

Prediksi Gas Karbon Monoksida dengan Jaringan Syaraf Tiruan berbasis Internet of Things

Alauddin Maulana Hirzan ^{a,1,*}, Charis Maulana ^{a,2}, Sri Handayani ^{a,3}

^aUniversitas Semarang, Jl. Soekarno Hatta, Tlogosari Kulon, Kota Semarang, Indonesia

¹ maulanahirzan@usm.ac.id*; ²charis@usm.ac.id; ³sri@usm.ac.id

* Penulis Koresponden

INFO ARTIKEL

Histori Artikel

Pengajuan 2024-09-29
Diperbaiki 2025-06-30
Diterima 2025-10-23

Kata Kunci

Internet of Things,
Jaringan Syaraf Tiruan,
Karbon Monoksida,
Prediksi,
Regresi Linier

ABSTRAK

Karbon Monoksida merupakan gas berbahaya yang dapat menyebabkan efek fatal bagi manusia jika terhirup dalam jumlah besar. Untuk mendeteksinya, terdapat model yang telah dikembangkan. Penelitian ini mengusulkan model prediksi menggunakan algoritma Artificial Neural Network (ANN) untuk memprediksikan Karbon Monoksida. Dari empat model ANN yang dievaluasi, model ANN-5K menunjukkan performa terbaik dengan akurasi mencapai 80,18%, diikuti oleh ANN-6K dengan akurasi sebesar 77,13%, ANN-4K dengan 66,44% dan ANN-3K sebesar 53,14%. Jika dibandingkan dengan regresi linear yang hanya memiliki akurasi 57,50%, model ANN-5K masih unggul. Dengan demikian, model ANN-5K yang diusulkan terbukti lebih akurat dan memiliki *error* lebih rendah jika dibandingkan dengan model-model lainnya. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah purwarupa yang dilengkapi dengan model ANN untuk melakukan prediksi gas Karbon Monoksida.

ABSTRACT

Keyword

Artificial Neural
Network,
Carbon Monoxide,
Internet of Things,
Linear Regression,
Prediction

Carbon monoxide is a dangerous gas that can cause fatal effects in humans if inhaled in large quantities. To detect it, a model has been developed. This study proposes a prediction model using an Artificial Neural Network (ANN) algorithm to predict carbon monoxide. Of the four ANN models evaluated, the ANN-5K model showed the best performance with an accuracy of 80.18%, followed by ANN-6K with an accuracy of 77.13%, ANN-4K with 66.44%, and ANN-3K with 53.14%. When compared to linear regression, which only had an accuracy of 57.50%, the ANN-5K model was still superior. Thus, the proposed ANN-5K model proved to be more accurate and had a lower error rate compared to other models. The main contribution of this research is a prototype equipped with an ANN model to predict carbon monoxide gas.

Ini adalah artikel akses terbuka di bawah lisensi [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).



1. Pendahuluan

Polusi udara merupakan sebuah zat dari suatu gas yang melayang-layang di udara dan menimbulkan risiko kesehatan bagi manusia. Biasanya gas ini dihasilkan oleh pabrik-pabrik yang tidak dilengkapi dengan penyaring udara maupun kendaraan bermotor dengan bahan bakar fosil yang tidak terbakar sempurna. Salah satu polutan yang terkenal adalah gas Karbon Monoksida dengan rumus kimia CO. Gas ini memiliki tingkat berbahaya yang cukup tinggi karena sifat-sifatnya yang tidak bisa diketahui oleh manusia. Gas ini bersifat tanpa rupa, tanpa warna, tanpa bau sehingga mempersulit deteksinya dengan panca indra yang dimiliki manusia.

Untuk mengenal lebih lanjut mengenai tingkat bahaya yang dimiliki oleh gas ini, peneliti telah melakukan peninjauan berdasarkan artikel-artikel yang didapatkan dari jurnal-jurnal internasional. Berdasarkan artikel[1] di tahun 2020, telah terjadi keracunan gas Karbon Monoksida dan menimbulkan kematian sebanyak 2000 hingga 5000 nyawa di Jepang. Hal ini juga terjadi di Amerika Serikat yang memakan korban sebanyak 50.000 nyawa setiap tahunnya berdasarkan artikel[2] di tahun yang sama. Selain itu di artikel lain[3] di tahun yang sama juga menyatakan bahwa polutan metal berbahaya dapat menimbulkan beberapa penyakit serius seperti: asma, bronkitis, dan kanker paru-paru. Terdapat penelitian yang dilakukan pada tahun 2021 untuk mengetahui dampak keracunan tingkat kronis. Berdasarkan artikel tersebut[4] menyatakan bahwa keracunan akut sudah menjadi situasi medis darurat yang sudah diketahui. Namun untuk kasus keracunan kronis masih menjadi tantangan untuk dipelajari lebih lanjut. Dan di tahun 2022 terdapat penelitian[5] yang menghubungkan keracunan gas Karbon Monoksida dengan sindrom *Parkinson*. Berdasarkan artikel-artikel yang didapatkan, peneliti menganggap bahwa kandungan gas Karbon Monoksida di udara menjadi potensi yang serius untuk ditangan. Namun untuk menghilangkan gas Karbon Monoksida di udara membutuhkan usaha yang luar biasa dari pemerintah. Sehingga untuk saat ini yang bisa dilakukan hanyalah menggunakan deteksi saja agar membantu orang-orang untuk menghindari zona dengan polutan berbahaya tersebut.

