

Penerapan Metode *Extreme Learning Machine* pada Peramalan Jumlah Penumpang Penerbangan Domestik di Kepulauan Riau

Karina Puspita Dewi*, Abdul Kudus

Prodi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*karinapspta19@gmail.com, akudus69@unisba.ac.id

Abstract. Extreme learning machine (ELM) is a new learning method from feedforward neural networks. The new learning of ELM is to overcome in terms of learning speed. The ELM method has a very fast learning speed compared to the old method algorithm which takes a very long time even for simple applications. In this research, ELM will be discussed to find out the forecasting method and prediction results for the number of passengers on domestic flights in the Kepulauan Riau. The results showed that with 8 hidden layers, 5 input data and 400 iterations to determine the optimal input weight and bias, the MSE value was 0.0226085. Forecasting results have the same pattern as the original data, but in April and May 2020 there are far predictions because there is a government regulation to close the airport from April 24 to June 1 to reduce the spread of COVID-19 but from July 2020 the prediction results begin to follow the pattern in the original data again.

Keywords: Extreme Learning Machine, Artificial Neural Network, and Feedforward.

Abstrak. *Extreme learning machine* (ELM) termasuk metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan *feedforward*. Pembelajaran baru dari ELM adalah untuk mengatasi dalam hal kecepatan pembelajaran (*learning speed*). Metode ELM memiliki *learning speed* yang sangat cepat dibandingkan dengan algoritma metode lama yang membutuhkan waktu yang sangat lama walaupun hanya untuk aplikasi sederhana. Dalam penelitian ini akan dibahas mengenai ELM untuk mengetahui metode peramalan dan hasil prediksi untuk jumlah penumpang pada penerbangan domestik di Kepulauan Riau. Hasil penelitian menunjukkan bahwa dengan 8 *hidden layer*, 5 data input dan 400 iterasi untuk menentukan *input weight* dan bias yang optimal didapatkan nilai MSE sebesar 0.0226085. Hasil peramalan memiliki pola yang sama dengan data asli namun pada bulan April dan Mei tahun 2020 terdapat hasil prediksi yang cukup jauh karena terdapat aturan pemerintah untuk menutup bandar udara terhitung sejak tanggal 24 April hingga 1 Juni untuk menurunkan penyebaran COVID-19 tetapi mulai bulan Juli 2020 hasil prediksi mulai mengikuti lagi pola pada data asli.

Kata Kunci: *Extreme Learning Machine*, Jaringan Syaraf Tiruan, dan *Feedforward*.

1. Pendahuluan

Transportasi udara merupakan kegiatan yang dilakukan dengan menggunakan pesawat udara untuk mengangkut penumpang, kargo, dan pos untuk satu perjalanan udara atau lebih. Sarana untuk melakukan transportasi udara adalah dengan pesawat terbang dan prasarananya adalah bandar udara. Bandar udara merupakan fasilitas untuk pesawat melakukan kegiatan lepas landas atau mendarat. Selain itu, untuk menunjang transportasi udara terdapat fasilitas-fasilitas lain di bandar udara yaitu baik untuk operator layanan penerbangan maupun untuk penumpang yang

akan menggunakan pesawat udara.

Provinsi Kepulauan Riau merupakan salah satu provinsi yang berbasis kepulauan. Provinsi berbasis kepulauan artinya adalah provinsi yang memiliki jumlah wilayah daratan yang lebih sedikit dibandingkan dengan jumlah wilayah laut. Provinsi Kepulauan Riau sendiri memiliki komposisi sebesar 4% luas daratan dan 96% luas lautan. Dengan luas wilayah total Provinsi Kepulauan Riau seluas 241.215 km² dengan topografi yang terdiri dari gugusan pulau yang dipisahkan oleh lautan.

