

# PERBANDINGAN MODEL DALAM MEMPREDIKSI KARBON MONOKSIDA DI KOTA MEDAN BULAN JANUARI 2023

Manda Nurrohman Akuba  
Samuel Fernandez Pardede  
Adrian Fransisco Maskim  
Dosso Ganimel Aditya Simanullang

Program Studi Meteorologi, STMKG  
Program Studi Meteorologi, STMKG  
Program Studi Meteorologi, STMKG  
Program Studi Meteorologi, STMKG

[mandaakuba123@gmail.com](mailto:mandaakuba123@gmail.com)

## Abstrak

Kota Medan merupakan salah satu kota dengan aktivitas transportasi dan industri yang ramai. Hal ini mengisyaratkan bahwa kualitas udara di kota ini berpotensi untuk menjadi semakin buruk seiring berjalannya waktu. Penelitian ini berusaha untuk mencari model terbaik dari metode machine learning menggunakan model Model *Neural Prophet*, *Auto-Regressive*, dan *Hybrid* untuk memproyeksikan jumlah karbon monoksida di udara pada tahun 2023. Penelitian ini menggunakan data ISPU Kota Medan selama 5 tahun terakhir, dimulai dari 1 Januari 2018 hingga 31 Desember 2022. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model *Hybrid* merupakan model yang paling baik dalam memprediksi jumlah karbon monoksida dibandingkan dua model lainnya. Nilai RMSE yang didapatkan pada model ini adalah 3,52 dan nilai MAE nya adalah 2,28, sedangkan untuk model AR dan model NN nilai RMSE nya secara berurutan adalah 5,13 dan 3,98 serta nilai MAE nya secara berurutan adalah 3,07 dan 2,43. Diharapkan, penggunaan model ini dapat dilakukan secara masif bagi berbagai pemangku kepentingan sehingga dapat memprediksi total karbon monoksida dengan baik dan berfokus pada perumusan kebijakan.

**Kata kunci:** *karbonmonoksida, machine learning, neural prophet*

## Abstract

*Medan City is one of the cities with bustling transportation and industrial activities. This indicates that the air quality in this city has the potential to get worse over time. This research seeks to find the best model of the machine learning method using the Neural Prophet, Auto-Regressive, and Hybrid Models to project the amount of carbon monoxide in the air in 2023. This research uses ISPU data for the City of Medan for the last 5 years, starting from January 1 2018 to December 31, 2022. The results of this study show that the Hybrid model is the best model for predicting the amount of carbon monoxide compared to the other two models. The RMSE value obtained in this model is 3.52 and the MAE value is 2.28, while for the AR and NN model the RMSE values are 5.13 and 3.98 respectively and the MAE value is 3.07 respectively and 2.43. It is hoped that the use of this model can be carried out massively for various stakeholders so that it can predict total carbon monoxide properly and focus on policy formulation.*

**Keywords:** *carbonmonoxide, machine learning, neural prophet*

## **PENDAHULUAN (menggunakan huruf besar dan tebal dengan ukuran huruf 10pt)**

Keterikatan antara alam dengan biota yang hidup di dalamnya tentu tidak dapat dipisahkan begitu saja. Fenomena dan kondisi alam secara spasial maupun temporal secara keseluruhan mempengaruhi pola aktivitas manusia. Di sisi lain, aktivitas yang dilakukan oleh manusia juga mempengaruhi kondisi alam. Di era modern, aktivitas manusia yang meningkat berujung pada kerusakan alam. Salah satu indikatornya adalah konsentrasi karbon monoksida. Kajian yang dilakukan oleh Japan International Corporation Agency (JICA) menyimpulkan bahwa karbon monoksida bertanggung jawab sebagai gas pencemar udara yang mengkhawatirkan jumlahnya. Karbon monoksida memberikan pengaruh yang destruktif, khususnya bagi Kesehatan manusia (Hamada, 2016). Ketika memasuki sistem peredaran darah, kecenderungan hemoglobin untuk mengikat karbon monoksida lebih besar daripada mengikat oksigen, dan membentuk karboksihemoglobin. Hal ini memungkinkan kurangnya pasokan oksigen pada jaringan dan organ tubuh manusia, terkhusus pada sistem kardiovaskuler, sistem syaraf pusat, dan organ tubuh lain yang dapat bermuara pada kematian (Sentiyaki, et al., 2018). Salah satu wilayah yang memiliki aspek kondisi daerah yang memiliki konsentrasi karbon monoksida yang tinggi adalah Kota Medan.

