

# PENERAPAN *GATED RECURRENT UNIT* UNTUK PREDIKSI ZAT PENCEMAR UDARA

Jasmine Kezia Halim <sup>1)</sup> Dyah Erny Herwindiati <sup>2)</sup> Janson Hendryli <sup>3)</sup>

<sup>1) 2) 3)</sup> Teknik Informatika, FTI, Universitas Tarumanagara

Jl. Letjen S Parman no 1, Jakarta 11440 Indonesia

email : [jasmine.5358180059@stu.untar.ac.id](mailto:jasmine.5358180059@stu.untar.ac.id) <sup>1)</sup>, [dyahh@fti.untar.ac.id](mailto:dyahh@fti.untar.ac.id) <sup>2)</sup>, [jansonh@fti.untar.ac.id](mailto:jansonh@fti.untar.ac.id) <sup>3)</sup>

## ABSTRACT

*Air pollution caused by air pollutant substances is one of the problems of great concern in big cities, including the city of Jakarta. On June 16, 2022, Jakarta has been named the city with the worst source of air pollution in the world. This of course makes the residents of Jakarta and its surroundings feel worried. The purpose of designing this system is to predict air pollutants in DKI Jakarta using the website-based Gated Recurrent Unit (GRU) method. Where the test results from the GRU method produce different predictive values. The MAPE evaluation resulted in good predictions using the GRU method for air pollutants of PM10, SO2, CO, and O3 types with an average MAPE value of less than 50%. However, there are quite bad results for the type of NO2 substance, because it produces a MAPE value of more than 50%. Meanwhile, in the RMSE evaluation, all air pollutants produced an average value of no more than 20% so that it can be said that the GRU method produces predictions that are quite accurate for predicting air pollutants in the DKI Jakarta area.*

## Key words

*Air Pollution, Gated Recurrent Unit, Mean Absolute Percentage Error, Prediction, Root Mean Square Error*

## 1. Pendahuluan

Masalah pencemaran lingkungan terutama polusi udara menjadi salah satu masalah pada beberapa kota dari negara berkembang termasuk Jakarta. Indonesia menempati peringkat ke-9 dari 106 negara paling berpolusi di dunia pada tahun 2020. Di mana Jakarta adalah salah satu kota penyumbang polusi udara di dunia dengan peringkat ke-46 dari 96 kota paling berpolusi di dunia dengan nilai *Air Quality Index* (AQI) sebesar 53.

Pencemaran udara dapat diartikan sebagai kondisi udara yang tercemar karena terdapat bahan, zat-zat asing atau komponen lain di udara yang mengakibatkan perubahan tatanan udara karena kegiatan manusia atau proses alam, akibatnya kualitas udara memburuk dan tidak dapat berfungsi sesuai dengan peruntukannya [1]. Kualitas udara itu sendiri diukur berdasarkan Indeks Standar Pencemaran Udara (ISPU). Terdapat lima

komponen zat pencemar udara yang menjadi bahan pengamatan pada ISPU, yaitu Tingkat Partikulat (PM10), Sulfur Dioksida (SO<sub>2</sub>), Karbon Monoksida (CO), Ozon permukaan (O<sub>3</sub>) dan Oksida Nitrogen (NO<sub>2</sub>).

Hal ini tentunya membuat penduduk Jakarta dan sekitarnya merasa khawatir. Seiring dengan perkembangan teknologi yang sangat pesat, persoalan prediksi data *time-series* dapat lebih mudah diselesaikan. Dengan menggunakan algoritma komputer memungkinkan setiap orang melakukan prediksi data *time-series* secara cepat dengan mengolah data historis dari data time series tersebut dengan akurasi yang cukup baik. Di mana berbagai studi dan penelitian mengenai prediksi polusi udara telah banyak dilakukan untuk mendapatkan penyelesaian terhadap permasalahan polusi udara. Salah satunya adalah Prediksi PM10 di Kota Pontianak dengan *neural network* oleh Yogi Aprianto, N. Nurhasanah dan I. Sanubary [2] dengan hasil prediksi cukup baik dan koefisien korelasi sebesar 0,9673. Pada penelitian ini menggunakan 5 variabel sebagai data *input* yaitu curah hujan, intensitas penyinaran matahari, kecepatan angin, kelembapan udara, dan suhu udara, dan PM10 sebagai atribut *y* dengan hasil akurasi 93,34%.