Metode yang digunakan untuk peramalan antara lain seperti *machine learning*, *neural network*, *regression*, *fuzzy time series* dan *extreme learning machine*. Dari beberapa metode tersebut *extreme learning machine* (ELM) memiliki keunggulan dalam proses *learning speed* (kecepatan pembelajaran), yaitu generalisasi yang sangat baik tanpa adanya masalah *overtraining* dan bisa menentukan hasil terbaik sesuai dengan input yang digunakan.

Extreme Learning Machine merupakan metode pembelajaran baru dari jaringan syaraf tiruan. ELM merupakan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dengan *single hidden layer* atau biasa disebut *single hidden layer feedforward neural networks* (SLFNs). Metode pembelajaran ELM dibuat untuk mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* terutama dalam hal *learning speed*.

Pada penelitian ini metode *extreme learning machine* akan diterapkan pada data angkutan udara di Provinsi Kepulauan Riau. Data tersebut bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS). Data yang digunakan merupakan data *series* dari tahun 2009 sampai tahun 2020. Pada data terdapat informasi kedatangan dan keberangkatan pada setiap bulan. Penerapan peramalan dengan menggunakan metode *extreme learning machine* diharapkan akan mendapatkan hasil peramalan yang efektif karena metode ini dapat mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* terutama dalam hal *learning speed*.

2. Metodologi

Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan merupakan representasi buatan dari otak manusia yang selalu mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia. Arti dari kata buatan dari otak manusia adalah karena proses pembelajaran ini diimplementasikan dengan cara menggunakan program komputer untuk menyelesaikan perhitungan selama proses pembelajaran.

Extreme Learning Machine (ELM)

Extreme Learning Machine (ELM) diperkenalkan oleh (Huang et al., 2004). ELM merupakan metode pengembangan dari jaringan syaraf tiruan *feedforward* sederhana dengan menggunakan satu *hidden layer* atau biasa dikenal dengan istilah *Single Hidden Layer Feedforward Neural Networks* (SLFNs). Metode ELM ini dibuat untuk mengatasi kelemahan jaringan syaraf tiruan *feedforward* dalam hal *learning speed*. Tahapan – tahapan yang dilakukan untuk pengolahan data dengan metode ELM adalah melakukan normalisasi data, selanjutnya adalah proses training dan testing.

Particle Swarm Optimization (PSO)

Metode PSO dapat digunakan untuk menentukan parameter-parameter proses yang menghasilkan nilai respon yang optimum. PSO akan digunakan untuk optimasi nilai *input weight* dan bias. Berikut merupakan formulasi matematika yang menggambarkan posisi dan kecepatan partikel pada suatu dimensi ruang tertentu:

$$x_j(i) = x_1(1), x_2(1), \dots, x_{jN}(i) \quad (2.1)$$

$$v_j(i) = v_1(1), v_2(1), \dots, v_{jN}(i) \quad (2.2)$$

Dengan:

x = posisi partikel

v = kecepatan partikel

i = iterasi ke-i

j = indeks partikel

N = jumlah partikel

Persamaan untuk mekanisme pembaruan status partikel adalah sebagai berikut:

$$v_j(i) = v_j(i - 1) + c_1 r_1 (P_{best,j} - x_j(i - 1)) + c_2 r_2 (G_{best} - x_j(i - 1)) \quad (2.3)$$

$$x_j(i) = v_j(i) + x_j(i - 1) \tag{2.4}$$

Dengan:

$j = 1, 2, \dots, N$ jumlah partikel

$P_{best,j} = P_{best,1}, P_{best,2}, \dots, P_{best,N}$ personal best dari partikel ke- j

G_{best} = merepresentasikan *global best*.

c_1, c_2 = *learning factor*

r_1, r_2 = konstanta bilangan random.

Data Set

Pada penelitian ini data yang digunakan yaitu data penerbangan domestik di Provinsi Kepulauan Riau dari tahun 2009 – 2020. Data dari BPS berbentuk data series dengan periode bulan. Jumlah keseluruhan penumpang akan dibentuk atau diambil menjadi satu, dua, tiga, empat, lima bulan sebelumnya sebagai data *input* dan bulan keenam sebagai data target.