Peneliti telah mempelajari lebih lanjut mengenai model-model alat deteksi gas Karbon Monoksida yang telah dipublikasikan secara daring. Pada tahun 2019 terdapat sebuah model yang dibangun oleh artikel[6] untuk mendeteksi kandungan gas Karbon Monoksida di dalam ruangan. Model tersebut akan mendeteksi kandungan gas Karbon Monoksida di dalam ruangan dan mencatat hasilnya di platform *Thingspeak*. Di tahun yang sama, terdapat model lain yang digunakan untuk mendeteksi polusi di udara yang dapat dipantau menggunakan aplikasi Android.[7], [8]. Di tahun berikutnya terjadi pengembangan lebih lanjut dari model deteksi gas Karbon Monoksida. Model yang dikembangkan pada tahun 2020 di artikel[9] menggunakan teknologi *cloud* untuk mencatat hasil pemantauan melalui platform web di Universitas Hanyang Korea. Di tahun yang sama, model lain mengembangkan mekanisme indikator berbasis LED untuk menampilkan tingkat bahaya kandungan gas di kota. Artikel[10] ini menggunakan Arduino, sensor LM35 dan MQ-7 untuk mendeteksi kandungan gas berbahaya tersebut. Di tahun 2022 model untuk mendeteksi masih terus dikembangkan. Model ini tidak hanya diimplementasikan di area yang luas saja, tetapi juga diimplementasikan di kendaraan menurut artikel[11]. Model terakhir yang dikembangkan oleh artikel[12] pada tahun 2023 merupakan model terakhir untuk jenis deteksi gas Karbon Monoksida yang dilengkapi dengan teknologi jaringan gsm dan sensor-sensor lain untuk mendeteksi polutan lainnya.

Berdasarkan penelitian-penelitian sebelumnya, peneliti menemukan bahwa model-model *state-of-the-art* yang telah dikembang tersebut hanyalah sebatas pemantauan saja. Sehingga menimbulkan permasalahan apabila model-model tersebut tidak dapat melakukan prediksi tingkat gas Karbon Monoksida di udara.

Dengan melakukan prediksi, lebih banyak nyawa manusia dapat diselamatkan melalui pencegahan. Oleh karena itu, penelitian yang dilakukan peneliti ini mengembangkan lebih lanjut model-model yang sudah ada dengan mengimplementasikan sensor gas Karbon Monoksida yang lebih akurat dengan menggunakan sensor MQ-9. Hal ini dibuktikan oleh artikel[13] yang menyatakan bahwa sensor MQ-9 lebih akurat dari seri sebelumnya. Selain itu model yang akan

diusulkan ini juga dilengkapi dengan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan untuk melakukan prediksi. Algoritma ini sering diimplementasikan pada berbagai macam situasi, sebagai contoh adalah untuk melakukan prediksi pemberian kredit kepada nasabah bank[14]. Namun dalam kasus ini, algoritma jaringan syaraf tiruan akan difokuskan untuk prediksi kandungan gas (regresi) sebagai bentuk daripada kontribusi atau *novelty* yang peneliti usulkan terhadap penelitian ini.

2. Metode

Pada bagian ini peneliti akan memberikan penjelasan mengenai desain penelitian yang dilakukan untuk menyelesaikan masalah yang ada di latar belakang.

2.1. Metode pengumpulan data

Dalam melakukan pengumpulan data untuk penelitian, peneliti menggunakan dua jenis sumber data yaitu data primer dan sekunder. Data primer ini didapatkan melalui observasi langsung di lapangan menggunakan alat deteksi Karbon Monoksida yang telah dikembangkan oleh peneliti. Alat yang digunakan peneliti merupakan implementasi dari penelitian sebelumnya[15] yang digunakan untuk memantau tingkat gas Karbon Monoksida di ruang parkir Universitas. Dari alat yang digunakan tersebut, peneliti mendapatkan data observasi gas dengan contoh data di Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Sampel Data Hasil Observasi

<i>Timestamp</i>	<i>Temperature</i>	<i>Humidity</i>	<i>Pressure</i>	<i>Carbon Monoxide</i>
2024-09-10 07:40:09	26.19	57.73	1007.67	0.02
2024-09-10 07:40:12	26.18	57.47	1007.69	0.01
2024-09-10 07:40:16	26.18	57.36	1007.72	0.02
2024-09-10 07:40:20	26.15	57.29	1007.67	0.01
2024-09-10 07:40:24	26.14	57.42	1007.78	0.01
			
2024-09-10 21:27:02	32.42	45.12	994.71	0.08
2024-09-10 21:27:06	32.35	45.18	994.88	0.09
2024-09-10 21:27:10	32.33	45.32	994.93	0.08
2024-09-10 21:27:14	32.36	45.31	994.93	0.08
2024-09-10 21:27:18	32.35	45.27	994.88	0.08

Data hasil observasi ini yang kemudian dijadikan menjadi dasar untuk melatih model Jaringan Syaraf Tiruan. Sedangkan untuk data sekunder, penelitian ini menggunakan artikel-artikel jurnal sebagai dasar dari penelitian. Hal ini dilakukan demi mencari kelemahan-kelemahan di model sebelumnya dan menemukan *novelty* dari sebagai bentuk kontribusi baru daripada penelitian.

