaluation results show a Root Mean Square Error (RMSE) value of 2.68 which reflects good prediction performance. In addition, this approach provides a significant improvement over conventional methods that are often less responsive to dynamic changes in air quality. This research provides a solid foundation for the development of a more accurate and adaptive air quality monitoring system. The proposed architecture can serve as a reference for the development of future air quality monitoring systems.

Keywords: air quality, Bandung City, LSTM, prediction, real-time.

1. PENDAHULUAN

Polusi udara di perkotaan dan industri telah menghasilkan emisi berbagai zat berbahaya yang dapat merugikan kesehatan manusia. Misalnya,

partikel halus PM atau Particulate Matter terdiri dari PM1.0, PM2.5, dan PM10 (Bae and Hong, 2018), yang merupakan partikel sangat kecil yang dapat masuk ke dalam sistem pernapasan manusia, dapat

menyebabkan masalah pernapasan, penyakit kardiovaskular, dan bahkan kematian (Oktaviani and Prasasti, 2016). Selain itu, Oksida nitrogen (NO_x) dan karbon monoksida (CO) yang dilepaskan oleh kendaraan bermotor dapat mengganggu transportasi oksigen dalam darah dan meningkatkan risiko keracunan gas. Data WHO menunjukkan bahwa hampir seluruh populasi global (99%) menghirup udara yang melebihi batas pedoman WHO dan mengandung tingkat polutan yang tinggi. Berdasarkan data tahun 2021, dunia telah mengalami 6,5 juta kematian dini setiap tahun akibat polusi udara, dengan tingkat kematian tertinggi terjadi di negara-negara berkembang (Geneva: World Health Organization, 2021).

Berdasarkan indikator partikulat PM_{2.5} di tahun 2023, ISPU kota Bandung berada di ambang batas sedang yang menuju ke arah tidak sehat. Ada beberapa faktor yang menyebabkan kualitas udara di Kota Bandung memburuk, 70% disebabkan oleh emisi gas transportasi dan sisanya disebabkan dari rumah penduduk seperti pembakaran sampah, cerobong pabrik, cerobong genset dan lainnya (Diskominfo, 2023). Hal ini kemudian didukung oleh data yang diperoleh dari IQAir, kota Bandung menjadi wilayah dengan polusi udara tertinggi di Indonesia pada Kamis, 15 Februari 2024 dengan indeks kualitas udara di kategori tidak sehat, dengan skor AQI 162.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memonitor kualitas udara di Kota Bandung dengan tiga parameter ISPU yaitu PM_{2.5}, PM₁₀, dan CO. Dari data yang telah diperoleh maka nantinya data akan di training oleh algoritma *machine learning* agar bisa diperoleh prediksi kualitas udara harian di Kota Bandung. Hal ini tentunya bisa membantu masyarakat lebih waspada akan pencemaran udara dan mempersiapkan diri lebih baik lagi ketika akan keluar rumah setelah melihat prediksi kualitas udara di Kota Bandung.

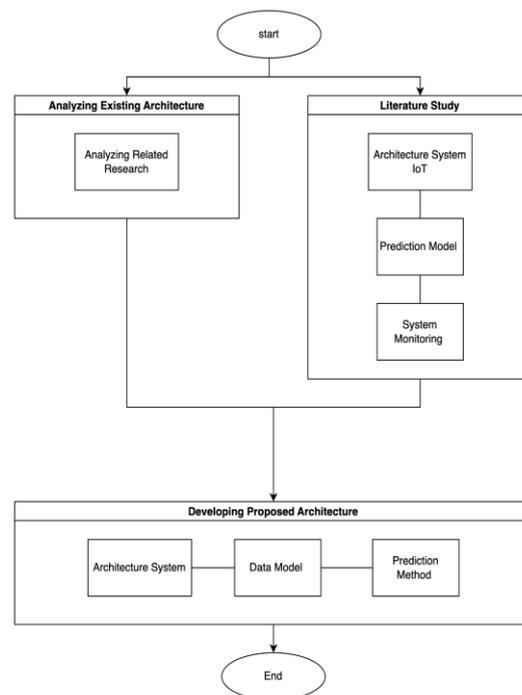
Penelitian terkait polusi udara yang dilakukan sebelumnya yaitu pemantauan partikel PM_{2.5} menggunakan sensor PMS5003 (Suriano and Prato, 2023; Suryantoro and Kusriyanto, 2023; Utamy, Siswanto and Sutarti, 2023), sensor Sharp GP2Y1010AU0F (Hapidin et al., 2019), dan sensor ZH03A (Hapidin et al., 2019; Wibawa and Putra, 2021). Perbedaan lainnya adalah belum ada yang melakukan penelitian di Kota Bandung terkait keempat polutan tersebut, *Air Quality Monitoring System* (AQMS) yang dimiliki Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan (KLHK) saat ini juga belum memiliki fitur prediksi untuk kualitas udara beberapa waktu ke depan. Hal ini tentunya penting untuk diperhatikan karena kualitas udara di Kota Bandung saat ini sudah hampir mencapai batas yang tidak sehat. Ada baiknya memberikan prediksi kualitas udara untuk beberapa waktu kedepan agar masyarakat bisa mempersiapkan diri sebelum mereka pergi ke luar rumah atau ke luar ruangan. Oleh karena

itu, pada penelitian kali ini dirancang pemodelan sistem monitoring kualitas udara secara *real-time* berbasis *website* dengan fitur prediksi kualitas udara untuk tujuh hari ke depan menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM).

Penelitian ini juga didasarkan atas penelitian sebelumnya yang terbukti berhasil menerapkan algoritma LSTM dalam prediksi kualitas udara (Khumaidi, Raafi'udin and Solihin, 2020; Song et al., 2020; Alghieth et al., 2021; Montalvo et al., 2022; Li, Zhang and Wang, 2023; Suresh et al., 2023; Tran et al., 2023; Wang, Bingchun Liu and Jiali Chen, 2023). Algoritma *Long Short Term Memory* (LSTM) merupakan salah satu algoritma pada *machine learning* yang dapat digunakan untuk masalah prediksi kualitas udara karena algoritma ini bisa mempelajari histori data yang cukup lama. Algoritma LSTM ini merupakan salah satu jenis arsitektur dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang biasa digunakan pada masalah-masalah yang membutuhkan *deep learning*.

Kebaruan yang ada pada penelitian ini adalah sistem memberikan data untuk polutan PM_{1.0}, PM_{2.5}, PM₁₀, gas CO, suhu, kelembaban, dan tekanan udara dengan interval pengiriman data *soft real-time* untuk ketiga titik lokasi di Kota Bandung (Pelesiran, Setiabudi, dan Cijagra) dengan sensor yang belum pernah digunakan pada penelitian sebelumnya yaitu sensor ZH03B.

2. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Desain Penelitian

1. *Analyzing Existing Architecture*

Tahapan ini dilakukan dengan mengkaji penelitian yang telah dilakukan dan melakukan analisis teknologi yang sudah diterapkan untuk

penelitian monitoring polusi udara. Proses ini mencakup identifikasi elemen-elemen utama dari arsitektur yang telah digunakan seperti jenis sensor, protokol komunikasi, algoritma prediksi, dan pendekatan menganalisis data.

2. Literature Study

Kajian literatur dilakukan untuk mengumpulkan kajian terkait arsitektur sistem berbasis Internet of Things, model prediksi, dan sistem monitoring yang mendukung pengembangan sistem monitoring polusi udara berbasis IoT dan *machine learning*. Kajian literatur ini juga mempertimbangkan faktor-faktor seperti biaya implementasi, cakupan geografis, akurasi prediksi, serta skalabilitas sistem.

3. Developing Proposed Architecture

Tahapan ini berfokus pada perancangan arsitektur model sistem monitoring kualitas udara. Proses perancangan dimulai dengan menentukan kebutuhan sistem seperti parameter polutan utama yang akan dimonitor (PM1.0, PM2.5, PM10, dan CO), perangkat keras yang digunakan (seperti sensor ZH03B), serta protokol komunikasi yang sesuai untuk pengumpulan data secara *real-time*.

Arsitektur model yang diusulkan untuk sistem ini dilakukan dengan melakukan perancangan desain arsitektur sistem, data model, dan metode prediksi berdasarkan hasil analisis arsitektur yang telah digunakan dan didukung materi hasil kajian literatur. Adapun berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan sebelumnya, data polusi yang diukur oleh perangkat harus sesuai dengan ketentuan yang telah ditetapkan oleh Peraturan Menteri No. 20 (Kusnandar, 2020) bahwa satuan yang digunakan harus dalam bentuk $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Kemudian angka konsentrasi dari masing-masing polusi harus dikonversikan ke dalam bentuk Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU) yang telah ditetapkan sebelumnya seperti pada Tabel 1. Dengan persamaan untuk perhitungan konversi ISPU yang telah ditetapkan seperti pada Persamaan (1).

$$I = \frac{I_a - I_b}{X_a - X_b} (X_x - X_b) + I_b \quad (1)$$

Dengan keterangan:

I	= ISPU terhitung
Ia	= ISPU batas atas
Ib	= ISPU batas bawah
Xa	= Konsentrasi ambien batas atas
Xb	= Konsentrasi ambien batas bawah
Xx	= Konsentrasi ambien hasil pengukuran

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

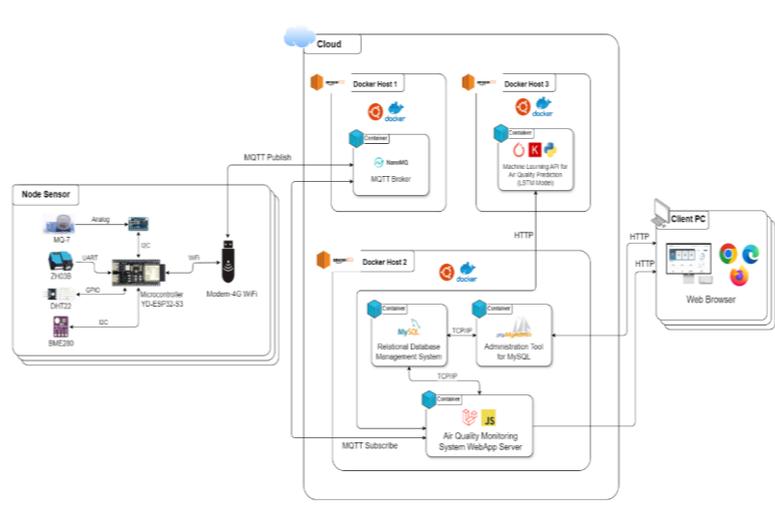
3.1. Hasil kajian literatur

Berdasarkan hasil studi literatur yang disajikan dalam Tabel 1, berbagai penelitian mengenai monitoring kualitas udara menunjukkan bahwa penggunaan teknologi *Internet of Things* (IoT) telah memberikan kontribusi signifikan dalam pendeteksian kualitas udara, terutama dalam

memantau berbagai jenis polutan seperti PM2.5, PM10, CO2, NO2, dan kelembaban udara. Teknologi IoT memungkinkan pemantauan kualitas udara secara *real-time* dengan mengintegrasikan sensor-sensor yang mampu mendeteksi berbagai parameter kualitas udara secara akurat dan efisien.

Dalam penelitian-penelitian sebelumnya, berbagai jenis sensor telah digunakan untuk mendeteksi polutan tersebut yang telah terbukti efektif dalam mengukur konsentrasi polutan seperti PM2.5, PM10, gas CO₂ dan NO₂. Sensor-sensor yang digunakan dalam monitoring kualitas udara bekerja dengan mengubah data yang dikumpulkan dari lingkungan menjadi informasi yang dapat dianalisis lebih lanjut untuk memberikan gambaran yang lebih jelas tentang kondisi kualitas udara di suatu wilayah. Misalnya, sensor-sensor seperti ZH03A dan PMS5003 sering digunakan dalam penelitian terkait kualitas udara karena kemampuan mereka dalam mendeteksi partikel udara dengan ukuran yang sangat kecil, terutama PM2.5 dan PM10. Sensor-sensor ini telah terbukti efektif dalam memberikan data yang cukup akurat mengenai konsentrasi partikel udara yang dapat berdampak pada kesehatan manusia dan lingkungan. Namun, meskipun berbagai penelitian menunjukkan keefektifan sensor-sensor ini, masih ada peluang untuk menggunakan sensor lain yang mungkin memiliki kinerja yang lebih baik atau lebih sesuai dengan kondisi tertentu. Salah satu contoh sensor yang relatif baru dan belum banyak digunakan dalam penelitian-penelitian terkait adalah sensor ZH03B. Meskipun belum banyak diterapkan, sensor ini memiliki potensi untuk mendeteksi polutan udara dengan lebih spesifik dari polutan PM1.0, PM2.5, dan PM10, yang berpotensi unggul dalam implementasi jangka panjang di lapangan. Belum adanya penelitian yang memanfaatkan sensor ZH03B menunjukkan adanya celah dalam pengembangan teknologi monitoring kualitas udara berbasis IoT. Oleh karena itu, penelitian lebih lanjut yang melibatkan sensor ZH03B dapat memberikan wawasan baru mengenai keunggulan dan kinerja sensor tersebut dalam mendeteksi polutan udara.