Data dalam penelitian ini akan dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* sebanyak 80% dari total data yaitu dari bulan Januari tahun 2009 sampai Desember tahun 2018 dan data *testing* sebanyak 20% dari total data yaitu dari bulan Januari 2019 sampai Desember 2020.

Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan proses perubahan bentuk data menjadi nilai yang lebih spesifik yaitu nilai dengan batas antara 0-1. Tujuan dari normalisasi data yaitu untuk menyesuaikan data *input* dengan data *output*. Proses normalisasi menggunakan metode *Min-Max Normalization* dapat dilihat pada persamaan sebagai berikut:

$$d' = \frac{d - \min}{\max - \min} \tag{2.5}$$

Keterangan:

d' = nilai data hasil normalisasi.

d = nilai data asli.

\max = nilai maksimum pada data set fitur X.

\min = nilai minimum pada data set fitur X.

Proses Training

1. Menentukan secara acak matriks W_{mn} secara acak sebagai *input weight* dengan bentuk ukuran array m (*number of hidden neurons*) x n (*number of input neurons*) dan matriks b (bias) dengan ukuran 1 x (*number of hidden neurons*). Untuk hasil yang optimal nilai W_{mn} dan b akan dioptimasi menggunakan algoritma *particle swarm optimization* (PSO).
2. Menghitung matriks *output hidden layer* (H) dengan unsur-unsurnya h_{ij} dengan Persamaan (2.6).

$$h_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-(w_j x_i + b_j))} \tag{2.6}$$

Keterangan:

$H = [h_{ij}]$ = Matriks *output hidden layer* dengan unsur-unsurnya h_{ij} .

x_i = Vektor *input* baris ke- i pada data *training* yang dinormalisasi.

w_j = $(w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn})^T$ vektor bobot.

b_j = Bias.

i = 1, 2, 3, ..., m .

j = 1, 2, 3, ..., n .

n = Jumlah data input.

m = Jumlah hidden layer.

Jika jumlah data input sebanyak m dan jumlah hidden layer sebanyak n , maka hasil perhitungan akan dibentuk menjadi sebuah matriks berukuran n (jumlah data input) x m (jumlah hidden layer). Matriks H yang sudah dibentuk dapat dilihat pada Persamaan (2.7).

$$H = \begin{pmatrix} \frac{1}{1 + \exp(-(w_{11}x_1 + b_1))} & \dots & \frac{1}{1 + \exp(-(w_{1m}x_1 + b_m))} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{1}{1 + \exp(-(w_{n1}x_n + b_1))} & \dots & \frac{1}{1 + \exp(-(w_{nm}x_n + b_m))} \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

3. menghitung *output* keluaran atau hasil prediksi dengan Persamaan (2.8).

$$Y = H\beta \quad (2.8)$$

Keterangan:

Y = Hasil prediksi.

H = Matriks keluaran *hidden layer*.

β = Matriks Output Weight.

Pada perhitungan *output* keluaran (Y) dibutuhkan nilai β . Untuk mendapatkan nilai β sebagai *output weight* dibutuhkan nilai H^+ atau matriks Moore-Penrose Pseudo invers dapat dihitung dengan menggunakan Persamaan (2.10). setelah diperoleh nilai H^+ maka nilai β dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.9) sebagai berikut:

$$\beta = H^+ t \quad (2.9)$$

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T \quad (2.10)$$

Keterangan:

β = Matriks Output Weight.

H^+ = Matriks Moore-Penrose Pseudo Generalized Invers dari matriks H.

t = Matriks target.

H = Matriks keluaran *hidden layer*.

Matriks β berukuran m (jumlah *hidden layer*) x 1. Matriks Y berukuran n (jumlah data input) x 1. Matriks t berukuran n (jumlah data input) x 1.