Kota Medan merupakan salah satu kota dengan aktivitas masyarakat yang padat sehari-harinya. Berdasarkan data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik pada tahun 2020 sendiri di Kota Medan berpenduduk sebanyak 2.435.252 jiwa. Pada penelitian yang dilakukan oleh (Batlayeri, 2020) disebutkan bahwa jumlah penduduk berkorelasi positif terhadap angka kebutuhan transportasi yang digunakan. Hal ini tentu bukan merupakan hal yang baik, mengingat setiap alat transportasi yang digunakan akan menghasilkan emisi kendaraan bermotor yang berdampak langsung pada nilai kualitas udara di kotatersebut.

Kota Medan secara umum mengalami permasalahan kualitas udara yang cukup serius (Suryati & Hafizhul Khair, 2016). Hal ini didasari aktivitas rumah tangga akibat kepadatan penduduk dan emisi dari kendaraan bermotor, khususnya kendaraan pribadi masyarakat lokal. Permasalahan lain di wilayah ini adalah aktivitas industri, sehingga buruknya kualitas udara merupakan suatu hal yang bukan menjadi pertanyaan kehadirannya. Selain itu, segenap regulasi yang dijalankan jugabelum terbukti efektif. Sejalan, Silalahi & H. Harianja (2014) mengutarakan kebutuhan Ruang Terbuka Hijau (RTH) sebagai salah satu solusi yang umum dalam mengatasi permasalahan emisi di Kota Medan jika menilik angka kebutuhan konsumsi oksigen sampai tahun 2030 adalah setidaknya 7.953 hektar (ha).

Selain kepadatan penduduk, masalah lain yang menyeruak dewasa ini di Kota Medan adalah aktivitas industri. Beberapa kegiatan industri yang ada di Kota Medan umumnya berfokus pada sektor kimiawi. Data dari Badan Pusat Statistik pada tahun 2015 menyebutkan bahwa di kota Medan sendiri, industri yang berpotensi menyebabkan kerusakan pada kualitas udara di kota ini adalah industri yang bergerak pada sektor Kimia, Barang dari Bahan Kimia, Karet & Plastik, yakni dengantotal 34 perusahaan pelaku industri dan menyerap lebih dari 38.000 tenaga kerja. Limbah yang dihasilkan dari aktivitas ini memperbesar kemungkinan Kota Medan untuk memiliki kualitas udara yang buruk saat ini. Dalam menjawab serangkaian permasalahan yang diakibatkan oleh karbon monoksida, maka diperlukan suatu upaya prediksi untuk penentuan arah kebijakan dan pemahaman mengenai tingkat cemaran karbon monoksida di wilayah ini.

Prediksi merupakan suatu upaya untuk mengetahui atau meramalkan suatu fenomena di masa depan. Dalam kata lain, seluruh hal yang diprediksi belumlah terjadi, sehingga diperlukan berbagai macam pendekatan yang memungkinkan kita untuk memprediksi sesuatu. Dalam perkembangan keilmuan di dunia modern, memprediksi sesuatu sudah melibatkan kecerdasan buatan atau yang juga umum dikenal dengan *Artificial Intelligence* (AI). Lebih jelasnya, para peneliti mengembangkan suatu metode bernama *Machine Learning*. Secara umum, *Machine Learning* berusaha untuk memprediksi sesuatu yang belum terjadi, berdasarkan data-data historis dari variabel yang sama (Luo, Zhang, & Zhu, 2021). Saat ini, upaya pengembangan dari metode *Machine Learning* masih dilakukan dengan pengembangan berbagai pemodelan.

Pada awalnya, penggunaan *Machine Learning* konvensional yang paling umum digunakan adalah model *Artificial Neural Network*, *Support Vector Machine*, dan *Regression Trees* (Alpaydin, 2004). Seiring berjalannya waktu, model lain seperti *Long Short-Term Memories*, *Prophet*, *Auto-Regressive*, dan *Hybrid* mulai diperkenalkan. Pemodelan ini dikembangkan atas dasar kebutuhan terhadap prediksi, sehingga menghasilkan nilai error yang lebih kecil dibandingkan model yang sudah diciptakan. Misalnya, pada penelitian yang dilakukan oleh Toharudin (2021) pemodelan *prophet* digunakan dalam memprediksi temperatur maksimum dan temperatur minimum di Kota Bandung pada tahun 2019. Berdasarkan nilai eror, didapati bahwa model terbaru yang digunakan saat itu, yaitu *prophet* dan *Long Short-Term Memories* menghasilkan nilai eror yang lebih kecil dan dapat diandalkan. Untuk penelitian kali ini, digunakan tiga model yang lebih reliabel dan konsisten terhadap data-data yang dihasilkan, yaitu *Neural Network* (NN), *Auto-Regressive* (AR), dan *Hybrid*.