Selain itu, teknologi monitoring kualitas udara yang telah dilakukan di berbagai lokasi telah mengombinasikan teknologi *machine learning* untuk melakukan prediksi konsentrasi polutan. Algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) telah banyak diimplementasikan untuk melakukan prediksi untuk jenis data ini. Hasil yang didapatkan menunjukkan bahwa model LSTM menunjukkan performa yang baik dan efektif dalam melakukan prediksi (Xayasouk, Lee and Lee, 2020). Penelitian yang dilakukan oleh (Istiana et al., 2024) yang membandingkan kinerja dari model LSTM dengan model lain seperti 1D-CNN dan kombinasi 1D-CNN-LSTM mengungkapkan bahwa LSTM adalah model yang paling efektif untuk memprediksi konsentrasi PM2.5 menggunakan data *time-series* non-linear di wilayah Jakarta Pusat dan Jakarta Utara.



Gambar 2. Arsitektur Sistem

Selain itu penelitian lain yang dilakukan oleh (Masood and Ahmad, 2023) juga mengungkapkan keunggulan LSTM dalam memprediksi konsentrasi PM2.5, dalam penelitian tersebut LSTM dibandingkan dengan model *Multi-Layer Feedforward Neural Network* (MLFFNN), *Support Vector Machine* (SVM), dan Random Forest, hasilnya menunjukkan LSTM lebih unggul dari model-model tersebut dalam hal akurasi prediksi PM2.5. Temuan serupa pada penelitian (Gul, Khan and Yousaf, 2022) yang menemukan bahwa LSTM tetap menjadi pilihan yang efektif dalam memprediksi konsentrasi polutan PM2.5. Dengan kemampuan menangani pola data yang kompleks, fleksibilitas dalam memproses data non-linear, dan keunggulan dalam mempertahankan informasi jangka panjang, LSTM terus terbukti sebagai model unggul dalam aplikasi prediksi berbasis *time-series*.

Berdasarkan penelitian yang telah melakukan prediksi terhadap jenis polutan tersebut, belum ada penelitian yang membuat model prediksi jenis data polutan PM1.0, PM2.5, PM10, dan CO dengan menggunakan model LSTM untuk tujuh hari ke depan secara *real-time* yang disajikan dalam bentuk *dashboard* berbasis *website*.

3.2. Arsitektur Sistem

Perancangan arsitektur sistem monitoring kualitas udara yang diimplementasikan memiliki beberapa komponen utama yang saling terintegrasi dengan baik untuk memastikan pemantauan kualitas udara yang lebih efektif dan akurat. Gambar 2 berikut merupakan arsitektur sistem kontrol monitoring kualitas udara. Arsitektur sistem yang dirancang terdiri dari tiga bagian utama yaitu Kontroler IoT, *Server Cloud*, dan *Client Application*. Masing-masing bagian ini memiliki peran penting yang mendukung keseluruhan proses pengumpulan, pengolahan, dan penyajian data kualitas udara.

1. Kontroler IoT

Perangkat ini terdiri dari beberapa komponen utama, yaitu mikrokontroler, alat komunikasi (modem), dan sensor. Mikrokontroler yang digunakan memiliki CPU berbasis 32-bit, dan dapat dibuat lebih dari satu unit untuk ditempatkan di berbagai lokasi guna mencakup area penelitian yang lebih luas sesuai kebutuhan. Modem yang digunakan adalah jenis 4G untuk memastikan transmisi data yang *reliable* dibandingkan alat komunikasi radio lainnya. Sensor-sensor yang dipakai antara lain:

a) MQ7

MQ7 adalah sensor gas yang mendeteksi keberadaan karbon monoksida (CO) di udara. Sensor ini bekerja dengan mengubah resistansi ketika terpapar gas CO, memiliki sensitivitas tinggi, dan digunakan dalam sistem deteksi kebocoran gas serta pemantauan kualitas udara di dalam ruangan dan area perkotaan.

b) ZH03B

Sensor ini mampu mengukur konsentrasi partikel debu di udara, khususnya partikel PM1.0, PM2.5, dan PM10. Sensor ini menggunakan metode pengukuran optik untuk mendeteksi partikel-partikel kecil di udara dengan presisi tinggi.

c) DHT22

Sensor untuk suhu yang dilengkapi dengan elemen resistif untuk mendeteksi kelembaban, serta termistor untuk mengukur suhu. DHT22 mampu memberikan data dengan resolusi cukup tinggi dan dapat beroperasi dalam rentang suhu yang luas, dari -40 hingga 80 derajat Celcius, serta tingkat kelembaban dari 0% hingga 100%.

d) BME280

Sensor ini menggabungkan kemampuan untuk mengukur tekanan udara, suhu, dan kelembaban sehingga dapat digunakan untuk menghitung ketinggian berdasarkan perubahan tekanan atmosfer.