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_m \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}, \text{ dan } t = \begin{bmatrix} t_1 \\ t_2 \\ \vdots \\ t_n \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Proses *Testing*

1. Menentukan nilai W_{mn} , b, dan β dari hasil proses *training*.
2. Menghitung nilai dari *output* matriks *hidden layer* (H) dengan menggunakan Persamaan (2.2). Untuk data yang dimasukkan pada perhitungan merupakan data *testing*.
3. Menghitung nilai *output* (Y) dengan menggunakan Persamaan (2.8).
4. Menghitung nilai hasil evaluasi menggunakan Persamaan (2.12) :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i t_i)^2}{n} \quad (2.12)$$

Keterangan:

n = jumlah data.

y_i = nilai *output* atau hasil prediksi.

t_i = nilai data asli.

Denormalisasi Data

Proses denormalisasi data bertujuan untuk mengembalikan nilai yang sudah dinormalisasi ke nilai asli. Proses denormalisasi data ini dapat dilihat pada Persamaan (2.13) sebagai berikut:

$$d = d'(\max - \min) + \min \quad (2.13)$$

Keterangan:

d' = nilai hasil prediksi sebelum didenormalisasi.

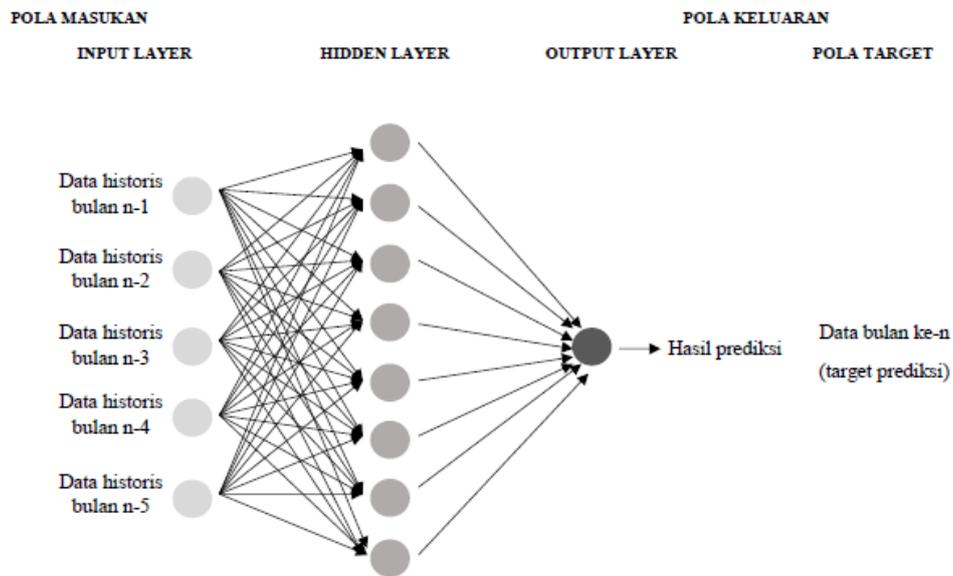
d = nilai hasil prediksi setelah didenormalisasi.

max = nilai maksimum pada data set fitur X.

min = nilai minimum pada data set fitur X.