Model *Neural Network* adalah salah satu model terbaru yang dalam hal prediksi berbasis *time series*. Pada dasarnya, prediksi *Neural Network* sangatlah adaptif, karena dapat digunakan untuk memprediksi banyak hal selama memiliki masukan data historis yang diperlukan. Dalam bidang Kesehatan misalnya, dilakukan prediksi terkait kemunculan gelombang dua penyebaran virus Covid-19 (Savita Khurana, et al., 2021). Penelitian terdahulu mengutarakan hasil yang sangat baik, mampu bersaing dengan pendahulunya seperti *Random Forest* dan *Passion Distribution*. Kapabilitas yang dimilikinya menjadikan model baru ini perlu dipertimbangkan untuk digunakan

dalam penelitian kali ini. Manshoori *et al* (2022) beranggapan bahwa model *Neural Network* dapat dikatakan lebih unggul dibandingkan model statistik seperti ARIMA, mengingat dalam banyak kasus data yang digunakan terlalu besar dan kompleks. Sebagaimana sudah dipaparkan sebelumnya mengenai data runtut waktu, model AR juga mengilhami hal yang sama, dimana suatu proses atau fenomena yang terjadi di masa depan memiliki korelasi yang erat dengan data-data lampau. Model AR nampak identik dengan model regresi linear, yaitu memahami kinerja suatu parameter dalam rentetan waktu tertentu, tanpa melibatkan rata-rata ubah (Garcia, Contreras, Akkeren, & Garcia, 2010). Model Hybrid merupakan pemodelan yang berusaha menggabungkan dua pemodelan sebelumnya, yaitu *Neural Prophet* dan *Auto-Regressive*. Model ini menggabungkan kelebihan dari masing-masing model tersebut, sehingga acapkali menghasilkan prediksi dengan nilai MAE dan RMSE yang relatif lebih kecil (Ali, Tambunan, & Tambunan, 2021). Namun, hal tersebut tidak mutlak, karena seringkali juga model *hybrid* tidak menghasilkan keluaran paling baik diantara dua model lain yang digunakan (Azhima, 2022)

## METODE

### Teknik Pengumpulan Data

Penelitian terkait prediksi Karbondioksida pada Januari tahun 2023 dilakukan pada domain wilayahkota Medan, provinsi Sumatera Utara dengan titik koordinat  $3^{\circ} 30' - 3^{\circ} 43'$  LU dan  $98^{\circ} 35' - 98^{\circ} 44'$  BT. Penelitian ini diawali dengan mengakses data mengenai jumlah sebaran karbon monoksida harian di Kota Medan selama lima tahun, dimulai dari bulan Januari 2018 hingga bulan Desember 2022. Data ini didapatkan dari *platform* Google Earth Engine, yang merupakan *platform* bebas akses dari Google untuk kepentingan penelitian, khususnya yang berkenaan dengan sesuatu yang berada di atmosfer, terkhusus kadar tertimbang yang sudah distandardisasi dengan satuan *Parts Per Million* (PPM). Setelah data didapatkan, data harus disesuaikan dengan kebutuhan penelitian. Mengingat penelitian ini menggunakan metode prediksi dengan melakukan perbandingan model terhadap data koefisien karbon monoksida di kota medan selama periode tersebut.

### Pengolahan Data

Variabel data yang merupakan data *time series* dari karbon monoksida merujuk pada data total harian selama lima tahun yang akan memberikan perbandingan untuk dilakukan pengolahan terhadap prediksi yang akan dilakukan. Datayang telah terakumulasi akan disimpan dalam bentuk excel yang kemudian akan dilakukan *import* data ke dalam script yang telah disediakan. Kemudian, data akan Kembali ditampilkan dalam bentuk *array* dengan memberikan aspek jenis data. Data tersebut dijadikan masukan dengan menggunakan pemrograman Bahasa python. Penelitian dilakukan dengan menggunakan *platform* Google Colaboratory. Secara umum, penelitian kali ini berbasis kecerdasan buatan dalam bentuk *machine learning*. Masing-masing model menggunakan pengaturan *epochs*, *lag*, *hidden layer* yang berbeda, sehingga sangat memungkinkan untuk memiliki nilai keluaran yang berbeda juga. Untuk menganalisisnya, setelah pemodelan dilakukan sehingga ditampilkan grafik, dimasukan juga perintah guna menghasilkan nilai koreksi *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute error* (MAE). Secara matematis, masing-masing nilai error ini dituliskan dengan:

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}}{n}$$

Keterangan:

$n$  = Jumlah *incident rate*

$\hat{y}_i$  = Prediksi *incident rate* saat  $i$

$y_i$  = Data *incident rate* saat  $i$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |A_i - F_i|$$