Tabel 1. Hasil Kajian Literatur

Teknologi	Hal yang Diteliti	Platform	Hasil Penelitian	Limitations	Referensi
Perangkat IoT digunakan untuk memonitoring polutan dan mengintegrasikan Model BO-HyTS dan SARIMA digunakan untuk memprediksi AQI (Air Quality Index).	Air Quality Index (AQI)	IoT	Model yang dirancang memberikan hasil yang lebih baik dengan memberikan hasil prediksi yang paling akurat dan efisien dengan nilai RMSE sebesar 25.14, Med AE sebesar 19.11, Max Error sebesar 51.52, dan MAE sebesar 20.49.	Jumlah dataset yang digunakan terbatas dan perlu pendekatan multivariate time series dengan teknologi deep learning untuk meningkatkan akurasi prediksi.	(Ansari and Alam, 2024)
Monitoring kualitas udara berbasis IoT bernama sensor EnMos dengan Long-Range (Long-distance) wireless dan cloud service	PM2.5, PM10, CO2, serta suhu dan kelembaban	EnMoS, Long-distance wireless network dan cloud service	Website dapat menyediakan peta interaktif dan grafik data index kualitas udara secara real-time	Nilai validasi sensor masih mempunyai nilai akurasi yang kurang dan pemantauan ke wilayah yang lebih luas puluhan kilo	(Truong, Nguyen and Truong, 2021)
Monitoring partikel PM2.5 dan prototipe air purifier dengan sensor PMS5003 dan arduino	PM2.5	Monitoring partikel PM2.5 dan prototipe air purifier dengan sensor PMS5003 dan arduino	Sensor MQ135 untuk melakukan monitoring kualitas udara di dalam ruangan, sensor PMS5003 digunakan untuk mendeteksi partikel polutan udara yang berukuran sangat kecil sekitar 2.5 micro yang tergolong pada tipe PM2.5, kipas penghisap udara, dan hepa filter sebagai filter udara. Hasil prototipe air purifier yang dikembangkan telah berhasil mengurangi jumlah polutan PM2.5 sebesar 90% sehingga kualitas udara menjadi lebih baik.	Sensor yang digunakan belum mempunyai kemampuan membaca yang baik	(Suryantoro and Kusriyanto, 2023)
Monitoring polutan PM2.5 dan PM10 berbasis IoT dengan menggunakan mikrokontroler Arduino ATmega 2560 dan sensor ZH03A	PM2.5 dan PM10	IoT	Sistem monitoring polutan PM2.5 dan PM10 berbasis IoT dengan menggunakan mikrokontroler Arduino ATmega 2560 dan sensor ZH03A mampu mengukur kualitas udara yang lebih efisien, relatif ringan, dan dapat dibawa kemana-mana.	-	(Wibawa and Putra, 2021)
Long Short Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung	PM10, ISPU, suhu, dan kelembapan	Model LSTM	Hasil prediksi yang cukup baik untuk parameter suhu, kelembapan, suhu, dan ISPU sedangkan hasil prediksi untuk parameter PM10 mempunyai hasil prediksi yang kurang baik. Hal ini dikarenakan hasil perhitungan RMSE untuk data training dan data testing diperoleh adalah train score sebesar 1,92 RMSE dan test score sebesar 1,76 RMSE. Dataset selama 3 tahun yang menghasilkan model DAE berhasil memberikan hasil prediksi yang efektif dan model LSTM yang menghasilkan performa model yang sedikit lebih baik. Kedua model ini berhasil memprediksi konsentrasi molekul PM untuk 10 hari kedepan dengan optimal learning rate 0,01 untuk 100 epochs dan batch 32 untuk LSTM, dan batch 64 untuk model DAE	Performa yang kurang baik karena nilai RMSE prediksi lebih besar dari nilai standar deviasi dari pengujian dataset.	(Khumaidi, Raafi'udin and Solihin, 2020)
Air prediction using long short-term memory (LSTM) and Deep Autoencoder (DAE) models	PM10 dan PM2.5	LSTM dan Deep Autoencoder	Hasil performansi dari model-model ini didapatkan model stacking ensemble mempunyai performansi prediksi yang paling baik, diikuti dengan model AdaBoost, dan random forest. Model stacking ensemble ini mempunyai nilai performansi R2 dan RMSE yang konsisten, sedangkan nilai MAE yang terbaik dimiliki oleh model AdaBoost	Model belum diujikan untuk data spasial dan dataset dengan jumlah lebih besar dari yang diujikan	(Xayasouk, Lee and Lee, 2020)
Machine Learning-Based Prediction of Air Quality	Perfoma prediksi	Adaptive Boosting (AdaBoost), artificial neural network (ANN), random forest, stacking ensemble, dan support vector machine (SVM)	Hasil performansi dari model-model ini didapatkan model stacking ensemble mempunyai performansi prediksi yang paling baik, diikuti dengan model AdaBoost, dan random forest. Model stacking ensemble ini mempunyai nilai performansi R2 dan RMSE yang konsisten, sedangkan nilai MAE yang terbaik dimiliki oleh model AdaBoost	Peningkatan kinerja prediksi dengan langkah waktu lebih besar menggunakan stacking ensemble, AdaBoost, dan random forest dengan optimasi hyperparameter.	(Liang et al., 2020)

Kontroler ini akan menggunakan protokol komunikasi MQTT melalui internet untuk mengirim data dari perangkat ke *cloud*, memungkinkan pengolahan data secara *real-time*.

2. Server Cloud

Arsitektur server yang dirancang untuk memenuhi sistem ini dibangun dengan menggunakan layanan virtual server berbasis container. Pada arsitektur server ini akan dibagi menjadi tiga host yang digunakan untuk menjalankan layanan sesuai dengan kegunaannya. Ketiga host ini akan dipasang sistem operasi Ubuntu.

a) Docker Host 1

Docker Host 1 digunakan untuk menjalankan layanan yang berfokus pada penyimpanan data dari perangkat kontroler IoT. Host ini terdiri dari satu *container* yang terdiri dari MQTT Broker (NanoMQ).

b) Docker Host 2

Docker Host 2 digunakan untuk menjalankan layanan yang berfokus pada engine prediksi data kualitas udara. Host ini terdiri dari satu *container* yang akan dipasangkan Python *server* dan *library* PyTorch untuk menjalankan algoritma LSTM untuk memprediksi informasi kualitas udara. Selain itu, librari Keras dipasang untuk mengembangkan dan mengevaluasi model deep learning yang telah dibangun. Hasil data prediksi kemudian akan dikirimkan melalui API untuk aplikasi *client* untuk ditampilkan pada *dashboard*.

c) Docker Host 3

Docker Host 3 digunakan untuk menjalankan layanan aliran data yang berfokus untuk memenuhi kebutuhan client application. Docker Host 3 ini dibagi menjadi tiga container yang terdiri dari *Relational Database Management System* (RDBMS) menggunakan server basis data MySQL, halaman administrator basis data menggunakan *server* basis data MySQL dan server Client PHP, dan *Web Application* sistem monitoring yang dibangun dengan *framework* Laravel untuk sisi *back-end* dan *JavaScript Framework* untuk *front-end*.

3. Client Application

Pada bagian *client application* ini akan dirancang sistem monitoring berupa *dashboard* berbasis *website* yang dapat diakses melalui internet oleh setiap PC client dengan bantuan aplikasi *browser*. *Client application* ini akan dipasang kode program untuk dapat menerima dan meminta request data yang disimpan di basis data yang disimpan pada *cloud* server melalui API. Sehingga, data yang diterima akan diolah dan ditampilkan dalam *dashboard* yang menginformasikan index kualitas udara secara *real-time* maupun prediksi untuk tujuh hari selanjutnya.

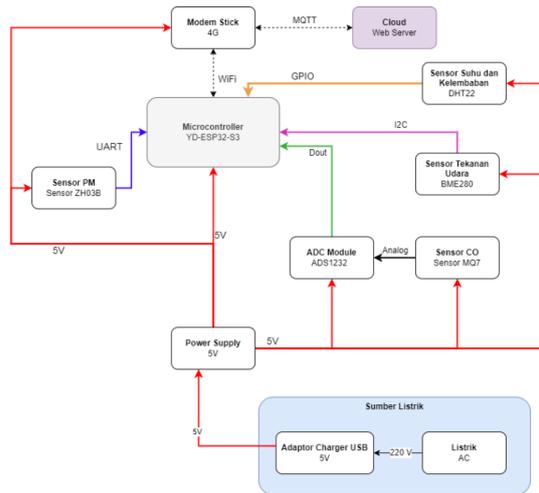
Sistem ini memanfaatkan sensor ZH03B untuk mengukur konsentrasi PM1.0, PM2.5, PM10, serta gas CO yang diukur menggunakan sensor MQ-7, dan dilengkapi dengan sensor tambahan untuk mengukur suhu, kelembaban dengan sensor DHT22, dan tekanan udara oleh sensor BME280. Data yang dikumpulkan oleh sensor-sensor tersebut dikirimkan secara *real-time* melalui jaringan IoT ke server pusat yang dirancang untuk mengolah dan menyimpan data. Sistem pengolahan data menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi kualitas udara.

