

Jurnal telematika

by Ali Khumaidi

Submission date: 08-Aug-2020 10:27PM (UTC+0700)

Submission ID: 1367294252

File name: JurnalAliKhumaidi.doc (801K)

Word count: 2414

Character count: 14586

Pengujian Algoritma Long Short Term Memory untuk Prediksi Kualitas Udara dan Suhu Kota Bandung

Ali Khumaidi^{#1}, Ridwan Raafi'udin^{#2}, Indra Permana Solihin^{#3}

^{1#} Program Studi Teknik Informatika, Universitas Krisnadwipayana Jl. Kampus Unkris, Jatiwaringin, Jakarta, Indonesia

^{2,3#} Program Studi Teknik Informatika, UPN Veteran Jakarta, Jl. Rs. Fatmawati, Pondok Labu, Jakarta, Indonesia

¹alikhumaidi@unkris.ac.id

²raafiudin@upnvj.ac.id

³indrapermanasolihin@upnvj.ac.id

Abstract— This study discusses the LSTM modeling to predict time series data of air quality in the city of Bandung from the parameters PM10, ISPU, temperature and humidity. Modeling LSTM with 4 hidden layers, the number of batch sizes that is 32, the optimizer is adam, value of epoch is 1000, and the loss function using Mean Squared Error. LSTM modeling results show that the network has good performance both in training predictions and testing, this can be seen from the value of Mean Squared Error.

Keywords— LSTM, prediction, Air Quality, PM10, ISPU

Abstrak— Penelitian ini membahas tentang pemodelan LSTM untuk memprediksi data time series, yaitu kualitas udara di Kota Bandung dari parameter PM10, ISPU, suhu dan kelembaban. Pemodelan LSTM dengan 4 hidden layer, penentuan jumlah batch size yaitu 32, penentuan optimizer adalah adam, epoch senilai 1000, dan penentuan fungsi loss menggunakan Mean Squared Error. Hasil pemodelan LSTM menunjukkan bahwa jaringan memiliki kinerja yang baik baik pada prediksi training dan testing, hal ini dapat dilihat dari nilai Mean Squared Error.

Kata Kunci— LSTM, prediksi, Kualitas Udara, PM10, ISPU

I. PENDAHULUAN

Salah satu masalah yang sering dihadapi di kota-kota besar yaitu polusi udara. Hal ini dipicu oleh banyaknya kendaraan transportasi, pengembangan infrastruktur dan industri [1]. Sebagai salah satu kota besar, Kota Bandung juga mengalami hal yang sama. Berdasarkan data 2019 bahwa Kota Bandung menjadi salah satu kota di Indonesia yang memiliki kualitas udara yang buruk, hal ini dikarenakan konsentrasi partikel polutan pada kota tersebut sebesar 112,3 mikrogram per meter kubik telah lebih dari ambang batas yang ditetapkan oleh BMKG [2].

Beberapa penelitian sebelumnya menyatakan data kualitas udara adalah data runtun waktu atau stokhastik time series sehingga proses peramalan dapat didasarkan pada data historis. Analisis time series adalah bagian dari prosedur statistik yang digunakan untuk peramalan struktur probabilitas situasi mendatang yang dapat dimanfaatkan dalam pengambilan keputusan[3]. Penelitian terkait prediksi times series untuk pengukuran kualitas udara telah banyak dilakukan seperti

prediksi tingkat polusi udara di Kota Semarang menggunakan metode general regression neural network dengan hasil pemodelan menunjukkan kinerja yang baik dalam prediksi [4]. Prediksi PM10 di Kota Pontianak dengan neural network menghasilkan prediksi cukup baik dengan koefisien korelasi 0,9673 [5]. Penelitian dengan mengembangkan model neural network yang tepat untuk memprediksi konsentrasi ozon dalam berbagai skala temporal sebagai fungsi dari variabel meteorologi dan parameter kualitas udara di Kota Dilovasi, Turki yang merupakan kawasan industri dengan masalah polusi udara [6]. Penelitian untuk pemodelan pencemaran udara dengan kombinasi metode neural network dan wavelet pada data meteorologi dan polusi di Kota Mataram, Nusa Tenggara Barat dengan hasil yang baik [7].