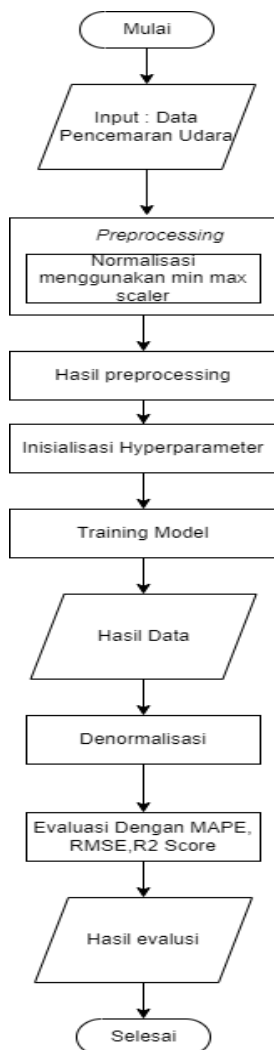
Perkembangan *Artificial Neural Networks* atau algoritma JST (Jaringan Saraf Tiruan) semakin banyak diaplikasikan dalam penyelesaian masalah pada kehidupan sehari-hari. Di mana *Gated Recurrent Unit* (GRU) yang merupakan evolusi dari *Recurrent Neural Network* (RNN) telah digunakan di berbagai penelitian mengenai pemrosesan data, video dan data *time series*. Penelitian dengan metode GRU telah banyak dilakukan diantaranya Prediksi Tingkat Inflasi Nasional Menggunakan Metode *Gated Recurrent Unit* oleh Zakkarias Siringoringo [3]. Kemudian, Penerapan *Gated Recurrent Unit* Untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api di PT. KAI (Persero) oleh Rafika Puspa Wardana [4]. *Gated Recurrent Unit* (GRU) merupakan variasi dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang diciptakan agar terhindar dari masalah ketergantungan jangka panjang pada *Recurrent Neural Network* (RNN). *Gated Recurrent Unit* (GRU) dapat mengingat informasi jangka panjang sama seperti *Recurrent Neural Network* (RNN), GRU juga terdiri dari modul pemrosesan berulang [5].

Menurut Fani Theresa Hutabarat yang membuat perancangan berjudul “Identifikasi Judul Clickbait Pada Berita Bahasa Indonesia Menggunakan *Gated Recurrent Unit*”, ditemukan bahwa arsitektur *Gated Recurrent Unit* melakukan performa lebih baik dari arsitektur *Long Short Term Memory* dan *Vanilla RNN*. Metode *Gated Recurrent Unit* dapat menjalankan proses komputasi lebih cepat dari *Long Short Term Memory* karena memiliki jumlah *gates* lebih sedikit [6].

Dari latar belakang tersebut maka dibuat perancangan sistem penerapan metode *Gated Recurrent Unit* untuk prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta. Di mana dalam pengaplikasian model akan dibangun sistem berbasis web.

## 2. Sistem Yang Dirancang

Sistem yang dirancang adalah sistem penerapan metode *Gated Recurrent Unit* untuk prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta. Sistem ini memiliki fitur yang akan menampilkan visualisasi dari data aktual. Alur metode yang digunakan pada proses *Gated Recurrent Unit* dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Metode *Gated Recurrent Unit*

Dari Gambar 1 mengenai alur metode *Gated Recurrent Unit* dalam penelitian ini menggunakan data untuk model prediksi didapatkan dari Dinas Lingkungan Hidup Provinsi DKI Jakarta yang terdapat pada data.jakarta.go.id.

Data yang digunakan nantinya akan diolah terlebih dahulu sehingga ada lima parameter atau variabel yang akan digunakan, yaitu Partikulat (PM10), Sulfur Dioksida (SO2), Karbon Monoksida (CO), Ozon permukaan (O3) dan Oksida Nitrogen (NO2). Kelima parameter ini didapatkan dari dataset ISPU atau data time series periode 2012 – 2021 yang merupakan ketentuan mengenai jenis zat pencemar udara yang dipantau oleh tiap-tiap stasiun ISPU, ISPU juga diartikan dengan angka tanpa satuan yang menggambarkan kondisi mutu udara ambien di suatu lokasi, yang didasarkan kepada akibat kesehatan manusia, nilai estetika dan makhluk hidup lainnya [7].