LSTM dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam mempelajari pola data histori yang kompleks dan panjang. Data historis yang terkumpul dilatih menggunakan model LSTM untuk menghasilkan prediksi kualitas udara harian, yang kemudian ditampilkan melalui antarmuka berbasis web. Antarmuka web ini memungkinkan pengguna untuk memantau kualitas udara di tiga lokasi utama di Kota Bandung (Pelesiran, Setiabudi, dan Buah Batu) dalam interval *soft real-time*. Selain itu, antarmuka ini menyediakan visualisasi data yang informatif serta fitur peringatan dini apabila user berada di zona Tidak Sehat, dan prediksi kualitas udara untuk tujuh hari ke depan. Arsitektur ini dirancang agar *scalable* dan dapat diadaptasi untuk kota-kota lain dengan penyesuaian minimal.

3.3. Arsitektur Kontroler

Diagram Arsitektur Kontroler pada Gambar 3 menunjukkan bagaimana komponen-komponen dalam sistem ini terhubung. Pertama-tama, seluruh sistem mendapatkan daya dari adaptor USB 5V yang mengalirkan listrik ke mikrokontroler dan sensor-sensor lainnya, yang semuanya membutuhkan tegangan 5V untuk berfungsi. Sensor-sensor yang ada, seperti ZH03B untuk partikel PM, DHT22 untuk suhu dan kelembaban, BME280 untuk tekanan udara, dan MQ7 untuk karbon monoksida, bertugas mengumpulkan data dari lingkungan. Masing-masing sensor terhubung ke mikrokontroler YD-ESP32-S3 melalui jalur komunikasi yang berbeda-beda.

ZH03B menggunakan komunikasi *Universal Asynchronous Receiver-Transmitter* (UART), DHT22 melalui pin *General Purpose Input/Output* (GPIO), BME280 menggunakan *Inter-Integrated Circuit* (I2C), dan MQ7 melalui *Analog Digital Converter* (ADC) yang dihubungkan dengan ADS1232.



Gambar 3. Arsitektur Kontroler

Mikrokontroler ini kemudian mengambil data dari semua sensor dan memprosesnya lalu dikirimkan ke *cloud server*. Data tersebut dikirim menggunakan koneksi *Wireless Fidelity* (WiFi) dan modem 4G dengan protokol komunikasi MQTT.

3.4. Pemodelan Data

Berdasarkan analisis kebutuhan fungsionalitas sistem yang akan dirancang, desain basis data pada sistem ini seperti pada Gambar 4 terdiri dari tiga entitas yaitu entitas *device*, *telemetry log*, dan *prediction log*. Entitas *device* menyimpan data identitas *device* yang digunakan untuk menangkap data polusi dari sensor IoT. Entitas *telemetry log* menyimpan data yang dihasilkan dari sensor komponen IoT yang akan diolah, divisualisasikan, dan diprediksi. Sedangkan entitas *prediction log* digunakan untuk menyimpan data *history* hasil prediksi yang dihasilkan oleh model LSTM.

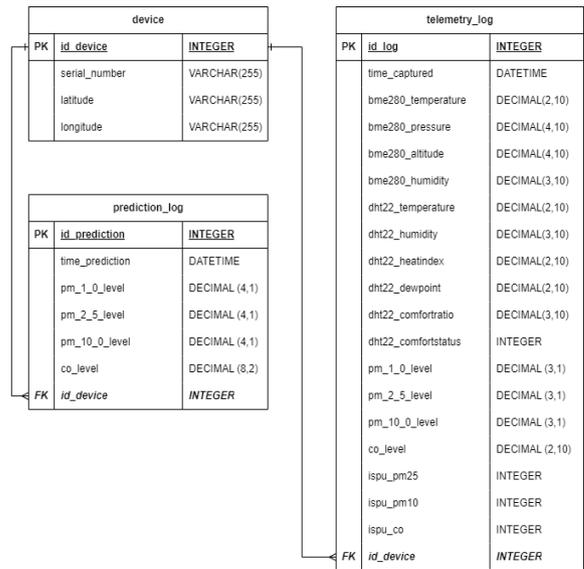
Adapun data yang akan digunakan untuk kebutuhan prediksi meliputi data historis dari atribut 'pm_1_0_level', 'pm_2_5_level', 'pm_10_0_level', 'co_level', 'dht22_temperature', 'dht22_humidity', 'bme280_pressure' yang diperoleh dari masing-masing *device* karena pada rancangan penelitian ini digunakan tiga perangkat (*node*) untuk ditempatkan di tiga titik lokasi di Kota Bandung.

3.5. Class Diagram

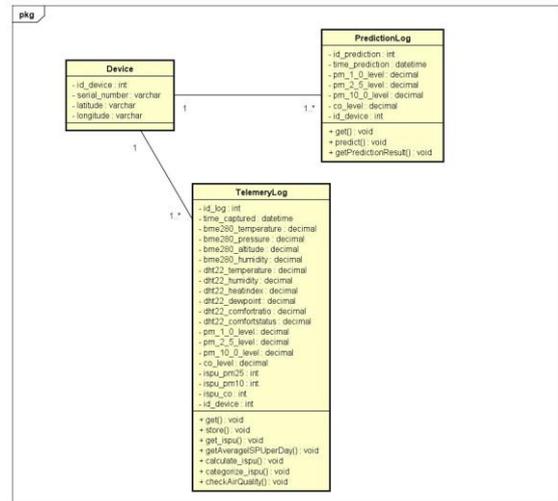
Perancangan *class diagram* yang dibuat untuk perancangan arsitektur *dashboard* monitoring ini dihasilkan dari proses analisis data sebelumnya yang menghasilkan tiga kelas yaitu kelas *device*, *prediction log*, dan *telemetry log* seperti pada Gambar 5.

Kelas *Device* berfungsi untuk menyimpan data identitas perangkat IoT, seperti ID perangkat dan lokasi, tanpa memiliki metode atau aksi khusus.