Algoritma Long Short Term Memory (LSTM) merupakan salah satu jenis arsitektur dari Recurrent Neural Network (RNN) yang biasa digunakan pada masalah-masalah yang berkaitan dengan deep learning [8]. Terdapat beberapa hasil penelitian yang menerapkan LSTM, diantaranya penelitian untuk prediksi nilai indikator pencemaran udara menggunakan Filter Kalman sebagai model penyesuaian yang dinamis [9]. Penelitian lainnya implementasi LSTM untuk prediksi lalu lintas [10]. Kedua penelitian tersebut menghasilkan akurasi prediksi yang cukup baik untuk data time series dengan LSTM. Pada penelitian ini mengimplementasikan LSTM untuk prediksi suhu, PM10, kelembaban, dan ISPU.

II. METODOLOGI

Dalam penelitian ini tahapan yang dilakukan untuk membangun model prediksi suhu, PM10, kelembaban, dan ISPU, sebagai berikut:

1. Kajian pustaka terkait kualitas udara dan algoritma LSTM

- ISPU merupakan kondisi kualitas udara ambien pada suatu wilayah sebagai dasar dampak pada kesehatan makhluk hidup. Adapun parameter penentuan nilai ISPU seperti pada tabel 1.

TABEL I
PARAMETER DASAR UNTUK PENGUKURAN ISPU [11]

No	Parameter	Waktu Pengukuran
1	Partikulat (PM10)	24 jam
2	Sulfurdioksida (SO2)	24 jam
3	Karbonmonoksida (CO)	8 jam
4	Ozon (O3)	1 jam
5	Nitrogen dioksida (NO2)	1 jam

Kategorisasi kualitas udara didasarkan pada nilai ISPU sesuai dengan parameter pencemar utama. Adapun kategorisasi kualitas udara sesuai keputusan kepala Bapedal dapat dilihat pada tabel 2.

TABEL 2
KATEGORI KUALITAS UDARA BERDASARKAN NILAI ISPU [11]

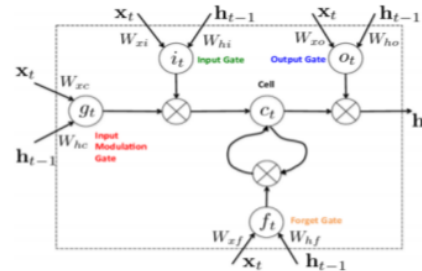
No	Nilai ISPU	Kategori
1	0 – 50	Baik
2	51 – 100	Sedang
3	101 – 199	Tidak Sehat
4	200 – 299	Sangat Tidak Sehat
5	>300	Berbahaya

Particulate Matter (PM10) adalah partikel udara yang berukuran kecil namun dampaknya dapat langsung dirasakan oleh mahluk hidup [12]. ISPU dengan rentang nilai 51- 100 dapat mempengaruhi jarak pandang, pada rentang nilai 101-199 menyebabkan pengotoran debu, pada rentang nilai 200-299 akan sensitif pada penderita bronkhitis dan asma. Sedangkan nilai lebih dari 300 akan sangat berbahaya [13].

b) LSTM

LSTM merupakan varian dari unit recurrent neural network (RNN). LSTM secara umum terdiri dari cell, input gate, output gate dan forget gate. LSTM neural network sangat cocok untuk mengklasifikasi, memproses, dan membuat prediksi berdasarkan data time series, karena mungkin ada kelangkaan durasi yang tidak diketahui di antara peristiwa penting dalam rangkaian waktu [14]. Arsitektur umum LSTM terdiri

dari memory cell, input gate, output gate dan forget gate. LSTM cell mengambil masukan dan menyimpannya untuk beberapa waktu. Fungsi aktivasi gerbang LSTM biasanya merupakan fungsi logistik. Secara intuitif, input gate mengontrol sejauh mana nilai baru akan berjalan ke dalam cell, forget gate mengontrol sejauh mana nilai tetap di dalam cell dan output gate mengontrol sejauh mana nilai dalam cell digunakan untuk menghitung aktivasi keluaran dari unit LSTM. Input dan output dari LSTM akan dilakukan secara berulang, sehingga didapat bobot yang tepat selama training dan menghasilkan akurasi yang terbaik. Adapun arsitektur LSTM pada gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Umum LSTM

2. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini memiliki format (Comma Seperated Value), dimana nilai setiap parameter dipisahkan oleh titik koma. Data yang digunakan sebanyak 9.231 data dari hasil pencatatan mulai 19 Mei 2019 jam. 00:04:19 hingga 18 Agustus 2019 jam. 23:52:37. Adapun data tersebut memiliki 21 parameter yaitu Profile, Tanggal, Jam, O3, CO, NO2, SO2, NO, CO2, VOC, PM1, PM2.5, PM4, PM10, TSP, TEMP, HUM, WS, WD, ISPU dan Status. Gambar 2 menunjukkan gambaran dataset.