2.2. Tahapan penelitian

Di bagian ini peneliti akan menjelaskan tahapan-tahapan yang dilakukan untuk mencapai *novelty* yang ditargetkan. Tahapan-tahapan ini dimulai dari mengumpulkan permasalahan, melakukan identifikasi masalah, membuat perancangan model, melakukan implementasi model, dan melakukan pengujian model.

a. Mengumpulkan permasalahan

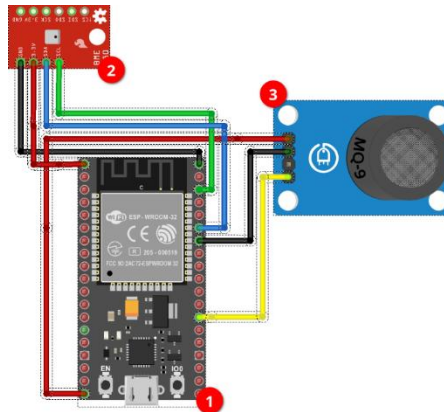
Tahapan ini merupakan tahapan di mana peneliti mengumpulkan permasalahan yang ada di lingkungan. Hal ini dapat ditemukan melalui proses observasi lapangan secara langsung. Masalah utama yang ditemukan peneliti adalah permasalahan polusi udara khususnya gas Karbon Monoksida

b. Identifikasi masalah

Setelah mendapatkan permasalahan yang ada di lapangan. Peneliti melanjutkan ke tahapan berikutnya yaitu identifikasi permasalahan. Di tahapan ini, peneliti melakukan perincian mengenai permasalahan yang terjadi. Dalam identifikasi permasalahan ini, peneliti menemukan bahwa model-model yang saat ini ada hanya sebatas untuk melakukan deteksi saja tanpa adanya kemampuan prediksi untuk pencegahan.

c. Perancangan model

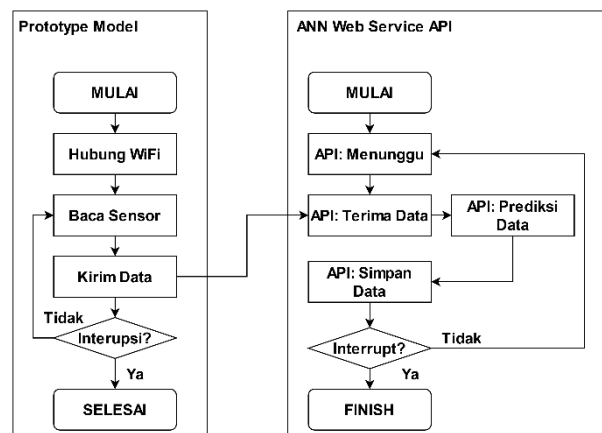
Untuk bisa melakukan pencegahan melalui prediksi gas Karbon Monoksida, peneliti berencana mengembangkan sebuah model berbasis *Internet of Things* untuk melakukan pemantauan sekaligus melakukan prediksi kandungan gas Karbon Monoksida dengan menggunakan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan. Gambar 1 merupakan rangkaian komponen yang digunakan oleh peneliti untuk membuat model:



Gambar 1. Rancangan Sirkuit Model Purwarupa

Gambar 1 merupakan rancangan sirkuit untuk model yang diusulkan. Perangkat ini terdiri dari 3 komponen sederhana yang dapat dibeli di toko elektronik khusus IoT. Komponen ini berupa (1) perangkat NodeMCU ESP32 sebagai otak pemrosesan alat, (2) BME280 untuk mendeteksi suhu, kelembaban dan tekanan udara, dan (3) sensor MQ-9 untuk mendeteksi keberadaan gas Karbon Monoksida.