$n$  = Jumlah sampel

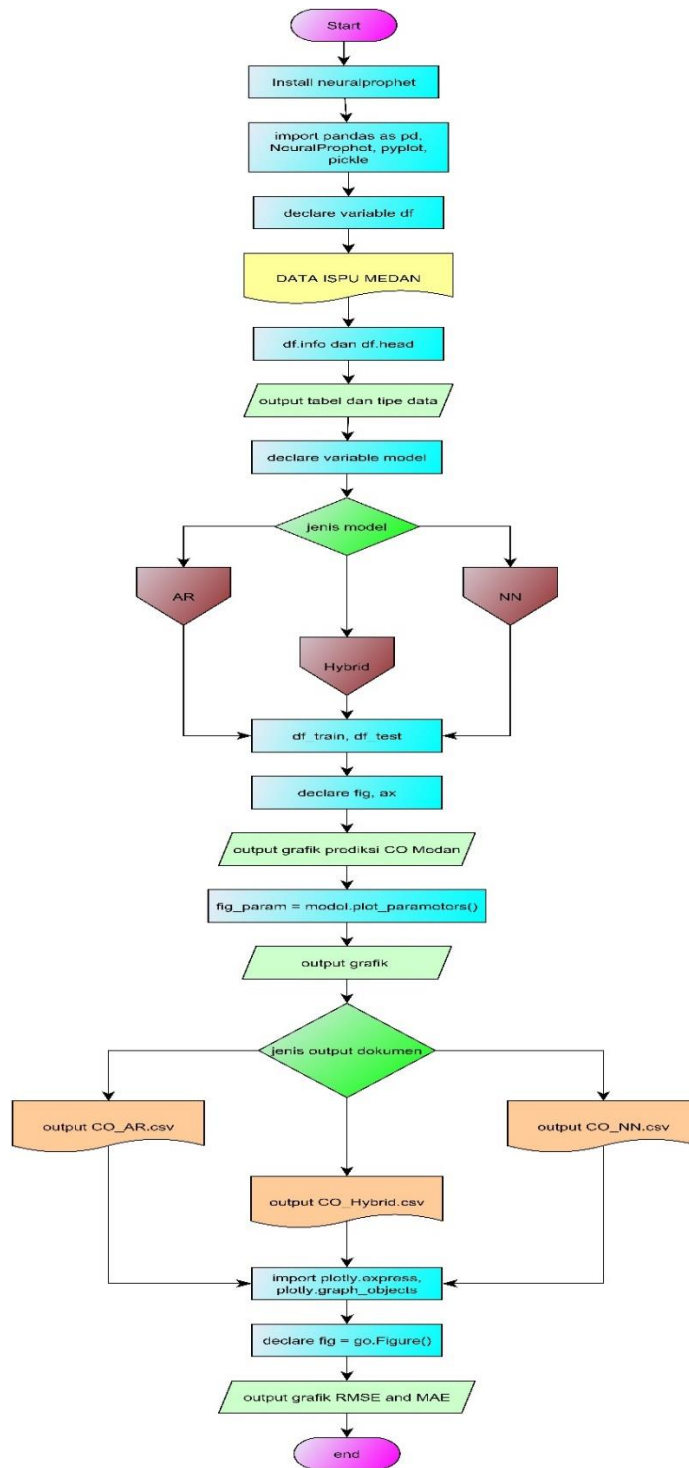
$\hat{y}_i$  = Nilai data aktual ke- $i$

$y_i$  = Nilai data peramalan ke- $i$

Pada penelitian kali ini, dikarenakan menggunakan *platform* yang sama, maka pengaturan yang digunakan pun umumnya sama. Namun, dalam setiap model yang berbeda, terdapat nilai yang diaktifkan dan tidak diaktifkan untuk menghasilkan prediksi yang diinginkan. Nilai dari masing-masing parameter yang aktif pun ditetapkan sama jika diaktifkan.