No	Profile	Tanggal	Jam	O3	CO	NO2	SO2	NO	CO2	VOC	PM1	PM2.5	PM4	PM10	TSP	TEMP	HUM	WS	WD	ISPU	Status
1	BANDUNG	2019-05-19	00:04:19	21.35	0.78	6.77	14.06	26.168	409.86	251.202	0	0	0	2.77	0	21.4	100	0.6	5	9	BAIK
2	BANDUNG	2019-05-19	00:15:01	5.93	0.82	14.87	17.23	53.853	394.79	501.356	0	0	0	11.95	0	42.6	200	0	2	12	BAIK
3	BANDUNG	2019-05-19	00:30:06	6.62	0.63	22.24	2.31	38.304	390.66	753.291	0	0	0	12.71	0	63.6	299.2	0	2	13	BAIK
4	BANDUNG	2019-05-19	00:49:19	13.29	0.44	19	5.32	18.962	401.23	251.043	0	0	0	1.2	0	21.3	88.2	0.525	5	6	BAIK
5	BANDUNG	2019-05-19	01:04:19	2.44	0.47	26.74	13.61	35.27	381.67	250.471	0	0	0	3.52	0	21.3	97.4	0.975	5	9	BAIK
6	BANDUNG	2019-05-19	01:19:19	1.17	0.37	19.9	24.76	45.13	391.49	251.088	0	0	0	5.99	0	21.1	87.7	0.675	5	15	BAIK
7	BANDUNG	2019-05-19	01:49:19	7.84	0.28	21.16	21.9	39.063	392.45	249.623	0	0	0	0.37	0	20.5	100	0.375	4	14	BAIK
8	BANDUNG	2019-05-19	02:04:19	3.87	0.26	22.6	15.12	63.714	384.96	250.983	0	0	0	0.82	0	20.4	100	0.225	5	9	BAIK
9	BANDUNG	2019-05-19	02:15:44	4.66	0.37	24.4	36.82	41.338	402.94	251.399	0	0	0	11.39	0	19.9	100	0	1	23	BAIK
10	BANDUNG	2019-05-19	02:34:19	14.83	0.37	24.4	19.19	26.547	394.13	250.089	0	0	0	1.43	0	20.2	100	0.075	4	12	BAIK
11	BANDUNG	2019-05-19	02:49:19	2.44	0.33	25.12	34.11	73.574	402.94	251.712	0	0	0	12.31	0	20.1	90	0.075	5	21	BAIK
12	BANDUNG	2019-05-19	03:04:19	10.28	0.23	17.75	23.11	33.753	393.03	251.872	0	0	0	7.18	0	20.1	100	0.075	5	14	BAIK
13	BANDUNG	2019-05-19	03:19:19	3.6	0.29	27.1	38.33	40.959	407.26	252.28	0	0	0	1.06	0	20	100	0.225	5	24	BAIK
14	BANDUNG	2019-05-19	03:34:19	0.74	0.08	31.23	16.78	51.198	407.74	252.435	0	0	0	8.92	0	19.7	100	0	5	10	BAIK
15	BANDUNG	2019-05-19	03:49:19	4.34	0.12	27.82	19.34	48.164	397.39	252.408	0	0	0	1.64	0	19.6	100	0	5	12	BAIK
16	BANDUNG	2019-05-19	04:04:19	25	0.21	20.62	6.98	61.059	404.44	252.389	0	0	0	3.42	0	17.1	90	0	5	10	BAIK
17	BANDUNG	2019-05-19	04:19:18	9.59	0.28	19.54	23.26	45.889	404.57	252.622	0	0	0	8.22	0	19.3	100	0.15	5	15	BAIK
18	BANDUNG	2019-05-19	04:34:19	11.71	0.15	21.7	16.02	36.787	398.14	252.478	0	0	0	7.03	0	19.5	100	0.6	5	10	BAIK
19	BANDUNG	2019-05-19	04:45:35	32.47	0.17	19.72	28.23	69.782	390.19	2019.47	0	0	0	2.38	0	158	800	0	6	18	BAIK

Gambar 2. Bentuk Dataset yang dihasilkan

3. Pre-processing

Tahap normalisasi terhadap dataset dimulai dengan melakukan konversi tanggal dan jam ke dalam format

DATETIME. Kemudian dilanjutkan menggabungkan tanggal dan jam sehingga diperoleh kolom Datetime sehingga ada perubahan dataset yang sebelumnya.