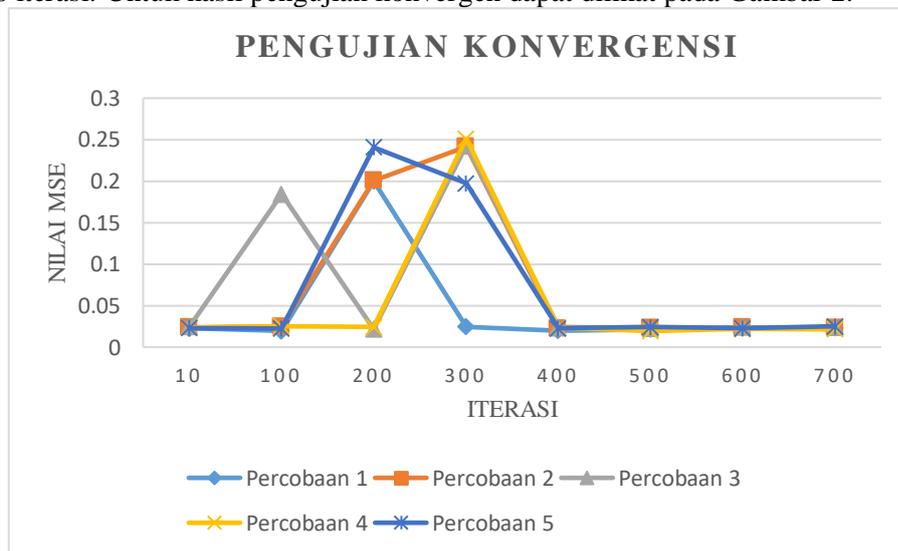
3. Pembahasan dan Diskusi

Proses analisis menggunakan metode ELM menggunakan input layer dengan 5 neuron yaitu menggunakan data series dari data jumlah penumpang di bandar udara provinsi kepulauan riau, *hidden layer* dengan 8 neuron yang sudah di optimasi dan satu *output layer*. Pada Gambar 1 dapat dilihat arsitektur yang digunakan dalam metode ELM.



Gambar 1. Rancangan Arsitektur Jaringan *Extreme Learning Machine*

Pada tahap pertama metode ELM akan ditentukan nilai W_{mn} dan b yang akan digunakan untuk proses *training*. Untuk mendapatkan nilai W_{mn} dan b yang optimal dan konsisten akan digunakan pengujian konvergensi menggunakan algoritma *particle swarm optimization* (PSO). Pengujian dilakukan untuk mencari titik konvergen pada iterasi tertentu dengan tujuan diperoleh nilai W_{mn} dan b yang optimal. Untuk mencari titik konvergen dilakukan 5 kali uji dengan maksimal 700 iterasi. Untuk hasil pengujian konvergen dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Grafik Pengujian Konvergensi

Berdasarkan Gambar 2 bahwa dari hasil 5 kali percobaan dengan 700 iterasi hasil optimal untuk titik konvergen terdapat pada iterasi ke-400. Jadi nilai iterasi optimal adalah dengan 400 iterasi. Maka pada penelitian ini digunakan 8 *hidden layer* dengan 400 iterasi untuk mencari nilai *input weight* dan bias. Berikut adalah hasil nilai W dan b yang sudah dioptimasi dari data *training* dengan 5 input neuron dan 8 hidden neurons dengan W memiliki ordo 5×8 dan b memiliki ordo 1×8 :

$$W = \begin{bmatrix} 0.27 & 0.13 & 0.13 & 0.12 & 0.31 & 0.14 & 0.16 & 0.12 \\ 0.09 & 0.003 & 0.10 & 0.01 & 0.09 & -0.05 & 0.32 & 0.26 \\ -0.07 & -0.08 & 0.23 & 0.15 & 0.21 & 0.05 & 0.21 & -0.06 \\ 0.04 & 0.11 & 0.000003 & -0.25 & 0.21 & 0.01 & 0.33 & -0.06 \\ 0.06 & 0.27 & 0.18 & -0.01 & -0.06 & -0.11 & 0.18 & 0.003 \end{bmatrix}$$

$$b = [-0.16 \quad 0.15 \quad -0.06 \quad 0.19 \quad 0.27 \quad -0.03 \quad -0.14 \quad -0.03]$$

Berdasarkan hasil tersebut dilakukan uji *extreme learning machine* pada data penumpang dengan 8 hidden layer dan *input weight* dan bias yang sudah di optimasi. Setelah dilakukan proses *training* dan *testing* didapat nilai MSE yang dapat dihitung pada Persamaan 2.8 adalah sebesar 0.0226085. Dari hasil MSE diketahui nilai MSE mendekati nilai 0. Secara umum nilai MSE yang semakin kecil secara artinya adalah semakin akurat.