Tabel 1 Pengaturan nilai aktivasi pada Model

No	Variabel	Nilai
1	n_forecast	30
2	n_lags	3*24
3	Num_hidden_layers	4
4	D_hiden	32
5	Ar_reg	1
6	Learning rate	0,001
7	Epochs	300



Gambar 1 Flowchart Penelitian

### Metode *Neural Prophet* menggunakan model *Neural Network*

Sama seperti model prophet pada umumnya, terdapat nilai-nilai tambahan yang harus dimasukkan dalam memprediksi menggunakan *Neural Network*. Nilai tambahan tersebut adalah *epochs*, *learning rate*, dan *hidden layer*. Masukan yang berbeda dari setiap nilai akan menghasilkan keluaran yang juga berbeda.

```
model = NeuralProphet(  
    growth="off",  
    yearly_seasonality="auto",  
    weekly_seasonality="auto",  
    daily_seasonality="auto",  
    n_forecasts=30,  
    n_lags=3*24,  
    num_hidden_layers=4, #jika ingin mengaktifkan model NN  
    d_hidden=32, #jika ingin mengaktifkan model NN  
    #ar_reg=1, #jika ingin mengaktifkan model AR  
    learning_rate=0.001,  
    epochs=300,  
)
```

Gambar 2 Pengaturan aktivasi pada Model NN

### Metode *Neural Prophet* menggunakan model *Auto-Regressive (AR)*

Pengaturan aktivasi parameter yang digunakan dalam model ini adalah *n\_forecast*, *n\_lags*, *Ar\_reg*, *Learning\_rate* dan *Epochs*. Model ini merupakan pengembangan dari metode statistika, yang jika dituliskan secara matematis adalah:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_1$$

$\phi_p$  = Nilai *seasonal* AR komponen koefisien dengan orde p

$\alpha_1$  = Nilai *error* yang mungkin muncul saat memperhitungkan prediksi

```
[88] model = NeuralProphet(  
    growth="off",  
    yearly_seasonality="auto",  
    weekly_seasonality="auto",  
    daily_seasonality="auto",  
    n_forecasts=30,  
    n_lags=3*24,  
    #num_hidden_layers=4, #jika ingin mengaktifkan model NN  
    #d_hidden=32, #jika ingin mengaktifkan model NN  
    ar_reg=1, #jika ingin mengaktifkan model AR  
    learning_rate=0.001,  
    epochs=300,  
)
```

Gambar 3 Pengaturan aktivasi pada Model AR

### Metode *Neural Prophet* menggunakan model *Hybrid*

Untuk pengaturan aktivasi parameter yang digunakan dalam model ini adalah *n\_forecast*, *n\_lags*, *Ar\_reg*, *num\_hidden*, *d\_hidden*, *Learning\_rate* dan *Epochs*.

```
model = NeuralProphet(  
    growth="off",  
    yearly_seasonality="auto",  
    weekly_seasonality="auto",  
    daily_seasonality="auto",  
    n_forecasts=30,  
    n_lags=3*24,  
    num_hidden_layers=4, #jika ingin mengaktifkan model NN  
    d_hidden=32, #jika ingin mengaktifkan model NN  
    ar_reg=1, #jika ingin mengaktifkan model AR  
    learning_rate=0.001,  
    epochs=300,  
)
```

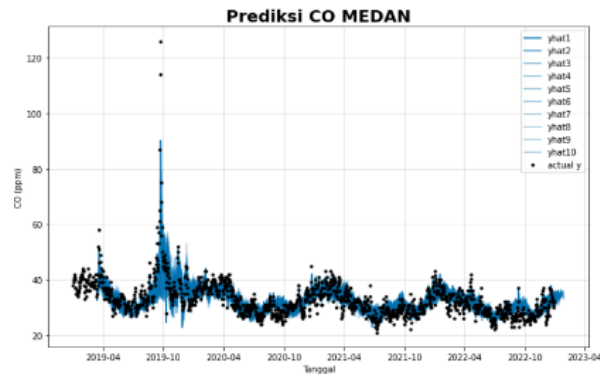
Gambar 4 Pengaturan aktivasi pada Model Hybrid

## HASIL DAN PEMBAHASAN

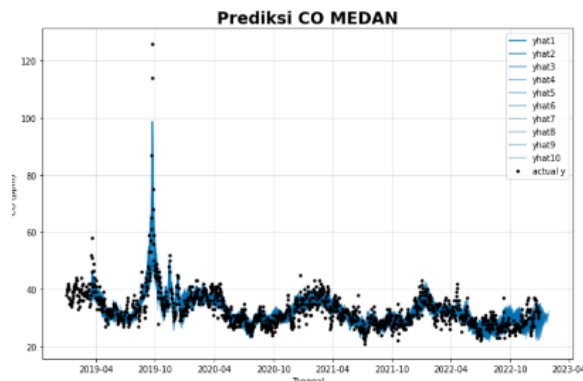
### Pengumpulan dan Pengolahan Data

Berdasarkan data yang didapatkan dari Google Earth Engine, data mengenai karbon monoksida di atmosfer kota Medan selama lima tahun memiliki nilai konsentrasi tertinggi sebesar 126,215 ppm, terendah sebesar 21,317 ppm, dan rata-rata berkisar 33,665 ppm. Angka tersebut terbilang cukup tinggi bagi suatu kota. Data ini kemudian diubah menyesuaikan dengan kebutuhan penelitian melalui pemodelan *Machine Learning*. Pada Microsoft Excel untuk data yang memuat tanggal, bulan, dan tahun, data dimuat dalam format "Date and Time" serta data yang memuat jumlah konsentrasi CO, data dimuat dalam format "Number". Hal ini dimaksudkan agar saat data dimasukan dapat terbaca oleh sistem yang membutuhkan informasi dalam bentuk "Object" dan "Integer".