4. *Data Preparation untuk proses training dan proses testing*
 Pada tahap training, dataset akan dipisahkan menjadi 75% untuk dataset training dan 25% dataset untuk testing

5. *Proses Training*

Sebelum memulai training, yaitu membuat pemodelan LSTM dengan 4 hidden layer, penentuan jumlah batch size yaitu 32, penentuan optimizer adalah adam, epoch senilai 1000, penentuan fungsi loss menggunakan Mean Squared Error. Kemudian, proses training akan dilakukan, dimana model akan dilatih menggunakan data training. Weight dan bias akan terus diperbarui untuk mendapatkan model yang sesuai. Setelah satu iterasi proses training, maka dilakukan

proses validation. Validation berguna untuk melihat seberapa baik model dari hasil training.

6. *Proses Testing*

Tahap ini akan membuat kembali model pembelajaran yang didapat dari proses training sebelumnya. Proses testing dilakukan untuk mengetahui efektivitas LSTM.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

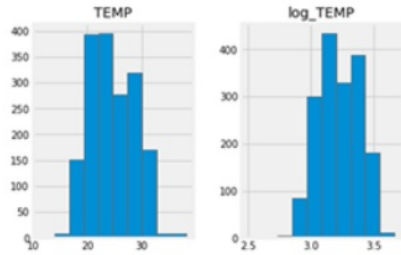
Proses normalisasi dataset dan dimulai dengan melakukan konversi tanggal dan jam ke dalam format DATETIME, selanjutnya dilakukan kalkulasi quantile dari atribut untuk melihat outlier kemudian dilanjutkan dengan pencarian dan interpolasi outlier, sehingga diperoleh dataset pada gambar 3.

Datetime	O3	CO	NO2	SO2	NO	CO2	VOC	PM1	PM2.5	PM4	PM10	TSP	TEMP	HUM	WS	WD	ISPU
2019-05-19 01:00:00	3.816667	0.373333	22.600	20.090000	39.82100	388.536667	250.39400	0.0	0.0	0.0	3.293333	0.0	20.966667	95.033333	0.67500	4.666667	12.666667
2019-05-19 02:00:00	6.450000	0.332500	24.130	19.600833	51.29325	396.242500	251.04575	0.0	0.0	0.0	6.487500	0.0	20.150000	97.500000	0.09375	3.750000	13.833333
2019-05-19 03:00:00	4.740000	0.180000	25.975	19.111667	43.51850	401.355000	252.24875	0.0	0.0	0.0	4.700000	0.0	19.850000	100.000000	0.07500	5.000000	15.000000
2019-05-19 04:00:00	7.030833	0.202500	20.395	18.622500	53.37925	399.335000	252.22100	0.0	0.0	0.0	5.262500	0.0	18.950000	100.000000	0.18750	5.250000	13.250000
2019-05-19 05:00:00	9.321667	0.297500	27.545	18.227500	52.43100	393.270000	252.19325	0.0	0.0	0.0	6.510000	0.0	18.050000	100.000000	0.24375	5.000000	12.625000

Gambar 3. Dataset setelah normalisasi waktu

1. **Prediksi Suhu**

Untuk memprediksi suhu menggunakan parameter TEMP. Berikut adalah perbandingan hasil plotting dataset Asli (Gambar 2) dengan data yang sudah bertransformasi (Gambar 3), hasil perbandingan pada gambar 4.