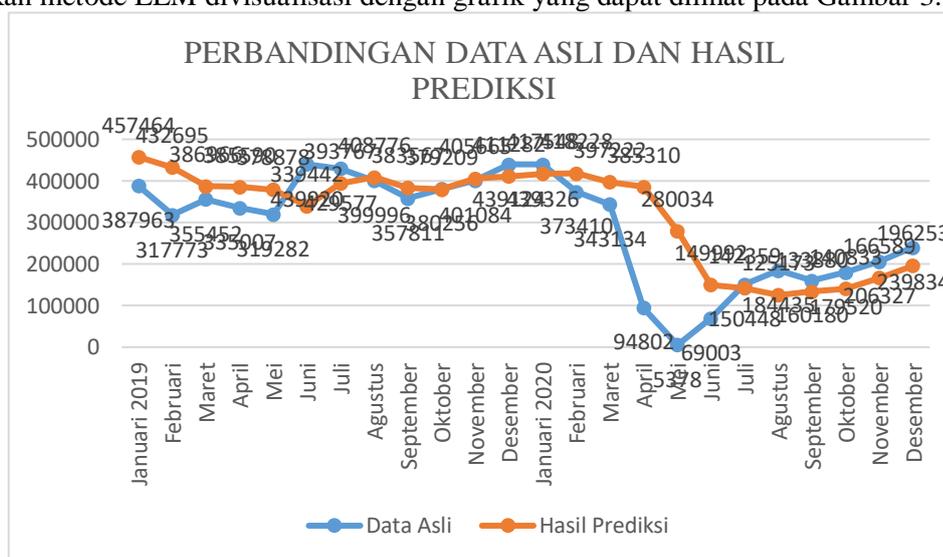
Setelah mendapatkan nilai MSE maka selanjutnya data pada proses *testing* akan dikembalikan ke nilai asli atau disebut juga sebagai denormalisasi data. Untuk denormalisasi data dapat dihitung menggunakan Persamaan (2.13). berikut adalah hasil denormalisasi data prediksi dan nilai data asli untuk perbandingan:

Tabel 1. Nilai Data Asli dan Hasil Prediksi

Tahun	Bulan	Data Asli	Hasil Prediksi
2019	Januari	387963	457464
	Februari	317773	432695
	Maret	355452	386966
	April	335007	385590
	Mei	319282	378878
	Juni	439920	339442
	Juli	429577	393767
	Agustus	399996	408776
	September	357811	383567
	Oktober	380256	379209
	November	401084	405665
	Desember	439124	411282
2020	Januari	439326	417548
	Februari	373410	418228
	Maret	343134	397222
	April	94802	385310
	Mei	5378	280034
	Juni	69003	149992

	Juli	150448	142359
	Agustus	184435	125173
	September	160180	133880
	Oktober	179520	140833
	November	206327	166589
	Desember	239834	196253

Perbandingan nilai data asli dengan hasil prediksi yang didapat dari analisis menggunakan metode ELM divisualisasi dengan grafik yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik Perbandingan Data Asli dan Hasil Prediksi

Warna biru pada grafik merupakan nilai data asli dan warna oranye merupakan hasil prediksi. Hasil dari Gambar 3 dapat dilihat bahwa data asli dengan hasil prediksi memiliki pola yang hampir sama. Pada bulan Januari 2019 sampai Maret 2020 hasil prediksi dengan data asli memiliki pola yang mirip dan ada beberapa hasil peramalan yang mendekati nilai data asli. Sedangkan pada bulan April tahun 2020 dan bulan Mei tahun 2020 dapat dilihat hasil prediksi jauh lebih tinggi dari data asli karena pandemi COVID-19 namun mulai bulan Juli 2020 hasil prediksi mulai mengikuti lagi pola pada data asli.

4. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan dalam penelitian ini, peneliti menyimpulkan beberapa hasil penelitian sebagai berikut:

1. Model peramalan dengan data jumlah penumpang pada penerbangan domestik di Provinsi Kepulauan Riau dilakukan dengan 8 *hidden layer*, 5 data input dan 400 iterasi untuk menentukan *input weight* dan bias yang optimal. Dari hasil analisis didapatkan nilai MSE sebesar 0.0226085. Secara umum nilai MSE yang kecil artinya adalah semakin akurat.
2. Hasil peramalan yang diperoleh adalah pada bulan Januari 2019 sampai Maret 2020 hasil prediksi dengan data asli memiliki pola yang mirip dan ada beberapa hasil peramalan yang mendekati nilai data asli. Sedangkan pada bulan April tahun 2020 dan bulan Mei tahun 2020 hasil prediksi jauh lebih tinggi dari data asli karena terdapat aturan

pemerintah untuk menutup bandar udara terhitung sejak tanggal 24 April hingga 1 Juni untuk menurunkan penyebaran COVID-19. Namun mulai bulan Juli 2020 hasil prediksi mulai mengikuti lagi pola pada data asli.

Acknowledge

Penelitian ini dapat dilaksanakan berkat bantuan dari berbagai pihak. Terima Kasih untuk berbagai pihak yang sudah memberikan saran dan masukan hingga penelitian ini dapat terlaksana hingga selesai.

Daftar Pustaka

- [1] Alfiyatin, A. N., Rizki, A. M., Ananda, C. F., & Mahmudy, W. F. (2019). Extreme Learning Machine and Particle Swarm Optimization for Inflation Forecasting. (*IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 473-478.
- [2] Ginting, A. M. (2013). Kendala Pembangunan Provinsi Daerah Kepulauan: Studi Kasus Provinsi Kepulauan Riau. *Politica*, 49-75.
- [3] Giusti, A., Widodo, A. W., & Adinugroho, S. (2018). Prediksi Penjualan Mi Menggunakan Metode Extreme Learning Machine (ELM) di Kober Mie Setan Cabang Soekarno Hatta. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer Vol.2, No. 8*, 2972-2978.
- [4] Huang, G. B., Zhu, Q. Y., & Siew, C. K. (2004). Extreme Learning Machine: A New Learning Scheme of Feedforward Neural Networks. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN2004)*, 25-29.
- [5] Huang, G. B., Zhu, Q. Y., & Siew, C. K. (2006). Extreme Learning Machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1), pp.489-501.
- [6] Jain, Y. K., & Bhandare, S. K. (2011). Min max normalization based data perturbation method for privacy protection. *International Journal of Computer & Communication Technology*, 2(8), pp.45-50.
- [7] Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks, Vol.6*.
- [8] Kusumadewi, S. (2003). *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- [9] Makridakis, S., & Hibon, M. (1995). Evaluating Accuracy (Or Error) Measures. *Volume 9518 of Working papers/INSEAD*.
- [10] Sateria, A., Saputra, I. D., & Dharta, Y. (2018). Penggunaan Metode Particle Swarm Optimization (PSO) pada Optimasi Multirespon Gaya Tekan dan Momen Torsi Penggurdian Material Komposit Glass Fiber Reinforce Polymer (GFRP) yang Ditumpuk dengan Material Stainless Steel (SS). *JURNAL MANUTECH Vol.10, No.1, Juni 2018: 2- 57*.
- [11] Setiani, B. (2015). Prinsip-Prinsip Pokok Pengelolaan Jasa Transportasi Udara. *Jurnal Ilmiah WIDYA*, 103-109.
- [12] Yulianto Anggi Priliani, Darwis Sutawanir. (2021). Penerapan Metode K-Nearest Neighbors (kNN) pada Bearing. *Jurnal Riset Statistika*, 1(1), 10-18.