Setelah selesai dengan rancangan model, maka langkah berikutnya adalah mendesain diagram alir untuk menunjukkan cara kerja dari model yang didesain ini. Berikut ini adalah gambaran dari diagram alir model yang diusulkan tersebut:

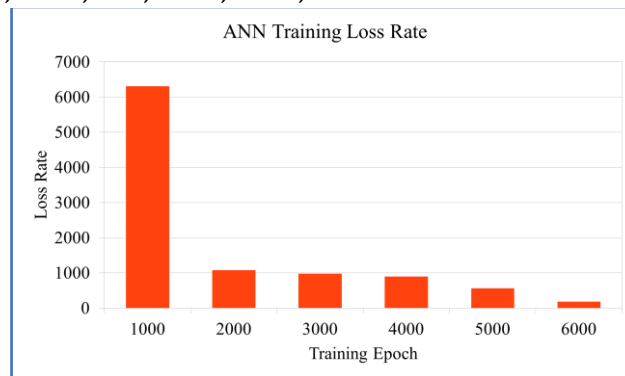


Gambar 2. Diagram Alir Cara Kerja Alat

Gambar 2 merupakan diagram alir yang menggambarkan cara kerja model yang diusulkan penelitian ini. Terdapat dua sistem yang bekerja secara bersama-sama. Sistem pertama adalah model purwarupa yang dimulai dengan menghubungkan ke jaringan Wi-Fi, lalu membaca

sensor-sensor yang terhubung, dan mengirimkan hasil pembacaan tersebut ke server. Proses ini akan berulang terus-menerus hingga interupsi terjadi. Sedangkan sistem kedua memiliki tugas sebagai pelayanan permintaan Web yang melakukan kalkulasi data sensor dari model purwarupa menjadi prediksi. Data-data hasil prediksi maupun data asli kemudian disimpan ke dalam *database* yang disiapkan di dalam server.

Setelah mengatur cara kerja alat maupun sistem prediksi, maka hal yang tidak kalah penting adalah model prediksi itu sendiri. Penelitian ini menggunakan data-data dari Tabel 1 sebagai dasar data pelatihan. Model akan dilatih ribuan kali demi menekan angka *Loss* yang terjadi dan meningkatkan akurasi prediksi dari model prediksi. Berikut ini adalah hasil perbandingan model yang dilatih 1000, 2000, 3000, 4000, 5000, dan 6000 kali:

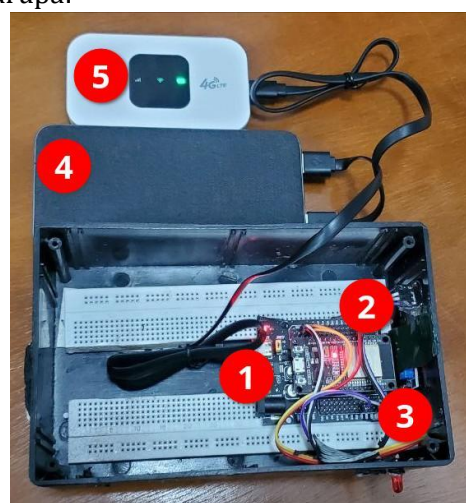


Gambar 3. Perbandingan Model-Model Jaringan Syaraf Tiruan

Gambar 3 merupakan perbandingan angka *Loss Rate* yang muncul ketika proses pelatihan dilakukan. Semakin tinggi tingkat *error* yang terjadi, maka tingkat akurasinya menurun. Berdasarkan gambar tersebut bisa didapatkan bahwa tingkat *error* tertinggi terjadi pada pelatihan 1000 kali dan terendah di pelatihan 6000 kali. Dengan menggunakan data ini, peneliti menggunakan empat (4) model dengan tingkat *error* terendah (3000, 4000, 5000, dan 6000 kali). Setelah model siap maka langkah berikutnya adalah implementasi

d. Implementasi model

Di bagian ini peneliti melakukan implementasi alat dalam bentuk fisiknya. Sesuai dengan rancangan komponen, alat purwarupa ini kemudian di tempatkan ke dalam boks untuk menjaga isinya dari debu maupun air yang tidak diinginkan. Berikut ini adalah gambar dari model yang telah dirangkai menjadi purwarupa:



Gambar 4. Hasil Perangkaian Alat

Gambar 4 merupakan hasil perangkaian alat purwarupa yang digunakan untuk mendeteksi kandungan gas Karbon Monoksida dan beberapa data lain (seperti suhu, kelembaban

dan tekanan udara). Komponen yang digunakan adalah (1) Papan pemrosesan ESP32, (2) Sensor MQ-9, (3) Sensor BME280, (4) *Power bank*, dan (5) modem *WiFi* untuk menyediakan akses Internet. Selain mendeteksi, perangkat ini juga melakukan permintaan prediksi kepada server untuk mengetahui nilai kandungan gas yang akan terjadi. Setelah selesai merangkai alat, peneliti kemudian melakukan tahapan pengujian.

e. Pengujian

Bagian terakhir ini adalah tahapan menguji model yang diusulkan. Untuk menguji kehandalan algoritma, penelitian ini akan membandingkan algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (konfigurasi keluaran mode regresi) dengan algoritma regresi yang sama yaitu *Linear Regression* (Regresi Linier). Untuk membandingkan kinerja dari masing-masing model, penelitian ini menggunakan perhitungan statistika seperti *Mean Average Error (MAE)*, *Mean Squared Error (MSE)*, dan *Root Mean Squared Error (RMSE)*[16], [17]. Rumus perhitungan daripada MAE ditunjukkan oleh Rumus 1:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |asli_i - prediksi_i| \quad (1)$$

Nilai MAE sesuai rumus 1 didapatkan dengan cara mengurangkan nilai asli yang didapatkan oleh sensor dengan nilai prediksi masing-masing model. Lalu hasil ini dikonversi menjadi nilai absolut (positif) dan dijumlahkan keseluruhan data yang ada lalu dihitung rata-ratanya berdasarkan jumlah data n yang ada.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (asli_i - prediksi_i)^2 \quad (2)$$

Perhitungan MSE berdasarkan rumus 2 berbeda dengan MAE. Nilai MSE didapatkan dengan cara mengurangkan nilai asli dengan prediksi, lalu dipangkat dua (2). Hasil pangkat kemudian dijumlahkan total sesuai jumlah data n . Lalu dihitung nilai rata-rata dengan dibagi jumlah data n .