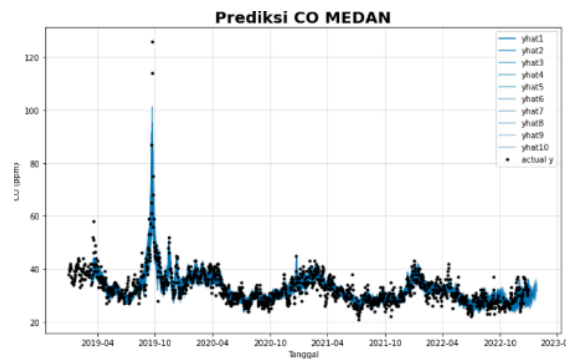
### Hasil Pemodelan



Gambar 5 Grafik prediksi CO dengan model NN



Gambar 6 Grafik prediksi CO dengan model AR



Gambar 7 Grafik prediksi CO dengan model Hybrid

Berdasarkan grafik gambar 5, gambar 6, dan gambar 7, tidak terdapat perbandingan yang signifikan di antara tiga model tersebut. Hal ini dikarenakan dibandingkan dengan jumlah data yang dimasukkan selama lima tahun, model hasil prediksi yang dihasilkan selama satu bulan tidak banyak. Perbedaan prediksi akan terlihat dengan jelas ketika dibandingkan secara kuantitatif nilai *error* nya melalui RMSE dan MAE. Berdasarkan grafik pada tabel 3, secara keseluruhan, tidak didapati perbedaan yang begitu signifikan, di mana nilai CO masih berada

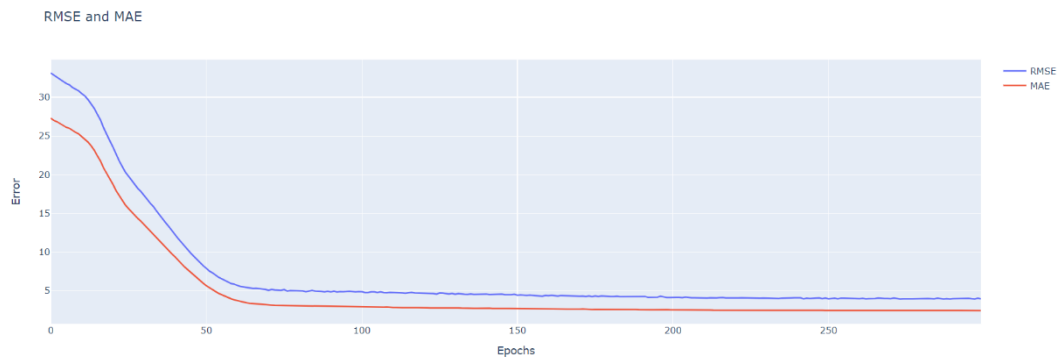
di rentang 33,06 ppm hingga 42,36 ppm. Tetapi, dapat terlihat bahwa pemodelan NN menghasilkan nilai yang lebih besar, kemudian disusul oleh model *hybrid*, dan model AR dengan nilai prediksi terkecil.