### 2.1 Metode *Gated Recurrent Unit*

*Gated Recurrent Unit* (GRU) merupakan turunan dari arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) di mana GRU serupa dengan LSTM karena GRU juga menggunakan sistem gerbang, namun arsitektur GRU lebih sederhana daripada LSTM [8].

Penggunaan metode GRU bertujuan agar membuat setiap recurrent unit dapat menangkap *dependencies* dengan skala waktu berbeda dan adaptif. Sementara itu, GRU memiliki parameter yang lebih sedikit dari LSTM, sehingga cocok untuk data yang sedikit, agar tidak terjadi *overfitting*. Selain itu, GRU memberikan konvergensi yang lebih cepat dan hasilnya bisa disandingkan dengan LSTM [8].

Tahapan dalam metode GRU adalah :

1. Menentukan bagaimana menggabungkan informasi dari *time step* sebelumnya dan masukan baru di *reset gate*. *Output* dari tahap ini bernilai 0 dan 1.

Perhitungan *reset gate* [9] :

$$r = \sigma(W_r \cdot X_t + U_r \cdot h_{(t-1)} + b_r) \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan :

- $r$  = reset gate
- $\sigma$  = fungsi aktivasi *sigmoid*
- $X_t$  = data input
- $W_r$  = parameter *weight*
- $h_{(t-1)}$  = *hidden state* dari *time step* sebelumnya
- $U_r$  = parameter *weight*
- $b_r$  = nilai bias pada *reset gate*

2. Menentukan seberapa banyak informasi dari *time step* terdahulu yang dapat disimpan untuk perhitungan *hidden state* yang digunakan sebagai input di *time step* berikutnya dan menentukan pengaruh informasi dari *time step* terdahulu pada output di *time step* saat ini. Proses ini berlangsung di *update gate* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*.

Perhitungan *update gate* :

$$z = \sigma(W_z \cdot x_t + U_z \cdot h_{(t-1)} + b_z) \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan [9] :

- $z$  = update gate
- $\sigma$  = fungsi aktivasi sigmoid
- $x_t$  = data input
- $W_z$  = parameter weight
- $h_{(t-1)}$  = hidden state dari time step sebelumnya
- $b_r$  = nilai bias pada update gate

3. Menentukan kandidat *hidden state* pada *time step* saat ini (t) dari informasi yang relevan pada *time step* masa lalu (t-1) dengan menggunakan fungsi aktivasi tanh.

Perhitungan kandidat *hidden state* [9]:  
 $\tilde{h} = \tanh(W_h \cdot X_t + r * U_h \cdot h_{(t-1)} + b_z) \dots (3)$

- Keterangan :
- $\tilde{h}$  = kandidat *hidden state*
  - $r$  = reset gate
  - $X_t$  = data input
  - $W_h$  = parameter weight
  - $h_{(t-1)}$  = *hidden state* dari *time step* sebelumnya
  - $b_z$  = nilai bias

4. *Output* hasil akhir atau informasi final dari unit saat ini dan meneruskannya ke *time step* berikutnya sebagai *hidden state*.

Persamaan yang digunakan adalah [9]:  
 $h = z * h_{(t-1)} + (1 - z) * \tilde{h} \dots (4)$

- Keterangan :
- $h$  = *output*
  - $\tilde{h}$  = kandidat *hidden state*
  - $z$  = *output* pada *update gate*
  - $h_{(t-1)}$  = *hidden state* dari *time step* sebelumnya

### 2.2 Root Mean Square Error (RMSE)

*Root Mean Square Error* (RMSE) adalah besarnya tingkat kesalahan hasil prediksi. RMSE dikatakan akurat jika hasilnya semakin kecil atau mendekati 0. RMSE adalah hasil akar kuadrat MSE. Keakuratan metode estimasi kesalahan pengukuran ditandai dengan nilai RMSE yang kecil [10].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \dots (5)$$

- Keterangan :
- $Y_t$  = nilai aktual periode t
  - $\hat{Y}_t$  = nilai prediksi periode t
  - $h_{(t-1)}$  = banyak data

### 2.3 Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan nilai rata perbedaan absolut yang terdapat pada nilai dari peramalan dan nilai realisasi yang disebutkan sebagai hasil peramalan dari nilai realisasi. Penggunaan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) pada evaluasi dari hasil prediksi dapat melihat tingkat akurasi terhadap angka prediksi dan angka realisasi [11].