Di sisi lain, kelas *Telemetry Log* dan *Prediction Log* masing-masing menyimpan data yang dihasilkan dari sensor dan hasil prediksi model LSTM. Kedua kelas ini memiliki metode yang dirancang untuk mengelola dan memproses data mereka. Kelas



Gambar 4. Relational Model



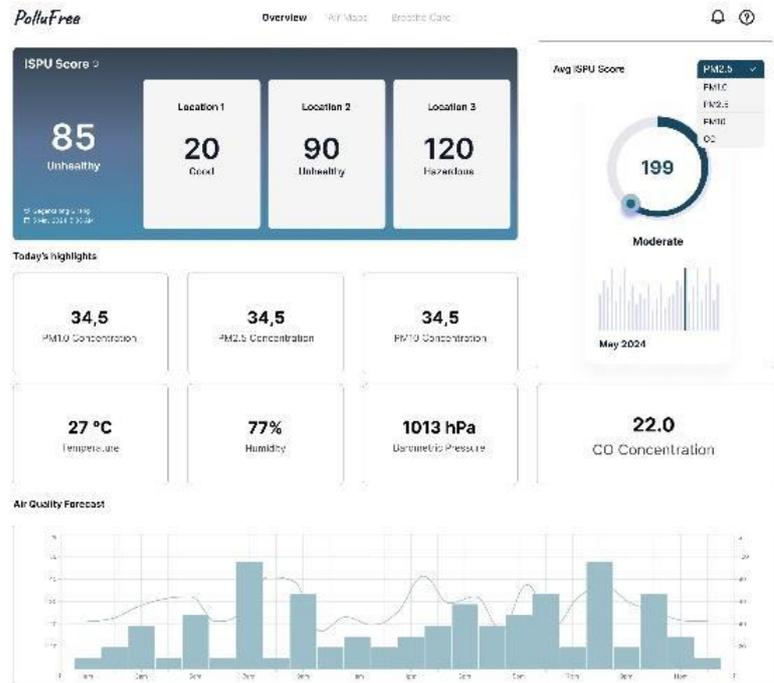
Gambar 5. Class Diagram

Telemetry Log menyimpan data dari sensor yang mencakup parameter kualitas udara, sedangkan kelas *Prediction Log* menyimpan hasil prediksi berdasarkan data historis.

Metode-metode yang ada dalam kelas *Telemetry Log* dan *Prediction Log* dirancang untuk mengolah data yang masuk, melakukan analisis, dan menghasilkan output yang dapat digunakan untuk visualisasi dan peramalan. Penjelasan detail mengenai fungsi dari setiap metode yang dirancang pada kedua kelas ini dapat dilihat pada Tabel 2.

3.6. Desain Dashboard Monitoring

Gambar 5 merupakan rancangan visualisasi *dashboard* yang berisi data polutan PM1.0, PM2.5, PM10, CO, kategori kualitas udara secara *real-time*, beserta data lingkungan seperti suhu, kelembaban, dan tekanan udara, juga grafik prediksi yang bisa dilihat oleh pengguna.



Gambar 6. Rancangan Visualisasi Dashboard

Seluruh data yang ditampilkan pada *dashboard* merupakan data yang akan diperoleh dari perangkat kontroler IoT yang dipasang di beberapa titik di Kota Bandung.

Tabel 2. Daftar Method pada Perancangan Class Diagram

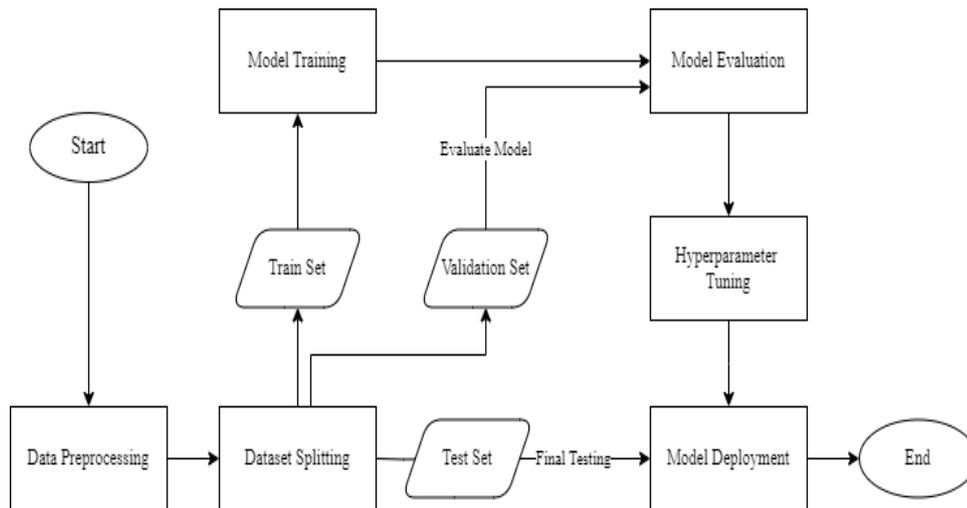
Method	Class	Keterangan
get()	Prediction log, telemetry log	Mendapatkan data dari API untuk diproses pada tahapan selanjutnya
store()	Telemetry log	Menyimpan data telemetry log ke database
predict()	Prediction log	Melakukan prediksi level kualitas udara
getResultPrediction()	Prediction Log	Mengambil data log prediksi untuk divisualisasikan pada <i>dashboard</i>
get_ispu()	Telemetry log	Mengambil data ISPU dari database
getAverageISPUPerDay()	Telemetry log	Mengambil data rata-rata nilai ISPU per hari untuk ditampilkan pada <i>dashboard</i>
calculateISPU()	Telemetry log	Melakukan perhitungan terhadap nilai ISPU untuk ditampilkan pada <i>dashboard</i>
categorizeISPU()	Telemetry log	Melakukan kategorisasi data ISPU pada
checkAirQuality()	Telemetry log	Melakukan pengecekan terhadap nilai kualitas udara

3.7. Rancangan Model Prediksi

Pemodelan sistem monitoring polusi udara ini juga menggunakan pendekatan *machine learning*. Jenis tugas *machine learning* yang dilakukan dalam penelitian ini adalah tugas regresi, tugas ini dilakukan untuk memprediksi nilai numerik yang kontinu seperti yang dilakukan dalam penelitian ini dengan algoritma *Long Short-Term Memory* yang merupakan varian dari *Recurrent Neural Network* (RNN). LSTM hadir karena RNN pada umumnya tidak dapat memecahkan masalah ketergantungan urutan input dalam waktu yang lama, sedangkan LSTM dapat mempelajari time series dalam waktu yang lama untuk hasil prediksi yang akurat (Wang, Bingchun Liu and Jiali Chen, 2023). Struktur LSTM terdiri dari *memory cell*, *input gate*, *output gate* dan *forgetting gate*. LSTM ini terletak terletak pada keadaan sel dan struktur gerbangnya.