Gambar 4. Perbandingan Data Asli dan yang sudah ditransformasi dari TEMP

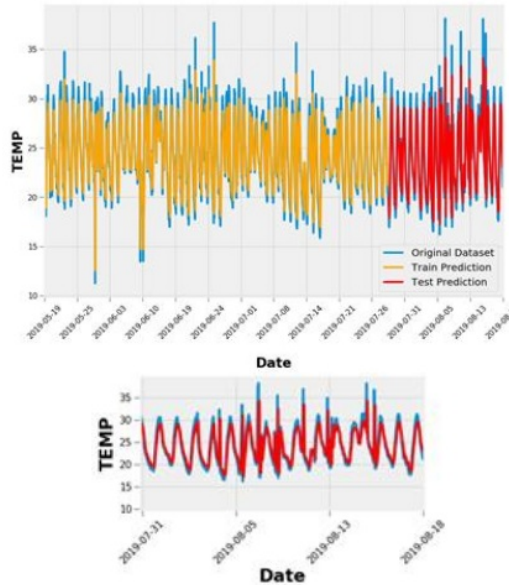
Salah satu cara untuk mengimplementasikan tingkat akurasi hasil testing adalah melakukan evaluasi terhadap metode tersebut. Evaluasi ini akan menggunakan Root Mean Squared Error (RMSE). Untuk menghasilkan akurasi yang lebih baik maka epoch diberi nilai 1000. Hasil perhitungan RMSE untuk data training dan testing diperoleh sebagai berikut:

Train Score : 2.37 RMSE
 Test Score : 3.15 RMSE

Sehingga diperoleh performa yang cukup baik karena nilai RMSE prediksi kurang dari nilai standar deviasi dari pengujian dataset.

RMSE of test prediction < Standard deviation of test dataset
 $3.15 < 4.40$

Gambar 5 adalah hasil prediksi suhu menghasilkan keakuratan prediksi yang cukup baik, dimana terlihat pada hasil prediksi grafik warna merah dibandingkan dengan data original yang berwarna biru.

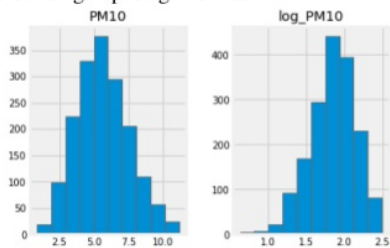


Gambar 5. Hasil Prediksi Suhu

2. **Prediksi PM10**

Untuk memprediksi PM10 menggunakan parameter PM10. Berikut adalah perbandingan hasil plotting dataset Asli

(Gambar 2) dengan data yang sudah bertransformasi (Gambar 3), hasil perbandingan pada gambar 6.



Gambar 6. Perbandingan Data Asli dan yang sudah ditransformasi dari PM10

Hasil perhitungan RMSE untuk data training dan testing diperoleh sebagai berikut:

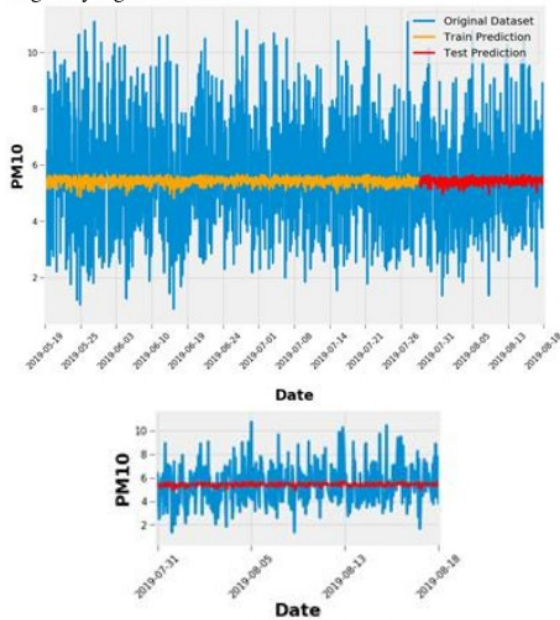
Train Score : 1.92 RMSE

Test Score : 1.76 RMSE

Sehingga diperoleh performa yang kurang baik karena nilai RMSE prediksi lebih besar dari nilai standar deviasi dari pengujian dataset.

RMSE of test prediction > Standard deviation of test dataset
 $1.76 > 1.75$

Gambar 7 adalah hasil prediksi PM10 menghasilkan keakuratan prediksi yang kurang baik, dimana terlihat pada hasil prediksi grafik warna merah dibandingkan dengan data original yang berwarna biru.

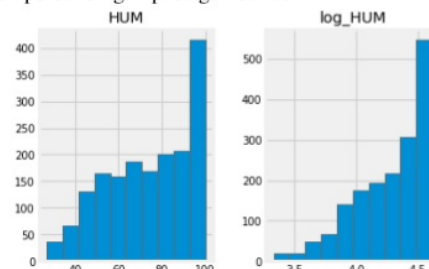


Gambar 7. Hasil Prediksi PM10

3. Prediksi Kelembaban

Untuk memprediksi kelembaban menggunakan parameter HUM. Berikut adalah perbandingan hasil plotting dataset Asli

(Gambar 2) dengan data yang sudah bertransformasi (Gambar 3), hasil perbandingan pada gambar 8.



