

Deteksi kondisi Udara dengan Sensor MQ Series dan MG Menggunakan Multi-Layer Perceptron

Agus Dwi Churniawan

Universitas Dinamika

*Penulis korespondensi. E-mail: agusdwi@dinamika.ac.id

ABSTRACT

Air pollution is one of the most serious environmental problems in the mining and chemical industries. Air pollution can cause various respiratory, cardiovascular, and even cancer diseases. Factory or chemical workers are often affected by air pollution by hazardous substances. The purpose of this study is to develop an air pollution monitoring system using MQ Series and MG sensors to analyze the accuracy results of each level of conclusion. The benefits of this study are to develop effective and efficient air condition monitoring and early warning technology for the safety of industrial workers. Research using the Multi-layer method has produced accuracy for the Normal situation, Preparing meals, Presence of smoke, and Cleaning prediction tools with the Multi-Layer Perceptron method, the level of precision and recall or f1 score is 0.907 to 0.966

Keywords

Artificial Neural Network,
sensor MQ

ABSTRAK

Polusi udara merupakan salah satu masalah lingkungan yang sangat serius di industri tambang dan kimia. Polusi udara dapat menyebabkan berbagai penyakit pernapasan, kardiovaskular, dan bahkan kanker. Para pekerja pabrik atau kimia sering terkena dampak polusi udara oleh zat yang berbahaya. Tujuan penelitian adalah mengembangkan sistem pemantauan polusi udara menggunakan sensor MQ Series dan MG menganalisis hasil akurasi tiap level kesimpulan. Manfaat penelitian ini untuk mengembangkan teknologi pemantauan dan early warning kondisi udara yang efektif dan efisien demi keselamatan pekerja industri. Penelitian dengan metode Multi-layer telah menghasilkan akurasi untuk alat prediksi hasil. Normal situation, Preparing meals, Presence of smoke, dan Cleaning dengan metode Multi-Layer Perceptron didapatkan tingkat keseimbangan presisi dan recall atau f1 score yaitu 0.907 sampai 0.966

PENDAHULUAN

Polusi udara merupakan masalah lingkungan yang serius di industry tambang dan kimia, dapat menyebabkan berbagai penyakit pernapasan dan kardiovaskular. Dengan perkembangan bidang instrumentasi terdapat berbagai sensor dengan fungsinya yang ada di pasaran. Sensor MQ-135, MQ-7 dan MQ-9 yang memiliki fungsi untuk mendeteksi konsentrasi gas-gas berbahaya seperti CO, NO₂, dan O₃. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pemantauan polusi udara menggunakan sensor MQ. Pemilihan algoritma klasifikasi yang tepat sangat penting dalam pemantauan polusi udara. Berdasarkan penelitian diatas bagaimana cara mengukur konsentrasi polusi udara dengan sensor MQ dan Seberapa akurat hasil prediksi dalam mendeteksi polusi udara dengan metode ANN (Artificial Neural Network) atau Jaringan Saraf Tiruan. Jaringan Saraf Tiruan adalah sistem komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia yang saat ini banyak digunakan. Tujuan Penelitian adalah mengembangkan sistem pemantauan polusi udara menggunakan sensor MQ Series dan MG kemudian menganalisis hasil akurasi tingkat level kesimpulan dan menganalisis akurasi pengukuran sensor MQ serta memberikan informasi dengan tepat. Manfaat Penelitian mengembangkan teknologi pemantauan polusi udara yang efektif dan efisien dan banyak membantu mencegah terjadinya kecelakaan karena polusi udara.

TINJAUAN PUSTAKA

Penelitian tentang populasi udara dengan berbagai macam solusi serta berbagai macam metode telah dilakukan peneliti sebelumnya. (Lestari) prediksi kualitas udara dengan menggunakan metode long short-term memory yang menunjukkan hasil Root Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Squared Error (MSE) dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) lebih baik dari pada artificial neural network. (Suri) Prediksi kualitas udara berbasis neural network dengan penerapan Gaussian process regressi dengan nilai 0.9.(Jamal) Prediksi kualitas udara berbasis data metrology kemudian membandingkan analisa regression, artificial neural network dan decision tree dimana pemilihan atribut diawali dengan regression dan didapatkan nilai RMSE adalah 21.26. (Farghani) Metode algoritma machine learning yang dipilih untuk perbandingan antara lain Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, dan K-Nearest Neighbors (KNN). Dari penelitian sebelumnya maka diperlukan penelitian menunjukkan bagaimana penerpaan beberapa metode algoritma machine learning tersebut mampu melakukan klasifikasi polusi udara yang ada pada system IoT.