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (asli_i - prediksi_i)^2} \quad (3)$$

Untuk mendapatkan RMSE berdasarkan rumus 3 relatif lebih mudah karena hanya dengan melakukan perhitungan akar dari hasil MSE saja.

Indikator MAE digunakan untuk menghitung jarak antara nilai asli dengan nilai prediksi berdasarkan rata-rata. Semakin kecil nilai MAE (tingkat *error* rata-rata) maka semakin tinggi nilai akurasi prediksi regresi. Untuk MSE digunakan untuk mengindikasikan model prediksi yang sering melakukan kesalahan besar. Sehingga semakin sering *error* terjadi maka nilai MSE akan semakin membesar. Nilai MSE prediksi model yang dicari peneliti adalah nilai MSE terkecil. Sedangkan untuk RMSE digunakan untuk memahami seberapa sering model prediksi melenceng dari nilai asli. Hasil dari penelitian yang peneliti lakukan akan dijelaskan pada bagian Hasil dan Pembahasan

3. Hasil dan Analisis

Di bagian ini, peneliti akan menjelaskan hasil yang didapatkan oleh perangkat purwarupa. Hasil yang disajikan berupa data komparasi hasil prediksi dengan data asli, maupun grafik perbandingan antara masing-masing model dengan data aslinya.

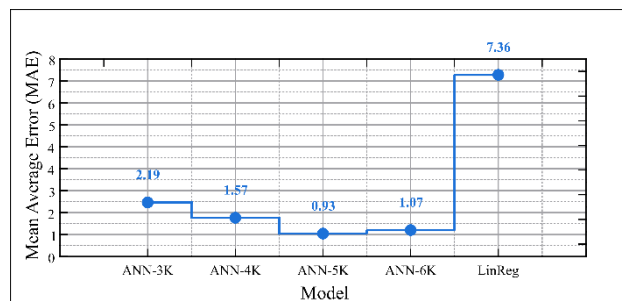
Hasil pertama yang peneliti ingin sajikan adalah data tabel hasil prediksi menggunakan masing-masing model dengan nilai asli yang didapatkan model selama dua (2) jam waktu aktif perangkat. Namun karena jumlah baris data cukup banyak dan sulit untuk divisualisasikan, maka penelitian ini melakukan teknik reduksi menggunakan nilai rata-rata rentang waktu tiap 5 menit.

Sehingga dari 1866 baris data yang didapatkan alat, berkurang menjadi 26 baris data saja. Berikut ini adalah perbandingan antara Nilai Asli (*Actual*), model JST dengan 3000 kali pelatihan (ANN-3K), model dengan 4000 kali (ANN-4K), model dengan 5000 kali pelatihan (ANN-5K), model dengan 6000 kali pelatihan (ANN-6K), dan model Regresi Linier (LR):

Tabel 2. Perbandingan Hasil Prediksi dan Nilai Asli

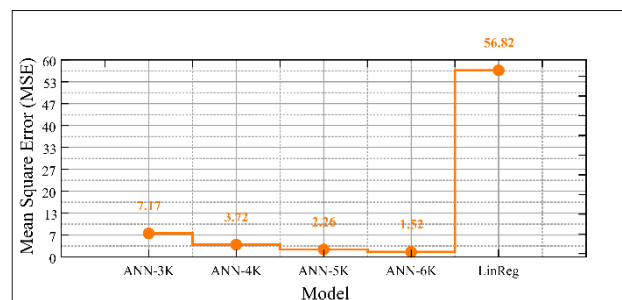
Waktu	Model					Nilai Asli
	ANN-3K	ANN-4K	ANN-5K	ANN-6K	LR	
19:20:00	-8.242	0.103	0.358	1.183	10.558	0.091
19:25:00	-2.827	-0.048	0.358	1.183	10.515	2.017
19:30:00	-0.620	0.600	0.358	1.183	10.383	0.263
19:35:00	0.728	0.584	0.358	1.183	9.738	0.147
19:40:00	1.223	-0.322	0.358	1.183	9.786	3.633
			...			
21:05:00	2.270	3.113	0.125	1.183	6.468	0.307
21:10:00	2.270	-0.124	0.377	1.183	5.859	0.108
21:15:00	2.270	-1.351	0.270	1.183	5.686	0.063
21:20:00	2.270	-0.377	0.616	1.183	5.342	0.149
21:25:00	2.270	2.482	0.536	1.183	5.652	0.084