Gambar 8. Perbandingan Data Asli dan yang sudah ditransformasi dari HUM

Hasil perhitungan RMSE untuk data training dan testing diperoleh sebagai berikut:

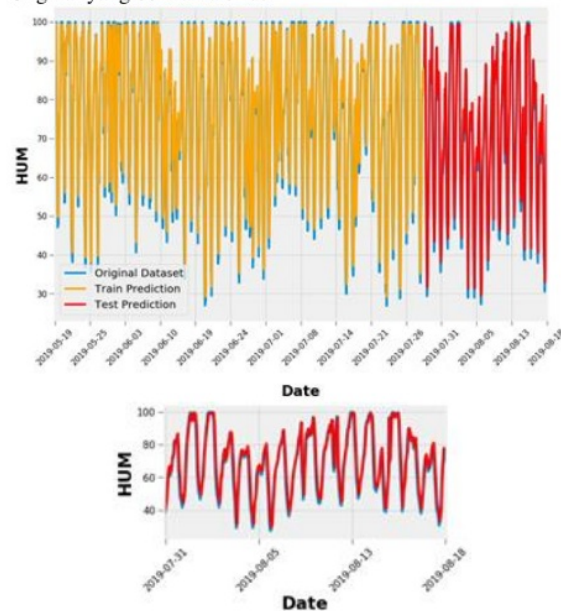
Train Score : 7.56 RMSE

Test Score : 6.97 RMSE

Sehingga diperoleh performa yang cukup baik karena nilai RMSE prediksi lebih kecil dari nilai standar deviasi dari pengujian dataset.

RMSE of test prediction > Standard deviation of test dataset
 $6.97 < 19.32$

Gambar 9 adalah hasil prediksi kelembaban menghasilkan keakuratan prediksi yang cukup baik, dimana terlihat pada hasil prediksi grafik warna merah dibandingkan dengan data original yang berwarna biru.

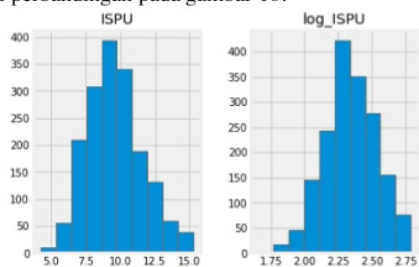


Gambar 9. Hasil Prediksi Kelembaban

4. Prediksi ISPU

Untuk memprediksi ISPU menggunakan parameter ISPU. Berikut adalah perbandingan hasil plotting dataset Asli

(Gambar 2) dengan data yang sudah bertransformasi (Gambar 3), hasil perbandingan pada gambar 10.



Gambar 10. Perbandingan Data Asli dan yang sudah ditransformasi dari ISPU

Hasil perhitungan RMSE untuk data training dan testing diperoleh sebagai berikut:

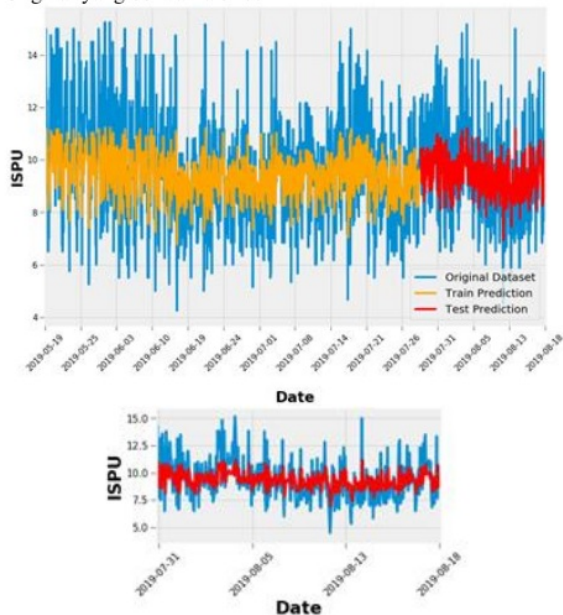
Train Score : 1.89 RMSE

Test Score : 1.85 RMSE

Sehingga diperoleh performa yang cukup baik karena nilai RMSE prediksi lebih kecil dari nilai standar deviasi dari pengujian dataset.