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right|}{n} \times 100\% \dots (6)$$

- Keterangan :
- $Y_t$  = nilai actual periode t
  - $\hat{Y}_t$  = nilai prediksi periode t
  - $h_{(t-1)}$  = banyak data

### 2.4 Koefisien Determinasi (R<sup>2</sup>)

Koefisien determinasi ( $R^2$ ) bertujuan menampilkan seberapa besar tingkat pengaruh variabel independen pada variabel dependen secara parsial digunakan koefisien determinasi.

$$Kd = R^2 \times 100 \% \dots (7)$$

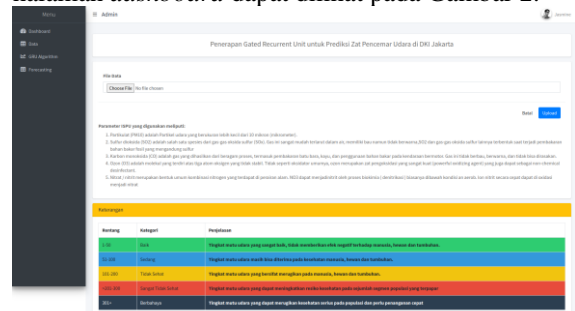
- Keterangan :
- Kd = Besar atau jumlah koefisien determinasi
  - $R^2$  = Nilai koefisien korelasi

## 3. Hasil Percobaan

Hasil percobaan yang dilakukan terhadap sistem penerapan *gated recurrent unit* untuk deteksi zat pencemar udara di DKI Jakarta dibuat berbasis *website* yaitu berupa nilai MAPE dan RMSE dari metode *gated recurrent unit* terhadap zat pencemar udara. Dalam sistem ini terdapat beberapa menu yaitu *dashboard*, data, GRU dan *forecasting*.

### 3.1 Implementasi Halaman *Dashboard*

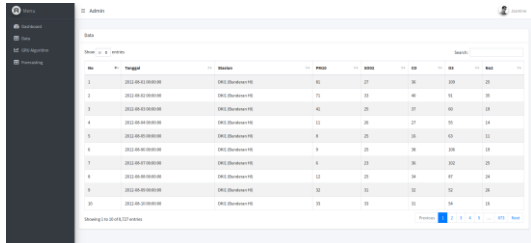
Pada halaman *dashboard* ditampilkan ketika pengguna berhasil melakukan *login*. Halaman *dashboard* digunakan untuk menambahkan data daerah pencemar udara dengan cara memilih *file*, kemudian klik tombol “*Upload*”. Tampilan dari halaman *dashboard* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Halaman *Dashboard*

### 3.2 Implementasi Halaman Data

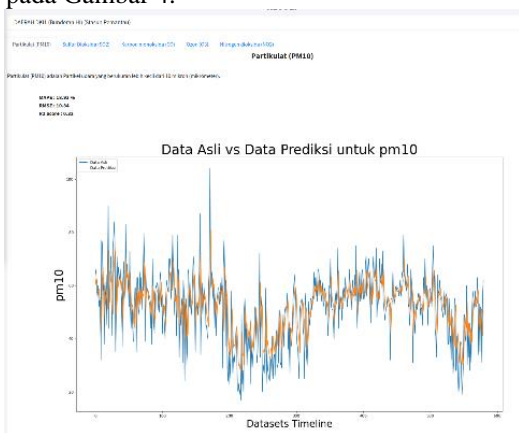
Pada halaman data digunakan untuk menampilkan informasi data berupa tanggal, stasiun dan zat pencemar udara seperti PM10, SO2, CO, O3 dan NO2. Tampilan dari halaman data dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Halaman Data