Tabel 2 merupakan nilai perbandingan antara model jaringan syaraf tiruan yang dibandingkan dengan nilai asli dari sensor dan algoritma lain seperti Regresi Linier sebagai pembanding. Untuk bisa membuktikan lebih lanjut mengenai performa dari masing-masing model, dibutuhkan analisis statistika melalui perhitungan *Mean Average Error (MAE)*, *Mean Squared Error (MSE)*, dan *Root Mean Squared Error (RMSE)*. Berikut ini adalah hasil perbandingan untuk nilai MAE:



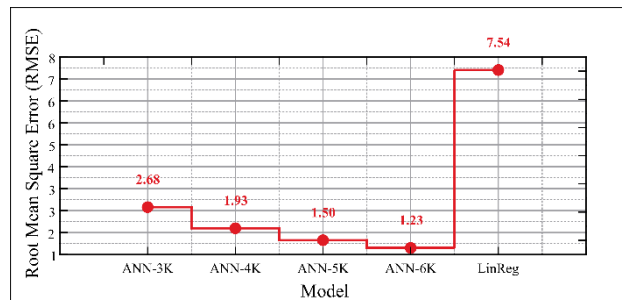
Gambar 5. Hasil Perhitungan *Mean Average Error*

Gambar 5 menunjukkan hasil perhitungan masing-masing model. Berdasarkan gambar tersebut model ANN-3K mendapatkan nilai MAE 2,19; ANN-4K mendapatkan 1,57; ANN-5K mendapatkan 0,93; ANN-6K mendapatkan 1,07; dan LR mendapatkan 7,36. Jika dilihat dari grafik, model ANN-5K yang dilatih 5000 kali mendapatkan nilai MAE terendah jika dibandingkan dengan keseluruhan model. Sedangkan nilai MAE tertinggi diperoleh oleh LinReg (Regresi Linier).



Gambar 6. Hasil Perhitungan *Mean Squared Error*

Gambar 6 merupakan hasil daripada perhitungan MSE. Berdasarkan gambar tersebut menghasilkan nilai yang berbeda dengan nilai MAE. Jika MAE terendah diraih oleh model ANN-5K, maka nilai MSE terendah diraih oleh ANN-6K dengan nilai 1,52. Diikuti oleh ANN-5K dengan 2,25; ANN-4K dengan 3,72; ANN-3K dengan 7,37; dan LinReg dengan nilai 56,82.



Gambar 7. Hasil Perhitungan *Root Mean Squared Error*

Gambar 7 merupakan nilai perhitungan RMSE dan memiliki kemiripan dengan nilai MSE karena nilai yang didapatkan RMSE berasal dari MSE. Jika diinterpretasikan, gambar 7 memiliki kemiripan yang sama juga dengan MSE. Nilai RMSE terendah didapatkan oleh model ANN-6K dengan nilai 1,23. Lalu dilanjutkan oleh model ANN-5K dengan 1,50; ANN-4K dengan nilai 1,95; lalu ANN-3K dengan 2,68 dan *LinReg* sebesar 7,54.

Pembahasan kedua adalah mengenai apa yang peneliti temukan dengan model yang diusulkan. Berdasarkan hasil *benchmark* yang dilakukan oleh peneliti terhadap model-model prediksi yang dibuat baik berdasarkan algoritma jaringan syaraf tiruan dan regresi linier sebagai pembanding, peneliti menemukan bahwa algoritma jaringan syaraf tiruan lebih unggul dibandingkan dengan algoritma pembandingnya. Secara spesifik, model jaringan syaraf tiruan yang dilatih sebanyak 5000 kali (ANN-5K) memiliki tingkat *error* yang rendah. Namun jika dilihat dari sudut pandang lainnya, maka model yang dilatih 6000 kali (ANN-6K) memiliki deviasi *error* yang lebih rendah dibandingkan model ANN-5K. Model ANN-5K memiliki akurasi mencapai 80,18% tertinggi dibandingkan model lainnya. Model ANN-6K memiliki akurasi kedua mencapai 77,13% diikuti model ANN-4K dengan akurasi hingga 66,44%. Sedangkan model ANN-3K memiliki akurasi paling rendah mencapai 53,14%. Untuk implementasi dunia nyata, model ANN-5K lebih dianjurkan demi keselamatan kehidupan manusia karena tingkat *error* yang rendah dan akurasi yang tinggi.

Pembahasan ketiga adalah mengenai perbandingan dengan algoritma lainnya. Peneliti telah membandingkan model jaringan syaraf tiruan ini dengan model lain seperti regresi linier. Dari perbandingan tersebut, peneliti mendapatkan bahwa model jaringan syaraf tiruan yang diusulkan memiliki nilai kinerja yang lebih baik jika dibandingkan dengan model regresi linear. Hal ini dibuktikan dengan nilai MAE, MSE, maupun RMSE dari kedua sisi algoritma yang di mana model jaringan syaraf tiruan lebih rendah dibandingkan nilai regresi linier. Dari sisi akurasi, model regresi linear hanya memiliki akurasi mencapai 57,50%. Meski lebih tinggi dari ANN-3K, model regresi linear memiliki akurasi lebih rendah dari model ANN-5K.