RMSE of test prediction > Standard deviation of test dataset
 $1.85 < 1.90$

Gambar 11 adalah hasil prediksi ISPU menghasilkan keakuratan prediksi yang agak membaik, dimana terlihat pada hasil prediksi grafik warna merah dibandingkan dengan data original yang berwarna biru.



Gambar 11. Hasil Prediksi ISPU

TABEL 3

PERBANDINGAN RMSE PREDIKSI DAN STANDAR DEVIASI UJI DATASET

Uji Prediksi	RMSE	
	Prediksi	Standar Deviasi
	1.85	1.90

Suhu	3.15	4.40
PM10	1.76	1.75
Kelembaban	6.97	9.32
ISPU	1.85	1.90

IV. KESIMPULAN

Pembentukan model LSTM dan penerapannya pada data time series dengan 4 hidden layer, penentuan jumlah batch size yaitu 32, penentuan optimizer adalah adam, epoch senilai 1000 menghasilkan perhitungan terhadap data kualitas udara di Kota Bandung untuk parameter PM10, ISPU serta suhu dan kelembaban menunjukkan bahwa model menghasilkan keakuratan prediksi yang cukup baik untuk 3 parameter (suhu, kelembaban, ISPU), hal ini ditunjukkan dengan nilai RMSE prediksi yang lebih kecil dari nilai standar deviasi uji dataset. Namun hasil prediksi yang dihasilkan dari keempat parameter pengujian yang paling baik adalah prediksi kelembaban kemudian diikuti oleh suhu, ISPU dan PM10.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Aditya Hermawan. "SPKU: Sistem Prediksi Kualitas Udara (Studi Kasus: Dki Jakarta)," Skripsi. University of Technology Yogyakarta, Indonesia, 2019.
- [2] Robotorial. (Agustus 2019). "Kualitas udara terbaik dan terburuk di Indonesia (Rabu, 21/08/2019)". [Daring]. Tersedia: <https://beritagar.id/artikel/berita/kualitas-udara-terbaik-dan-terburuk-di-indonesia-rabu-1082019> [21 Jun 2020]
- [3] M. Y. Fathoni, "Implementasi Metode Fuzzy Time Series Cheng untuk prediksi Konsentrasi Gas NO2 Di Udara," J. Sist. Inf. BISNIS, vol. 7, no. 8 p. 17, May 2017, doi: 10.21456/vol7iss1pp17-23.
- [4] B. Warsito, A. Rusgiono, and M. A. Amirillah, "Pemodelan General Regression Neural Network Untuk Prediksi Tingkat Pencemaran Udara Kota Semarang.," Media Stat., vol. 1, no. 1, pp. 43–51, 2008.
- [5] Y. Aprianto, N. Nurhasanah, and I. Sanubary, "Prediksi Kadar Particulate Matter (PM10) untuk Pemantauan Kualitas Udara Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Studi Kasus Kota Pontianak," J. Positron, vol. 8, no. 1, 2018.
- [6] B. Özbay, G. A. Keskin, Ş. Ç. Doğruparmak, and S. Ayberk, "Predicting tropospheric ozone concentrations in different temporal scales by using multilayer perceptron models," Ecol. Inform., vol. 6, no. 3–4, pp. 242–247, Jul. 2011, doi: 10.1016/j.ecoinf.2011.03.003.
- [7] S. Bahri, Syamsuddin, and M. Hadijati, "Model Wavelet Neural Network Untuk Pemodelan Polusi Udara Di Kota Mataram Lomboknusa Tenggara Barat Indonesia," in Prosiding Seminar Nasional Matematika, Statistika, dan Aplikasinya, 2019, pp. 43–56.
- [8] X. Song et al., "Time-series well performance prediction based on Long Short-Term Memory (LSTM) neural network model," J. Pet. Sci. Eng., vol. 186, p. 106682, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.petrol.2019.106682.
- [9] X. Song, J. Huang, and D. Song, "Air Quality Prediction based on LSTM-Kalman Model," in 2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 2019, pp. 695–699, doi: 10.1109/ITAIC.2019.8785751.
- [10] Z. Zhao, W. Chen, X. Wu, P. C. Y. Chen, and J. Liu, "LSTM network: a deep learning approach for short-term traffic forecast," IET Intell. Transp. Syst., vol. 11, no. 2, pp. 68–75, Mar. 2017, doi: 10.1049/iet-its.2016.0208.
- [11] "Keputusan Kepala Badan Pengendalian Dampak Lingkungan Nomor: Kep- 107/Kabapedal/11/1997 tentang Pedoman Teknis Perhitungan dan Pelaporan Serta Informasi Indeks Standar Pencemar Udara."
- [12] H.-L. Yu, Y.-C. Lin, and Y.-M. Kuó, "A time series analysis of multiple ambient pollutants to investigate the underlying air pollution dynamics interactions," Chemosphere, vol. 134, pp. 571–580, Sep. 2015, doi: 10.1016/j.chemosphere.2014.12.007.