### 3.3 Implementasi Halaman GRU Algorithm

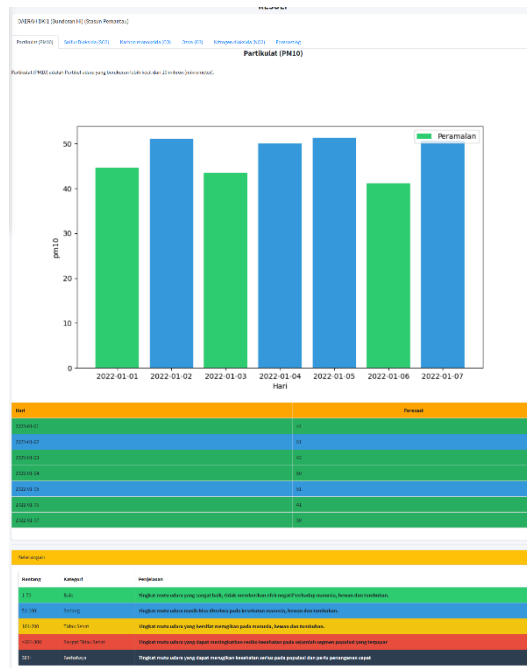
Pada halaman GRU Algorithm digunakan untuk melakukan prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta menggunakan metode GRU dengan cara memilih daerah stasiun kemudian klik tombol “Pilih”. Halaman ini menampilkan informasi zat pencemar udara pada daerah di DKI Jakarta dalam bentuk visualisasi grafik garis untuk melihat masing-masing zat pencemar udara dapat memilih zat pencemar udara yang ingin dilihat hasil prediksi zat pencemar udara tersebut menggunakan metode GRU. Tampilan dari halaman GRU Algorithm dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Halaman GRU Algorithm

### 3.4 Implementasi Halaman Forecasting

Pada halaman forecasting digunakan untuk melakukan forecast pada daerah di DKI Jakarta terhadap zat pencemar udara dengan memilih daerah stasiun dan klik tombol “Pilih”. Pada halaman ini menampilkan informasi forecast pada masing-masing zat pencemar udara dalam bentuk visualisasi grafik batang. Serta pada halaman ini terdapat keterangan dari nilai forecast yang dihasilkan apakah tergolong kategori berbahaya atau tidak. Tampilan dari halaman forecasting dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Halaman Forecasting

Dari hasil penerapan metode gated recurrent unit dilakukan pengujian evaluasi metode GRU. Pengujian dilakukan dengan menghitung nilai RMSE, MAPE dan  $R^2$  pada setiap zat pencemar udara. Pada pengujian yang dilakukan menggunakan 4 activation yaitu None, Linear, Tanh, Sigmoid. Pada pengujian Tabel 1 dilakukan menggunakan  $factor=0.1$ ,  $patience=10$ , dan  $EarlyStopping\ patience=15$ . Untuk pengujian selanjutnya menggunakan  $EarlyStopping\ patience=15$ ,  $Learning\ rate=0.001$  pada Tabel 2. Dari hasil yang didapatkan memperoleh nilai MAPE, RMSE dan  $R^2$  berbeda pada masing-masing zat pencemar udara.

Tabel 1. Hasil Pengujian GRU Dengan Activation Berbeda Dan Factor

No	Activation	Zat Pencemar	MAPE	RMSE	$R^2$ Score
1	None	PM10	18.93 %	10.84	0.32
		SO2	7.5 %	3.42	0.7
		CO	39.41 %	6.1	0.53
		O3	28.44 %	7.83	0.53
		NO2	62.89 %	6.47	0.53
2	Linear	PM10	19.04 %	10.91	0.32
		SO2	7.77 %	3.66	0.66
		CO	35.8 %	5.74	0.58
		O3	26.03 %	7.52	0.58
		NO2	49.84 %	6.55	0.58
3	Tanh	PM10	18.94 %	10.84	0.32
		SO2	7.6 %	3.49	0.69
		CO	36.67 %	6.02	0.54
		O3	50.03 %	10.5	0.54
		NO2	59.48 %	6.68	0.54
4	Sigmoid	PM10	18.75 %	10.85	0.32
		SO2	8.14 %	3.79	0.63
		CO	32.54 %	5.44	0.63
		O3	32.39 %	7.79	0.63
		NO2	74.97 %	7.35	0.63