Struktur LSTM terdiri dari *memory cell*, *input gate*, *output gate* dan *forgetting gate*. Konsep inti dari LSTM ini terletak pada keadaan sel dan struktur gerbangnya. Keadaan sel dapat mengirimkan informasi yang relevan dalam proses urutan, yang mengatasi pengaruh memori jangka pendek dan menggunakan gerbang untuk menentukan informasi mana yang harus disimpan atau dilupakan (Li, Zhang and Wang, 2023).

Gambar 7 merupakan perancangan model komputasi *machine learning* dengan algoritma LSTM yang akan dibangun, berikut adalah tahapan-tahapan yang akan dilakukan untuk membuat model prediksi data polutan untuk sistem ini.

Gambar 7. Perancangan Model Komputasi *Machine Learning*

a) *Data Preprocessing*

Pada bagian ini data akan dilakukan praproses untuk membersihkan, mengubah, dan mempersiapkan data agar dapat diproses oleh model.

Praproses data ini akan terdiri dari beberapa proses, antara lain proses *data extracting*, *data cleaning*, dan *resampling data*.

b) *Dataset Splitting*

Setelah data dilakukan praproses, maka berikutnya data akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan akan digunakan dalam proses pelatihan model, sedangkan data pengujian akan digunakan dalam proses pengujian model. Pada penelitian ini, data dibagi menjadi rasio *train* dan *test* 70:30.

a) *Model Training*

Model training adalah bagian untuk melakukan pelatihan model menggunakan data pelatihan. Proses ini bertujuan untuk membuat model belajar pola dan hubungan dari data yang dapat digunakan untuk membuat prediksi.

b) *Model Evaluation*

Setelah melakukan proses pelatihan, maka performa model yang telah dilatih akan diuji dan diukur menggunakan data yang terpisah dari data pelatihan yakni data pengujian. Bagian ini penting untuk memastikan model mampu bekerja baik pada data yang belum terlihat.

c) *Hyperparameter Tuning*

Hyperparameter tuning adalah proses untuk mengoptimalkan *hyperparameter* dari sebuah model yang telah dilatih sebelumnya. Tabel 3 berikut merupakan *hyperparameter* untuk model prediksi yang akan digunakan pada sistem ini.

Tabel 3. Hyperparameter Model LSTM

Hyperparameter	Value
Input size	1
Hidden size	64
Number layers	2
Output size	1
Epoch	30
Batch size	6
Learning rate	0.0001
Optimizer	Adam
Loss function	MSE, RMSE

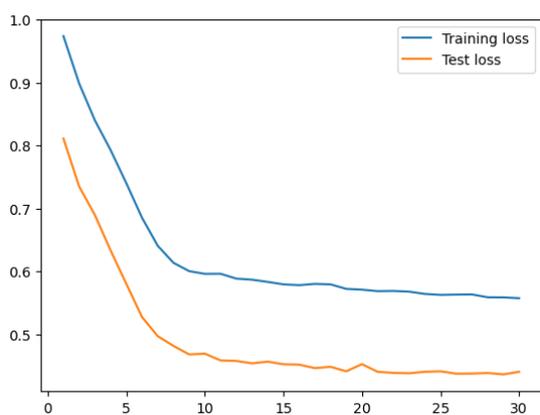
d) *Model Deployment*

Terakhir, pada bagian ini model akan diintegrasikan ke dalam lingkungan produksi, sehingga dapat digunakan untuk membuat prediksi pada data baru.

3.7. Evaluasi Model Prediksi

Evaluasi model prediksi dilakukan untuk menilai kinerja algoritma LSTM dalam memprediksi

konsentrasi polutan PM2.5 berdasarkan data historis. Model dilatih menggunakan *hyperparameter* yang telah ditentukan seperti pada Tabel 3. Selama proses pelatihan, model diuji dengan berbagai jumlah *epoch* untuk mendapatkan hasil yang paling optimal. Berdasarkan hasil eksperimen, model menunjukkan performa terbaik pada *epoch* ke-30, yang memberikan keseimbangan antara akurasi prediksi dan minimisasi nilai kesalahan (*loss*). Adapun evaluasi model PM2.5 yang diuji menggunakan data aktual selama periode satu bulan menunjukkan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) sebesar 2.68. RMSE ini merepresentasikan rata-rata selisih mutlak antara nilai prediksi dan nilai aktual dalam satuan yang sama dengan data asli ($\mu\text{g}/\text{m}^3$). Nilai RMSE ini mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat kesalahan prediksi sebesar 2.68 unit dalam memprediksi kualitas udara untuk polutan PM2.5.



Gambar 8. Grafik loss Model PM2.5

Selain itu, akurasi model dihitung berdasarkan rata-rata nilai aktual data konsentrasi PM2.5 selama satu bulan, yaitu 23.98 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Dengan demikian, relative error untuk model PM2.5 adalah sebesar 11.17%, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 88.13%. Nilai ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi tingkat polusi udara dengan cukup baik.

Untuk memberikan gambaran lebih jelas, grafik *loss* selama proses pelatihan model disajikan pada Gambar 3. Grafik ini menunjukkan bagaimana nilai *loss* pada data latih dan validasi berkurang seiring bertambahnya jumlah epoch. Pada epoch ke-30, model mencapai konvergensi, dengan nilai *loss* yang stabil dan rendah, menandakan bahwa model telah terlatih dengan baik tanpa mengalami overfitting. Adapun untuk pengembangan lebih lanjut, disarankan menggunakan *dataset* yang mencakup periode waktu lebih panjang guna mengidentifikasi pola musiman atau anomali data yang dapat memengaruhi akurasi prediksi model.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang arsitektur model untuk sistem pemantauan kualitas udara di Kota Bandung dengan menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk memprediksi kualitas udara harian berdasarkan empat parameter polutan utama: PM1.0, PM2.5, PM10, dan CO. Sistem ini memanfaatkan beberapa sensor untuk pemantauan kualitas udara secara real-time, yang memungkinkan pengumpulan data yang akurat dan efisien. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi prediksi mencapai 88%, dengan nilai Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 2,68, yang mengindikasikan kinerja model yang baik meskipun dilatih dengan data yang relatif singkat. Pendekatan yang diterapkan dalam penelitian ini lebih responsif terhadap perubahan kualitas udara dibandingkan dengan metode konvensional. Arsitektur yang diusulkan diharapkan dapat menjadi dasar bagi pengembangan sistem monitoring kualitas udara yang lebih tepat dan efisien di masa depan.