Tabel 3 Nilai CO

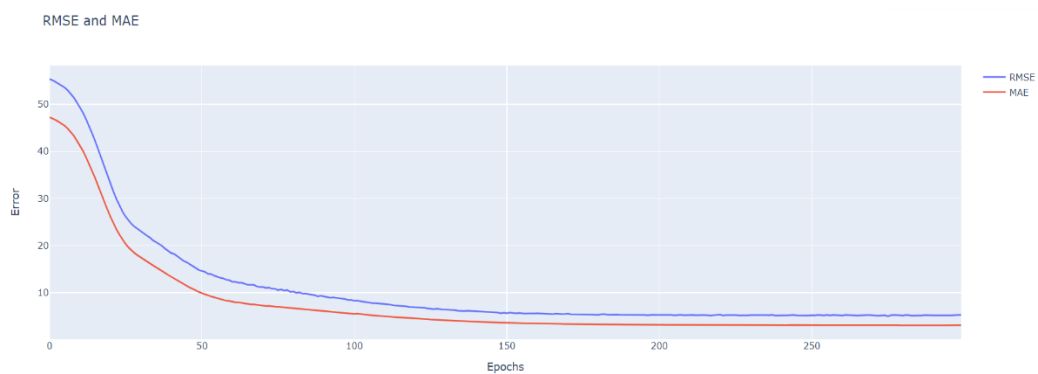
Tanggal	CO_NN (ppm)	CO_AR (ppm)	CO_Hybrid (ppm)
01 Januari 2023	36.39	35.01	33.77
02 Januari 2023	37.42	34.73	34.41
03 Januari 2023	36.53	34.68	34.77
04 Januari 2023	36.68	33.95	35.93
05 Januari 2023	37.18	34.25	35.76
06 Januari 2023	36.93	33.50	36.79
07 Januari 2023	37.76	34.57	37.93
08 Januari 2023	37.82	34.32	37.78
09 Januari 2023	38.57	35.41	38.28
10 Januari 2023	39.39	35.90	36.89
11 Januari 2023	39.14	35.77	36.92
12 Januari 2023	38.55	33.22	35.67
13 Januari 2023	38.34	32.86	35.23
14 Januari 2023	38.02	33.86	34.77
15 Januari 2023	38.38	34.27	34.09
16 Januari 2023	38.68	33.98	34.14
17 Januari 2023	39.95	35.33	34.40
18 Januari 2023	42.36	34.45	34.21
19 Januari 2023	40.75	34.38	35.19
20 Januari 2023	41.79	33.48	35.02
21 Januari 2023	39.41	35.32	36.42
22 Januari 2023	40.07	34.52	37.04
23 Januari 2023	38.71	35.43	37.58
24 Januari 2023	37.38	35.09	36.84
25 Januari 2023	36.85	35.12	37.18
26 Januari 2023	38.71	33.47	37.41
27 Januari 2023	37.38	33.73	37.43
28 Januari 2023	36.85	33.06	37.59

Tabel 4 RMSE dan MAE

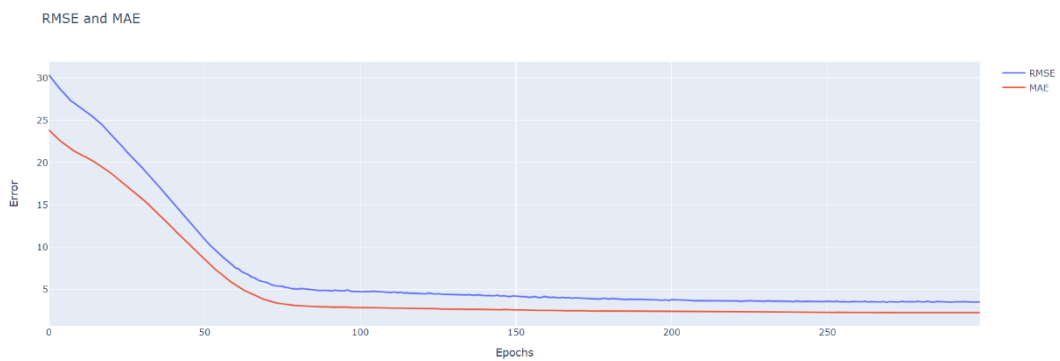
	Model NN	Model AR	Model <i>Hybrid</i>
RMSE	3.98	5.13	3.52
MAE	2.43	3.07	2.28



Gambar 8 Grafik RMSE dan MAE pada model NN saat dilakukan proses running



Gambar 9 Grafik RMSE dan MAE pada model AR saat dilakukan proses running



Gambar 10 Grafik RMSE dan MAE pada model Hybrid saat dilakukan proses running

Setelah dilakukan proses *running* pada masing-masing model, barulah diketahui nilai yang paling baik dalam memodelkan prediksi. Untuk model *Neural Network*, nilai RMSE dan MAE yang dihasilkan masing-masing adalah 3,98 dan 2,43. Untuk model AR, nilai RMSE dan MAE yang dihasilkan masing-masing adalah 5,13 dan 3,07. Untuk model *hybrid*, nilai RMSE dan MAE yang dihasilkan masing-masing adalah 3,52 dan 2,28. Jika dilihat dari indikator *error* tersebut, model yang paling baik dalam memodelkan prediksi adalah yang memiliki nilai RMSE dan MAE paling kecil, yaitu model *hybrid*. Jika dilihat dari grafik pada gambar 8, gambar 9, dan gambar 10, perbedaan terlihat ketika model baru memulai proses *running*. Pada model AR, nilai gradien kemiringannya tinggi, berbeda dengan model NN dan AR yang memiliki gradien yang lebih landai pada saat proses *running* baru dimulai. Namun, pada saat proses *running* memasuki tahapan akhir, nilai RMSE dan MAE cenderung berada pada nilai yang kecil.



## KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, tidak terdapat perbedaan signifikan antara ketiga model yang diuji. Hal ini menandakan bahwa secara umum, *Neural Prophet* dapat memprediksi dengan baik. Model terbaik dalam memprediksi konsentrasi karbon monoksida di Kota Medan pada tahun 2023 adalah model *Hybrid*. Hal ini dapat didiagnosis dari nilai RMSE dan MAE yang didapatkan, yaitu 3,52 untuk nilai RMSE dan 2,28 untuk nilai MAE.

## DAFTAR PUSTAKA

- Ali, A., Tambunan, M. P., & Tambunan, R. P. (2021). KAJIAN METEOROLOGI TRANSMISI COVID-19 DI PROVINSI DKI. *Jurnal Sains & Teknologi Modifikasi Cuaca, Vol.22 No.1*, 1-8.
- Alizadeh, E. (2020, December 3). *NeuralProphet : A Time-Series Modeling Library based on Neural-Networks*. Diambil kembali dari towardsdatascience.com: <https://towardsdatascience.com/neural-prophet-a-time-series-modeling-library-based-on-neural-networks-dd02dc8d868d>
- Alpaydin, E. (2004). *Introduction to Machine Learning*. Massachusetts: MIT Press.
- Azhima, D. S. (2022). Hybrid Machine Learning Model untuk memprediksi Penyakit Jantung dengan Metode Logistic Regression dan Random Forest. *Jurnal Teknologi Terpadu*.
- Batlayeri, Y. E. (2020). ANALISIS HUBUNGAN KEPADATAN PENDUDUK DENGAN JUMLAH KENDARAAN DI KABUPATEN KEPULAUAN TANIMBAR. *Prosiding Forum Studi Transportasi antar Perguruan Tinggi*, 90-98.
- Garcia, R., Contreras, J., Akkeren, M. v., & Garcia, J. (2010). A GARCH forecasting model to predict day-ahead electricity prices. *IEEE Transactions on Power Systems*.
- Hamada, e. a. (2016). *GUIDEBOOK FOR ESTIMATING CARBON EMISSIONS FROM TROPICAL PEATLANDS IN INDONESIA*. Jakarta: Indonesia-Japan Project for Development of REDD+.
- Luo, X., Zhang, D. x., & Zhu, X. (2021). Deep learning based forecasting of photovoltaic power generation by incorporating domain knowledge. *Science Direct*.
- Mansoori, A., Fatima Ahmed Al Ajami, & Maha Ali Mousa. (2022). A Hybrid Time-Series PV Power Forecasting Model Implementing Facebook Prophet dan Neural Prophet Algorithms. *RIT Scholar Works*.
- Savita Khurana, G. S., Miglani, N., Singh, A., Alharbi, A., Alosaimi, W., Alyami, H., & Goyal, N. (2021). An Intelligent Fine-Tuned Forecasting Technique for Covid-19 Prediction Using Neuralprophet Model. *computers, materials and continua*.
- Sentiyaki, Astuti, A. R., Fathurrahman, I., Yani, S., Mandasini, Nurjannah, & Sabara, Z. (2018). Alat Penyaring Karbon Monoksida Pada Knalpot Kendaraan Bermotor Dengan Menggunakan Adsorben Alami Ekstrak Daun Trembesi. *Journal Of Chemical Process Engineering*, 38-42.
- Silalahi, J., & H.Harianja, A. (2014). ANALISIS KEBUTUHAN RUANG TERBUKA HIJAU DI KOTA MEDAN. *Prosiding Ekspose Hasil Penelitian Tahun 2014*, 218-228.
- Statistik, B. P. (2017). *Statistik Industri Besar dan Sedang Sumatera Utara 2015*. Jakarta.
- Statistik, B. P. (2021). *Jumlah Penduduk Kota Medan Menurut Kecamatan dan Jenis Kelamin (Jiwa), 2018-2020*. Jakarta.
- Suryati, I., & Hafizhul Khair. (2016, July). ANALISIS ISOPHLET KONSENTRASI DAN ESTIMASI POTENSI PENURUNAN KARBON MONOKSIDA DI KOTA MEDAN. *Jurnal Dampak*. doi:<http://dx.doi.org/10.25077/dampak.13.2.51-59.2016>
- Toharudin et al. (2021, January). Employing Long Short-Term Memory and Facebook Prophet Model in Air Temperature Forecasting. *Communication in Statistics-Simulation and Computation*. doi:<http://dx.doi.org/10.1080/03610918.2020.1854302>