Tabel 2. Hasil Pengujian GRU Dengan *Activation* Berbeda Dan *Learning Rate*

No	Activation	Zat Pencemar	MAPE	RMSE	R <sup>2</sup> Score
1	None	PM10	25.16 %	13.13	0.01
		SO2	12.11 %	4.08	0.57
		CO	27.15 %	5.18	0.66
		O3	25.75 %	7.44	0.66
		NO2	74.84 %	6.67	0.66
2	Linear	PM10	27.13 %	13.79	-0.09
		SO2	12.74 %	4.28	0.53
		CO	26.65 %	5.15	0.66
		O3	29.0 %	7.67	0.66
		NO2	58.03 %	6.54	0.66
3	Tanh	PM10	25.16 %	13.13	0.01
		SO2	12.11 %	4.08	0.57
		CO	27.15 %	5.18	0.66
		O3	25.75 %	7.44	0.66
		NO2	74.84 %	6.67	0.66
4	Sigmoid	PM10	18.77 %	10.91	0.32
		SO2	9.99 %	3.95	0.6
		CO	28.04 %	5.17	0.66
		O3	38.92 %	8.62	0.66
		NO2	79.95 %	7.38	0.66

Dari Tabel 1 dapat disimpulkan bahwa dari implementasi *activation* yang telah dilakukan pada zat pencemar udara jenis SO dengan penggunaan *activation* = linear mendapatkan nilai prediksi terbaik dengan nilai MAPE sebesar 7.50%. Untuk nilai RMSE sebesar 3.42 dan nilai R<sup>2</sup> Score mendapatkan nilai 0.7. Hal ini menunjukkan metode GRU dapat melakukan prediksi dengan baik karena menghasilkan nilai MAPE, RMSE dan R<sup>2</sup> Score yang kecil. Namun, semua hasil pengujian yang dihasilkan pada Tabel 3 secara keseluruhan mendapatkan hasil MAPE, RMSE dan R<sup>2</sup> Score yang baik dan dapat dikatakan bahwa metode GRU dapat diterapkan untuk melakukan prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta.

Pada Tabel 2 dapat disimpulkan bahwa metode GRU dengan penggunaan nilai *EarlyStopping patience* sebesar 15 dan *learning rate* sebesar 0.001 menunjukkan hasil terbaik pada zat pencemar udara SO2 dengan *activation* = sigmoid yaitu 9.99 % untuk nilai MAPE, 3.93 untuk nilai RMSE dan 0.6 untuk nilai R<sup>2</sup> Score. Sehingga metode GRU dengan nilai *EarlyStopping patience* sebesar 15 dan *learning rate* sebesar 0.001 pada prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta mendapatkan prediksi yang baik dan akurat. Semua hasil pengujian pada Tabel 4 memiliki nilai prediksi yang baik. Namun pada zat pencemar udara PM10, *activation* = linear mendapatkan nilai R<sup>2</sup> Score -0.09, sehingga pada zat pencemar udara PM10 tidak adanya pengaruh antara variabel bebas (X) dan variabel terikat (Y).

#### 4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian tentang penerapan *gated recurrent unit* untuk prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta, dapat diambil kesimpulan bahwa:

1. Dalam penelitian penerapan *gated recurrent unit* untuk prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta dilakukan pengujian metode GRU menggunakan evaluasi model dengan metode MAPE, RMSE dan R<sup>2</sup>. Dari hasil MAPE, RMSE dan R<sup>2</sup> menghasilkan nilai prediksi yang berbeda-beda pada setiap zat pencemar udara di daerah DKI Jakarta.
2. Pada evaluasi MAPE menghasilkan prediksi terbaik dengan ditandai nilai MAPE yang kecil pada zat pencemar udara SO2 yaitu 7.50 % pada pengujian penggunaan *factor* dan 9.99 % pada pengujian penggunaan *learning rate*. Hal ini menunjukkan bahwa metode GRU dapat melakukan prediksi dengan baik karena nilai MAPE yang semakin kecil menunjukkan akurasi yang baik dalam model yang digunakan. Hasil keseluruhan dari pengujian ini mendapatkan nilai MAPE yang baik sehingga metode GRU dapat melakukan prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta.
3. Pada evaluasi RMSE menghasilkan peramalan yang terbaik pada zat pencemar udara SO2 yaitu 3.42 pada pengujian penggunaan *factor* dan 3.95 pada pengujian penggunaan *learning rate*. Hal ini menunjukkan bahwa nilai RMSE dari model yang digunakan mendapatkan *forecasting* yang akurat untuk zat pencemar udara di daerah DKI Jakarta. Serta dari hasil keseluruhan pengujian yang telah dilakukan nilai RMSE yang didapatkan mendekati nilai 0 sehingga menunjukkan keakuratan dari *forecasting* metode GRU.
4. Pada Nilai R<sup>2</sup> Score dari hasil pengujian terdapat zat pencemar udara yang mendapatkan nilai negatif (-) yaitu pada zat pencemar udara PM10, *activation* = linear mendapatkan nilai R<sup>2</sup> Score -0.09, sehingga pada zat pencemar udara PM10 tidak adanya pengaruh antara variabel bebas (X) dan variabel terikat (Y). Sedangkan, hasil keseluruhan dari nilai R<sup>2</sup> Score yang didapatkan memperoleh nilai yang mendekati 1 sehingga adanya pengaruh variabel bebas dan variabel terikat dalam prediksi zat pencemar udara di DKI Jakarta dan menghasilkan nilai yang baik DKI Jakarta.