- [13] A. Kumiawan, "Pengukuran Parameter Kualitas Udara (CO, NO₂, SO₂, O₃ dan Pm₁₀) Di Bukit Kototabang Berbasis ISPU," J. Teknosains, 9, 7, no. 1, 2017.
- [14] A. Yadav, C. K. Jha, and A. Sharan, "Optimizing LSTM for time series prediction in Indian stock market," Procedia Comput. Sci., vol. 167, pp. 2091–2100, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.257.

Ali Khumaidi, Dosen Teknik Informatika, Universitas Krisnadwipayana. Lahir di Pati dan menamatkan pendidikan tinggi dalam bidang Ilmu Komputer di Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indonesia dan Magister Ilmu Komputer STMIK Nusamandiri Jakarta. Memiliki keahlian dalam bidang Software Engineering, Data Mining, Machine Learning dan IoT.

Ridwan Raafi'udin, kelahiran kota Cianjur. Lulus S1 Teknik Informatika Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta dan S2 Ilmu Komputer Universitas Budi Luhur. Status Dosen Tetap di UPN Veteran Jakarta. Peminatan di bidang Data Science, machine learning.

Indra Permana Solihin, lahir di Jakarta pada 9 Agustus 1983. S1 Sistem Komputer Univ Bina Nusantara. S2 Ilmu Komputer Univ Budi Luhur. Dosen tetap di UPN Veteran Jakarta. Peminatan di Artificial Intelligence, Smart farming dan IOT.

Jurnal telematika

ORIGINALITY REPORT

10%

SIMILARITY INDEX

8%

INTERNET SOURCES

7%

PUBLICATIONS

%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

- | | | |
|---|---|----|
| 1 | jurnal.ugm.ac.id
Internet Source | 1% |
| 2 | Shouwei Sha, Jing Li, Ke Zhang, Zifan Yang, Zijian Wei, Xueyan Li, Xin Zhu. "RNN-Based Subway Passenger Flow Rolling Prediction", IEEE Access, 2020
Publication | 1% |
| 3 | eprints.umm.ac.id
Internet Source | 1% |
| 4 | Aini Suri Talita, Aristiawan Wiguna. "Implementasi Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) Untuk Mendeteksi Ujaran Kebencian (Hate Speech) Pada Kasus Pilpres 2019", MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer, 2019
Publication | 1% |
| 5 | eprints.undip.ac.id
Internet Source | 1% |
| 6 | Guoyin Zhang, Feng Tan, Yanxia Wu. "Ship Motion Attitude Prediction Based on an Adaptive | 1% |

Dynamic Particle Swarm Optimization Algorithm and Bidirectional LSTM Neural Network (May 2020)", IEEE Access, 2020

Publication

-
- 7** Hwa-Lung Yu, Yuan-Chien Lin, Yi-Ming Kuo. "A time series analysis of multiple ambient pollutants to investigate the underlying air pollution dynamics and interactions", Chemosphere, 2015
Publication 1%
-
- 8** ejournal.st3telkom.ac.id
Internet Source 1%
-
- 9** www.hindawi.com
Internet Source 1%
-
- 10** Nevzat OLGUN, Ibrahim TURKOGLU. "Classification of Live/Lifeless Assets with Laser Beams in Different Humidity Environments", 2020 8th International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS), 2020
Publication 1%
-
- 11** Normawati Sirait, Siti Maryam, Anjang Priliantini. "INFLUENCE OF THE CAMPAIGN "LET'S DISCONNECT TO CONNECT" ON ANTI-PHUBBING ATTITUDE (SURVEY IN LINE STARBUCKS INDONESIA OFFICIAL ACCOUNT FOLLOWERS)", Jurnal Komunika : Jurnal Komunikasi, Media dan Informatika, 2018 1%

Publication

Exclude quotes On

Exclude bibliography On

Exclude matches < 1%