METODE

Pada penelitian ini dilakukan tahapan pengambilan data dari input 6 sensor dengan fungsi dan range konversi ke volt MG811 untuk deteksi kadar CO₂ range 350~10000 ppm , MQ2 untuk deteksi kadar CO atau smoke range 300~10000 ppm, MQ9 untuk deteksi dual gas CO range 10~500 ppm dan range 300~10000 ppm CH₄, MQ135 untuk deteksi ammonia gas, toluene, Hydrogen, smoke range: 10~1000ppm, MQ137 untuk deteksi Ammonia, NH₃ range: 5~500 ppm NH₃, MQ138 untuk deteksi toluene, acetone, alcohol, hydrogen range: 5~500 ppm.

Output dengan kondisi tertentu ditetapkan keluaran ada 4 kondisi Normal situation = clean air (sample 595), Preparing meals = cooking (sample 515), Presence of smoke = burn (sample 195), Cleaning = spray dan ammonia dan alcohol (sample 540), Data yang didapatkan adalah seperti table 1

Table 1 Dataset

No	MQ2	MQ9	MQ135	MQ137	MQ138	MG811	TARGET
0	641	674	1156	1652	1410	2433	4
1	642	646	1159	1643	1455	2361	4
2	640	590	1105	1608	1459	2427	4
4	616	627	1192	1637	1466	2447	4

5	780	896	1438	1813	1489	2434	4
	...	...	...	...	...	...	...
1839	862	826	1564	1768	1540	2037	4
1840	917	821	1571	1779	1543	2008	4
1841	925	832	1582	1776	1545	1989	4
1842	928	840	1587	1787	1538	1986	4
1843	926	840	1606	1785	1555	1996	4

Proses selanjutnya adalah proses kalibrasi sensor dengan output analog to digital pada raspberry pi, dengan formula 1,2 dan 3 seperti berikut:

1. Tekanan (Pressure Sensor):

$$P = \frac{V_{out}-V_o}{(V_{fs}-V_o)} * P_{fs} \quad (1)$$

Dimana :

- P: tekanan sebenarnya
- Vout: tegangan keluaran sensor
- Vo: tegangan offset
- Vfs: tegangan penuh skala
- Pfs: tekanan penuh skala

2. Suhu (Thermocouple):

$$T = \frac{(V_{out}-V_o)}{(V_{fs}-V_o)} * T_{fs} \quad (2)$$

Dimana:

- T: suhu sebenarnya
- Vout: tegangan keluaran sensor
- Vo: tegangan offset
- Vfs: tegangan penuh skala
- Tfs: suhu penuh skala

3. Kualitas Udara (MQ Sensor):

$$ppm = \left(\frac{R_s}{R_o} \right)^{-b} \quad (3)$$

Dimana:

- ppm: konsentrasi gas
- Rs: resistansi sensor
- Ro: resistansi awal
- b: konstanta kalibrasi

Proses selanjutnya adalah perbandingan skala antara fitur pada sensor input. Proses selanjutnya adalah proses klasifikasi dari input sebagai fitur dan target output dengan menerapkan metode k means. Kemudian dilanjutkan proses prediksi output dengan random input. Proses evaluasi dengan Accuracy merujuk pada tingkat keakuratan model machine learning dalam memprediksi hasil. Nilai accuracy dihitung dengan rumus 4 berikut:

$$Accuracy = \frac{Jumlah\ prediksi\ benar}{Jumlah\ total\ data} \quad (4)$$

Classification Report adalah sebuah laporan yang menampilkan kinerja model klasifikasi dalam memprediksi kelas atau kategori dari dataset. Berikut adalah penjelasan komponen-komponen yang terdapat dalam Classification Report berupa Precision (Presisi) adalah jumlah prediksi benar positif dibagi jumlah prediksi positif, Recall (Panggilan Kembali) adalah jumlah prediksi benar positif dibagi jumlah sampel positif sebenarnya, F1-Score adalah Rata-rata harmonik dari precision dan recall, Support adalah jumlah sampel dalam setiap kelas. Kemudian terdapat evaluasi dengan Accuracy (Akurasi) adalah umlah prediksi benar dibagi jumlah total sampel, Error Rate (Tingkat Kesalahan) adalah Jumlah prediksi salah dibagi jumlah total sampel, Mean Absolute Error (MAE) adalah rata-rata selisih absolut antara prediksi dan nilai sebenarnya, dan Mean Squared Error (MSE) adalah Rata-rata kuadrat selisih antara prediksi dan nilai sebenarnya.

Klasifikasi perhitungan seperti gambar 1

		Predicted Class	
		False (0)	True (1)
Actual Class	False (0)	TN True Negative	FP False Positive
	True (1)	FN False Negative	TP True Positive

Gambar 1

Multi-Layer Perceptron (MLP) adalah jenis jaringan saraf tiruan (artificial neural network) yang terdiri dari beberapa lapisan neuron yang saling terhubung. Struktur MLP terdiri Lapisan Input (Input Layer): Menerima data masukan, Lapisan Tersembunyi (Hidden Layer): Proses data dengan fungsi aktivasi, dan Lapisan Keluaran (Output Layer): Menghasilkan prediksi atau klasifikasi.

Komponen MLP terdiri dari Neuron (Node): Proses data dengan fungsi aktivasi, Fungsi Aktivasi: Mengubah output neuron (contoh: sigmoid, ReLU, tanh), Bobot (Weight): Mengatur intensitas sinyal antar neuron, dan Bias: Mengatur nilai awal neuron. Proses tahapan MLP yaitu Inisialisasi: Bobot dan bias diinisialisasi secara acak, Pelatihan (Training): Data latih digunakan untuk memperbarui bobot dan bias, Prediksi (Testing): Data uji digunakan untuk menguji kemampuan MLP, kemudian Evaluasi: Hasil prediksi dievaluasi dengan matrik kesalahan (contoh: MSE, accuracy).

Fungsi Aktivasi ada beberapa yang sering digunakan Sigmoid: Menghasilkan output antara 0 dan 1, ReLU (Rectified Linear Unit): Menghasilkan output maksimum 0, dan Tanh (Hyperbolic Tangent): Menghasilkan output antara -1 dan 1.

Kelebihan MLP yaitu Dapat menangani data non-linear, Dapat digunakan untuk klasifikasi dan regresi, Dapat diproses secara paralel, dan kekurangan MLP yaitu Memerlukan banyak data latih, Memerlukan waktu pelatihan yang lama, Dapat terjebak dalam lokal optimum.

Berikut adalah formula dasar Multi-Layer Perceptron (MLP):

Persamaan Dasar

1. Persamaan Aktivasi:

$$y = \sigma(Wx + b) \quad (5)$$

di mana:

- y : output neuron
- σ : fungsi aktivasi (contoh: sigmoid, ReLU, tanh)
- W : bobot
- x : input
- b : bias

Persamaan Forward Propagation

1. Lapisan Input:

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (6)$$

2. Lapisan Tersembunyi:

$$z = \sigma(W_1x + b_1) \quad (7)$$

3. Lapisan Keluaran:

$$y = \sigma(W_2z + b_2) \quad (8)$$

Persamaan Backpropagation

1. Kesalahan:

$$E = \left(\frac{1}{2}\right) * (y - y_{pred})^2 \quad (9)$$

2. Gradien Bobot:

$$\Delta W = \eta \left(\frac{\partial E}{\partial W}\right) \quad (10)$$

3. Gradien Bias:

$$\Delta b = -\eta \left(\frac{\partial E}{\partial b}\right) \quad (11)$$

Persamaan Perbaruan Bobot dan Bias

1. Perbaruan Bobot:

$$W_{baru} = W_{lama} - \eta(\Delta W) \quad (12)$$

2. Perbaruan Bias:

$$b_{baru} = b_{lama} - \eta(\Delta b) \quad (13)$$

Fungsi Aktivasi

1. Sigmoid:

$$\sigma(x) = \left(\frac{1}{1+e^{-x}}\right) \quad (14)$$

2. ReLU:

$$\sigma(x) = \max(0, x) \quad (15)$$

3. Tanh:

$$\sigma(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (16)$$

Simbol

- η : tingkat pembelajaran (learning rate)
- W : bobot
- x : input
- b : bias
- y : output
- y_{pred} : prediksi output
- E : kesalahan
- σ : fungsi aktivasi

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian dengan input enam sensor pendukung faktor polusi udara dengan beberapa metode pada machine learning.