Berdasarkan hasil pembahasan bisa disimpulkan bahwa model ANN-5K memiliki akurasi yang paling tinggi dibandingkan model-model lainnya. Namun dalam hal deviasi nilai *error*, model ANN-6K memiliki kinerja yang lebih baik. Namun pada prinsip, jika ingin diimplementasikan di dunia nyata maka nilai akurasi tertinggi yang akan digunakan. Hal ini digunakan untuk memastikan kandungan gas Karbon Monoksida benar-benar sesuai dengan yang ada di lingkungan.

4. Simpulan

Gas Karbon Monoksida merupakan gas yang berbahaya apabila dihirup manusia. Apabila manusia sudah terekspos gas Karbon Monoksida dapat menyebabkan muntah-muntah hingga

kematian jika terekspos dalam dosis yang tinggi dan waktu yang lama. Oleh karena itu, banyak peneliti telah mengembangkan berbagai macam model deteksi gas Karbon Monoksida ini. Namun sayangnya, banyak model yang diusulkan hanya mampu memantau saja. Tidak banyak model yang memiliki kemampuan prediksi untuk pencegahan lebih awal. Dengan permasalahan itulah penelitian ini mendesain model prediksi menggunakan algoritma jaringan syaraf tiruan untuk memprediksikan kandungan gas Karbon Monoksida. Berdasarkan evaluasi yang dilakukan peneliti, dari empat (4) model jaringan syaraf tiruan tersebut terdapat satu (1) jenis model yang memiliki nilai paling rendah. Model ANN-5K memiliki nilai *Mean Average Error* paling rendah dibandingkan model-model lainnya dengan nilai sebesar 0,93. Selain itu, model ini juga memiliki akurasi paling tinggi mencapai 80,18%. Diikuti oleh model lain seperti ANN-6K dengan akurasi 77,13%; ANN-4K dengan 66,44%; dan ANN-3K dengan 53,14%. Namun jika dilihat dari sisi deviasi *error*, model ANN6-K memiliki nilai *Mean Squared Error* dan *Root Mean Squared Error* paling rendah mencapai 1,52 dan 1,23. Jika dilihat dari kepentingan dunia nyata, maka tingkat akurasi yang lebih dipentingkan. Secara otomatis model ANN-5K yang menjadi model paling unggul untuk kasus ini. Selain itu, penelitian ini juga membandingkan dengan model regresi lain seperti Regresi Linier. Berdasarkan hasil perbandingan yang dilakukan, peneliti menemukan bahwa nilai baik MAE, MSE dan RMSE milik regresi linier cukup jauh dan lebih tinggi mencapai 7,36; 56,82 dan 7,54. Dari sisi akurasi, model regresi linear hanya mencapai 57,50% dan jauh di bawah model ANN-5K. Maka bisa disimpulkan bahwa model yang diusulkan peneliti memiliki akurasi yang tinggi, nilai deviasi *error* yang rendah dan lebih baik jika dibandingkan dengan mode regresi linier.

Pengakuan dan Penghargaan

Peneliti ingin mengucapkan terima kasih kepada Direktorat Riset, Teknologi, dan Pengabdian Kepada Masyarakat (DRTPM) atas pendanaan dengan skema Penelitian Dosen Pemula Tahun 2024. Selain itu peneliti juga ingin mengucapkan terima kasih kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian Kepada Masyarakat (LPPM) Universitas Semarang atas dukungan moralnya.

Referensi

- [1] H. Kinoshita *et al.*, "Carbon monoxide poisoning," *Toxicol. Rep.*, vol. 7, pp. 169–173, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.toxrep.2020.01.005>.
- [2] L. K. Weaver, "Carbon monoxide poisoning," *Undersea Amp Hyperb. Med. J. Undersea Hyperb. Med. Soc. Inc.*, vol. 47, no. 1, p. 151–169, 2020, doi: 10.22462/01.03.2020.17.
- [3] I. Manisalidis, E. Stavropoulou, A. Stavropoulos, and E. Bezirtzoglou, "Environmental and Health Impacts of Air Pollution: A Review.," *Front. Public Health*, vol. 8, p. 14, 2020, doi: 10.3389/fpubh.2020.00014.
- [4] A. Riccardi, P. Bientinesi, M. Monteverdi, and R. Lerza, "Chronic carbon monoxide poisoning. A report of two cases," *Emerg. Care J.*, vol. 17, no. 2, June 2021, doi: 10.4081/ecj.2021.9677.
- [5] I.-T. Hsiao *et al.*, "Comparisons of vesicular monoamine transporter type 2 signals in Parkinson's disease and parkinsonism secondary to carbon monoxide poisoning," *NeuroToxicology*, vol. 88, pp. 178–186, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.neuro.2021.11.004.
- [6] A. Biswal, J. Subhashini, and A. K. Pasayat, "Air quality monitoring system for indoor environments using IoT," *AIP Conf. Proc.*, vol. 2112, no. 1, p. 020180, June 2019, doi: 10.1063/1.5112365.
- [7] H. Gupta, D. Bhardwaj, H. Agrawal, V. A. Tikkiwal, and A. Kumar, "An IoT Based Air Pollution Monitoring System for Smart Cities," in *2019 IEEE International Conference on Sustainable Energy Technologies and Systems (ICSETS)*, Feb. 2019, pp. 173–177. doi: 10.1109/ICSETS.2019.8744949.
- [8] R. Rodríguez-Huerta, J. Martínez-Castillo, E. Morales-González, and A. L. Herrera-May, "Development of a Monitoring System for CO/CO₂ with Android," in *2019 IEEE International*