## REFERENSI

- [1] D. Y. Astuti, Pengetahuan tentang udara, Bandung: PT. Sarana Pancakarya Nusa, 2014.
- [2] Y. Aprianto, N. and I. Sanubary, "Prediksi Kadar Particulate Matter (PM10) untuk Pemantauan Kualitas Udara Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Kota Pontianak," *POSITRON*, vol. 8, pp. 15 - 20, 2018.
- [3] Z. Siringoringo, "PREDIKSI TINGKAT INFLASI NASIONAL MENGGUNAKAN METODE GATED RECURRENT UNIT," 2021. [Online]. Available: <https://repositori.usu.ac.id/bitstream/handle/123456789/44775/171402042.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. [Accessed 30 Juni 2022].
- [4] R. P. Wardana, "Penerapan Model Gated Recurrent Unit Untuk Peramalan Jumlah Penumpang Kereta Api Di PT. KAI (Persero)," 2020. [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/bitstream/123456789/51047/1/RAFIKA%20PUSPA%20WARDANA-FST.pdf>.
- [5] L. Zaman, S. Sumpeno and M. Hariadi, "Analisis Kinerja LSTM dan GRU sebagai Model Generatif untuk Tari Remo," *JNETI*, vol. 8, no. 2, pp. 142-150, 2019.
- [6] S. Bajaj, "'The Pope Has a New Baby!'" Fake News Detection Using Deep Learning," 12 Maret 2022. [Online]. Available: <https://web.stanford.edu/class/archive/cs/cs224n/cs224n.1174/reports/2710385.pdf>.
- [7] A. Kurniawan, "PENGUKURAN PARAMETER KUALITAS UDARA (CO, NO2, SO2, O3 DAN PM 10) DI BUKIT KOTOTABANG BERBASIS ISPU," *Jurnal Tekno Sains*, 2017.
- [8] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho and Y. Bengio, "Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling," 2014. [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/269416998\\_Empirical\\_Evaluation\\_of\\_Gated\\_Recurrent\\_Neural\\_Networks\\_on\\_Sequence\\_Modeling](https://www.researchgate.net/publication/269416998_Empirical_Evaluation_of_Gated_Recurrent_Neural_Networks_on_Sequence_Modeling). [Accessed 2022].
- [9] S. Russell-Puleri and D. Puleri, "Gated Recurrent Units explained using matrices," *Towards Data Science*, 2019. [Online]. Available: <https://towardsdatascience.com/gate-recurrent-units-explained-using-matrices-part-1-3c781469fc18>.
- [10] K. "Pengertian dan Cara Menghitung Root Mean Square Error (RMSE)," *KHOIRI.COM*, 23 Desember 2020. [Online]. Available: <https://www.khoiri.com/2020/12/cara-menghitung-root-mean-square-error-rmse.html>. [Accessed 2022].
- [11] K. "Cara Menghitung Mean Absolute Percentage Error (MAPE)," *KHOIRI.COM*, 16 Desember 2020. [Online]. Available: <https://www.khoiri.com/2020/12/pengertian-dan-cara-menghitung-mean-absolute-percentage-error-mape.html>. [Accessed 30 Juni 2022].

**Jasmine Kezia Halim**, mahasiswa S1, program studi Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi Universitas tarumanagara.

**Dyah Erny Herwindiaty, Ir., M.Si, Dr., Prof.**, Dekan Fakultas Teknologi Informasi Universitas Tarumanagara. Saat ini Dosen program studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara.

**Janson Hendryli, S.Kom.**, Dosen program studi Teknik Informatika, Universitas Tarumanagara.