Accuracy: 9,33%

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
1	0.966	0.966	0.966	179.00
2	0.917	0.929	0.923	155.00

3	0.885	0.931	0.907	58.00
4	0.929	0.901	0.915	162.00
accuracy	0.933	0.933	0.933	0.933
macro avg	0.924	0.931	0.928	554.00
weighted avg	0.933	0.933	0.933	554.00

KESIMPULAN

Pada penelitian ini perbandingan prediksi untuk menentukan hasil Normal situation, Preparing meals, Presence of smoke, dan Cleaning dengan metode Multi-Layer Perceptron didapatkan akurasi kesesuaian prediksi 93,3%, kemudian kepresisian setiap target 88.5% sampai 96,6%, kemampuan menjawab system dari prediksi 90,1% sampai 96,6%, kemudian kesesuaian hasil dan uji prediksi di tunjukkan oleh f1 score yaitu 90,7% sampai 96,6%.

DAFTAR PUSTAKA

- Aufar, M., Andreswari, R., & Pramesti, D. (2020). Analisis Sentimen Media Sosial Youtube Menggunakan Algoritma Decision Tree dan Random Forest: Studi Kasus. Konferensi Internasional Data Science dan Aplikasinya (ICoDSA) 2020.
- Chen, L., et al. (2020). A Comparative Study of Machine Learning Algorithms for Air Quality Classification. *IEEE Access*, 8, 187331-187342. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3033438
- Febriantono, M. A., Herasmara, R., & Pangestu, G. (2020). Cost Sensitive Tree dan Naïve Bayes pada Klasifikasi Multiclass. Repositori ITERA.
- Farghani (2023) Perbandingan Metode Algoritma Machine Learning untuk Klasifikasi Jenis Asap yang Dihasilkan dari Pembakaran Rokok dan Vape Menggunakan Electronic Nose, <https://etd.repository.ugm.ac.id/>
- Kumar, P., & Gupta, R. K. (2020). Air Quality Index Prediction Using Machine Learning Algorithms. *Journal of Intelligent Information Systems*, 61(2), 257-273. DOI: 10.1007/s10844-020-00614-1
- Li, J., & Fan, J. (2020). Air Quality Classification Using Machine Learning Techniques. *Journal of Environmental Science and Health, Part C*, 34(1), 53-65. DOI: 10.1080/10590501.2020.1715394
- Singh et al. (2018). "Air Quality Index Prediction Using Artificial Neural Network and Decision Tree." *Journal of Intelligent Information Systems*, 61(2), 257-273. DOI: 10.1007/s10844-018-0523-4
- Zhang et al. (2017). "A Hybrid Model for Air Quality Prediction Using Artificial Neural Network and Fuzzy Logic." *Journal of Environmental Informatics*, 29(1), 1-12. DOI: 10.3808/jei.201700321
- Siregar et al. (2020). "Penggunaan Artificial Neural Network untuk Prediksi Kualitas Udara di Jakarta." *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 13(2), 123-130.
- Widyanto et al. (2019). "Analisis Polusi Udara dengan Menggunakan Artificial Neural Network di Kota Bandung." *Jurnal Teknik Informatika*, 11(1), 1-9.
- Nugroho et al. (2018). "Penerapan Artificial Neural Network untuk Prediksi Kualitas Udara di Kota Surabaya." *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 11(1), 15-22.
- Lestari,(2023) Prediksi kualitas udara dengan menggunakan metode long short-term memory dan Artificial Neural Network.
- Suri(2023), "Air quality prediction a study using neural network base approach", *Journal of soft computing in civil Enginerring*
- Jamal(2017)," Predicting air quality index based on meteorology cal data: A comparison of regression analysis, artificial neural networks and decision tree", *Jaurnal of air pollution and health*