- Conference on Engineering Veracruz (ICEV)*, Oct. 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICEV.2019.8920673.
- [9] J. Jo, B. Jo, J. Kim, S. Kim, and W. Han, “Development of an IoT-Based Indoor Air Quality Monitoring Platform,” *J. Sens.*, vol. 2020, p. 8749764, Jan. 2020, doi: 10.1155/2020/8749764.
- [10] Y. A. Koedoes, S. Jie, M. N. A. Nur, Bunyamin, and A. Astari, “Design of Prototype System for Monitoring Air Quality for Smart City Implementation,” *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 797, no. 1, p. 012023, Mar. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/797/1/012023.
- [11] I. Etier, A. Anci Manon Mary, and N. Kannan, “IoT-based Carbon Monoxide Monitoring Model for Transportation Vehicles,” in *Proceedings of International Conference on Computational Intelligence and Data Engineering*, N. Chaki, N. Devarakonda, A. Cortesi, and H. Seetha, Eds., Singapore: Springer Nature Singapore, 2022, pp. 65–74.
- [12] Karuna, G., Kumar, R.P. Ram, Gopaldas, Steven, Parvathaneni, Vasista, and Lokesh, Teddu, “Air Quality and Hazardous Gas Detection using IoT for Household and Industrial Areas,” *E3S Web Conf*, vol. 391, p. 01146, 2023, doi: 10.1051/e3sconf/202339101146.
- [13] P. Sharma and S. Madan, “Comparative Analysis and Experimental Study on MQ Sensor Series,” in *Healthcare and Knowledge Management for Society 5.0*, 1st ed., CRC Press, 2021, pp. 169–181.
- [14] J. Nasir, A. W. Aranski, and Y. L. Setiawan, “Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Pengambilan Keputusan untuk Memberikan Kredit kepada Calon Nasabah Baru,” *JASIEK J. Apl. Sains Inf. Elektron. Dan Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 121–134, 2023, doi: <https://doi.org/10.26905/jasiek.v5i2.11549>.
- [15] A. M. Hirzan, W. Adhiwibowo, and A. F. Daru, “Pemantauan Tingkat Karbon Monoksida Dengan Sensor MQ-9 Studi Kasus Universitas Semarang,” *J. Teknol. Inf. DAN Komun.*, vol. 15, no. 2, pp. 215–222, Sept. 2024, doi: 10.51903/jtikp.v15i2.741.
- [16] D. Chicco, M. J. Warrens, and G. Jurman, “The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation,” *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 7, p. e623, July 2021, doi: 10.7717/peerj-cs.623.
- [17] T. O. Hodson, “Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not,” *Geosci. Model Dev.*, vol. 15, no. 14, pp. 5481–5487, 2022, doi: 10.5194/gmd-15-5481-2022.



Alauddin Maulana Hirzan lahir di Kota Semarang, 7 Juni 1994. Memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Universitas Dian Nuswantoro pada tahun 2015, Magister *Internetworking Technology* dari Universiti Teknikal Malaysia Melaka pada tahun 2017. Saat ini, ia bekerja di Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Universitas Semarang sebagai Dosen dan Peneliti. Minat penelitiannya adalah Jaringan, Internet of Things, dan Machine Learning.

Alamat Email : maulanahirzan@usm.ac.id



Charis Maulana lahir lahir pada tanggal 8 November 1984. Memperoleh gelar sarjana pada dari IKIP PGRI Semarang tahun 2008 dan gelar Magister dari Universitas Negeri Semarang pada tahun 2011. Saat ini ia bekerja di Universitas Semarang sebagai Dosen dan Peneliti. Minat penelitiannya adalah Matematika

Alamat Email : charis@usm.ac.id



Sri Handayani lahir pada tanggal 2 Oktober 1972. Memperoleh gelar sarjana dari Sekolah Tinggi Teknologi Telematika Telkom pada tahun 2001 lalu mendapatkan gelar Magister dari Universitas Gadjah Mada pada tahun 2005. Saat ini ia bekerja di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknologi Informasi dan Komunikasi Universitas Semarang sebagai Dosen dan Peneliti. Minat penelitiannya adalah Internet of Things, Machine Learning

Alamat Email: sri@usm.ac.id