DAFTAR PUSTAKA

- ALGHIETH, M., ALAWAJI, R., SALEH, S.H. AND ALHARBI, S., 2021. Air Pollution Forecasting Using Deep Learning. *International journal of online and biomedical engineering*, 17(14), pp.50–64. <https://doi.org/10.3991/IJOE.V17I14.27369>
- ANSARI, M. AND ALAM, M., 2024. An Intelligent IoT-Cloud-Based Air Pollution Forecasting Model Using Univariate Time-Series Analysis. *Arabian Journal for Science and Engineering*, [online] 49(3), pp.3135–3162. <https://doi.org/10.1007/s13369-023-07876-9>.
- BAE, S. AND HONG, Y.C., 2018. Health effects of particulate matter. *Journal of the Korean Medical Association*, 61(12), pp.749–755. <https://doi.org/10.5124/jkma.2018.61.12.749>.
- DISKOMINFO, 2023. *Kualitas Udara Kota Bandung di Ambang Batas Sedang*. [online] Available at: <<https://jabarprov.go.id/berita/kualitas-udara-kota-bandung-di-ambang-batas-sedang-10128>>.
- GENEVA: WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2021. WHO global air quality guidelines. *Particulate matter (PM2.5 and PM10), ozone, nitrogen dioxide, sulfur dioxide and carbon monoxide*, pp.1–360.
- GUL, S., KHAN, G.M. AND YOUSAF, S., 2022. Multi-step short-term PM2.5 forecasting for enactment of proactive environmental regulation strategies. *Environmental Monitoring and Assessment*, [online] 194(5). <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10029-4>.
- HAPIDIN, D.A., SAPUTRA, C., MAULANA, D.S., MUNIR, M.M. AND KHAIRURRIJAL, K., 2019. Aerosol chamber characterization for commercial particulate matter (PM) sensor evaluation. *Aerosol and Air Quality Research*, 19(1), pp.181–194. <https://doi.org/10.4209/aaqr.2017.12.0611>.
- ISTIANA, T., KURNIAWAN, B., SOEKIRNO, S., WIHONO, A., NURYANTO, D.E., PERTALA, B.A. AND SOPAHELWAKAN, A., 2024. Fine particulate matter concentration forecasting using long short-term memory network and meteorological inputs. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 10(4), pp.1759–1774. <https://doi.org/10.22034/gjesm.2024.04.16>.
- KHUMAIDI, A., RAAFI'UDIN, R. AND SOLIHIN, I.P., 2020. Pengujian Algoritma Long Short-Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung. *Jurnal Telematika*, 15(1), pp.13–18.

- KUSNANDAR, M., 2020. Permen LHK Nomor 14 Tahun 2020. *Permen LHK Nomor 14 Tahun 2020 Tentang Indeks Standar Pencemar Udara (ISPU)*, pp.1–16.
- LI, Z., ZHANG, Y. AND WANG, Y., 2023. Prediction and Early Warning of Air Quality based on the LSTM-ARIMA Model. *Frontiers in Sustainable Development*, 3(11), pp.29–38. <https://doi.org/10.54691/fsd.v3i11.5722>.
- LIANG, Y.C., MAIMURY, Y., CHEN, A.H.L. AND JUAREZ, J.R.C., 2020. Machine learning-based prediction of air quality. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(24), pp.1–17. <https://doi.org/10.3390/app10249151>.
- MASOOD, A. AND AHMAD, K., 2023. Data-driven predictive modeling of PM2.5 concentrations using machine learning and deep learning techniques: a case study of Delhi, India. *Environmental Monitoring and Assessment*, [online] 195(1). <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10603-w>.
- MONTALVO, L., FOSCA, D., PAREDES, D., ABARCA, M., SAITO, C. AND VILLANUEVA, E., 2022. An Air Quality Monitoring and Forecasting System for Lima City With Low-Cost Sensors and Artificial Intelligence Models. *Frontiers in Sustainable Cities*, 4. <https://doi.org/10.3389/frsc.2022.849762>.
- OKTAVIANI, D.A. AND PRASASTI, C.I., 2016. The Physical and Chemical Air Quality, Worker's Characteristics, and Respiratory Symptoms Among Printing Workers in Surabaya. *Jurnal Kesehatan Lingkungan*, 8(2), p.195. <https://doi.org/10.20473/jkl.v8i2.2016.195-205>.
- SONG, X., LIU, Y., XUE, L., WANG, J., ZHANG, J., WANG, J., JIANG, L. AND CHENG, Z., 2020. Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, [online] 186(November 2019), p.106682. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.106682>.
- SURESH, S., SINDHUMOL, M.R., RAMADURAI, M., KALVINITHI, D. AND SANGEETHA, M., 2023. Forecasting Particulate Matter Emissions Using Time Series Models. *Nature Environment and Pollution Technology*, 22(1), pp.221–228. <https://doi.org/10.46488/NEPT.2023.v22i01.020>.
- SURIANO, D. AND PRATO, M., 2023. An Investigation on the Possible Application Areas of Low-Cost PM Sensors for Air Quality Monitoring. *Sensors*, 23(8). <https://doi.org/10.3390/s23083976>.
- SURYANTORO, H. AND KUSRIYANTO, M., 2023. Sistem Monitoring Partikel (PM2.5) Air Purifier untuk Mengetahui Kualitas Udara Berbasis Sensor PMS5003 dan Arduino. 4887, pp.88–96.
- TRAN, H.D., HUANG, H.Y., YU, J.Y. AND WANG, S.H., 2023. Forecasting hourly PM2.5 concentration with an optimized LSTM model. *Atmospheric Environment*, [online] 315(August), p.120161. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2023.120161>.
- TRUONG, T.P., NGUYEN, D.T. AND TRUONG, P.V., 2021. Design and deployment of an IoT-based air quality monitoring system. *International Journal of Environmental Science and Development*, 12(3), pp.139–145. <https://doi.org/10.18178/IJESD.2021.12.5.1331>.
- UTAMY, A.R., SISWANTO AND SUTARTI, 2023. Prototype Wireless Sensor Network Sistem Pengukuran Debu Dan Suhu Udara Berbasis Mqtt Server. *PROSISKO: Jurnal Pengembangan Riset dan Observasi Sistem Komputer*, 10(2), pp.152–164. <https://doi.org/10.30656/prosisko.v10i2.7158>.
- WANG, C., BINGCHUN LIU, J.C. AND JIALI CHEN, X.Y., 2023. Air Quality Index Prediction Based on a Long Short-Term Memory Artificial Neural Network Model. *電腦學刊*, 34(2), pp.069–079. <https://doi.org/10.53106/199115992023043402006>.
- WIBAWA, I.M.S. AND PUTRA, I.K., 2021. Design and manufacture of air quality measurements based on arduino ATmega 2560 using dust ZH03A laser sensor. *International journal of physical sciences and engineering*, 5(1), pp.8–15. <https://doi.org/10.29332/ijpse.v5n1.800>.
- XAYASOUK, T., LEE, H.M. AND LEE, G., 2020. Air pollution prediction using long short-term memory (LSTM) and deep autoencoder (DAE) models. *Sustainability (Switzerland)*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/su12062570>.

Halaman ini sengaja dikosongkan