



Penerapan Metode Extreme Learning Machine Dalam Meramalkan Temperatur Udara Harian Kota Jakarta Pusat

Syela Norika Simbolon¹, Jadi Suprijadi², Restu Arisanti³

Departemen Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Padjadjaran^{1,2,3}
syela18001@mail.unpad.ac.id¹, jadi@unpad.ac.id², r.arisanti@unpad.ac.id³

Abstract

Abstrak. Temperatur udara merupakan bagian penting dari parameter cuaca serta sangat dibutuhkan informasinya secara cepat dan akurat guna untuk kebutuhan aktivitas manusia. Kenaikan temperatur udara dapat mengakibatkan pada perubahan iklim. Dampak tersebut dirasakan oleh Kota Jakarta Pusat. Oleh karena itu, untuk mengantisipasi dampak tersebut serta dibutuhkan informasi temperatur udara periode mendatang, perlu dilakukan peramalan. Dalam penelitian ini akan digunakan pengembangan dari metode *Artificial Neural Network Backpropagation* yaitu metode *Extreme Learning Machine*. Metode ini memiliki *learning speed* yang lebih cepat dan dapat digunakan pada data yang berpola non linier serta periode waktu jangka panjang. Hasil analisis data menghasilkan model (19-47-1) yakni model yang terdiri dari 19 neuron pada lapisan *input*, 47 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*. Model tersebut diperoleh dari MSE yang menghasilkan nilai eror terkecil yaitu sebesar 0.01191232 pada data *training* dan 0.001326861 pada data *testing*. Selanjutnya dilakukan peramalan temperatur udara harian berdasarkan jaringan terbaiknya.

Kata kunci: temperatur udara, peramalan, extreme learning machine

I. PENDAHULUAN

Temperatur udara merupakan salah satu parameter cuaca yang sangat dibutuhkan informasinya baik dalam bentuk harian maupun bulanan. Informasi tersebut dibutuhkan oleh manusia untuk berbagai aktivitas dan kehidupannya. Sehingga prediksi cuaca menjadi suatu hal yang sering dilakukan oleh para peneliti dalam meramalkan parameter cuaca.

Indonesia merupakan negara beriklim tropis dan terletak pada daerah khatulistiwa sehingga sering mengalami penyinaran matahari yang membuat adanya perubahan tren suhu. Hal ini dibuktikan dari naiknya temperatur udara pada tahun 2020 yakni sebesar 27.4°C dan menjadi tahun terpanas dengan urutan kedua setelah tahun 2016 dengan nilai anomali sebesar 0.8°C [1]. Di Indonesia, peningkatan temperatur bervariasi di antara 0.01°C dan 0.06°C per tahun, dengan rata-rata 0.03°C setiap tahun pada seluruh lokasi [2].

Kota Jakarta Pusat merupakan kota megapolitan yang telah mengalami peningkatan temperatur udara secara konsisten dengan laju sebesar 0.03°C per tahun berdasarkan data pengamatan selama 134 tahun dari stasiun Jakarta [3]. Salah satu penyebab kenaikan temperatur di Kota Jakarta Pusat akibat pantulan radiasi panas matahari dari pembangunan gedung-gedung tinggi ber dinding kaca. Hal inilah yang memicu terjadinya fenomena *Urban Heat Island* di Kota Jakarta [4]. Fenomena *Urban Heat Island* merupakan daerah di mana udara terasa panas dan terpusat di area perkotaan. Selain itu, Kota Jakarta Pusat sebagai wilayah pesisir akan berpotensi terendam air laut apabila laju pemanasan global terus menerus terjadi akibat naiknya temperatur udara.

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka perlu dilakukan peramalan pada data temperatur udara harian di Kota Jakarta Pusat untuk mengetahui kondisi temperatur udara di masa yang akan datang. Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) sebagai lembaga yang bertugas dalam memprediksi cuaca masih menggunakan metode *Numeric Weather Prediction* (NWP). NWP merupakan metode pendugaan cuaca secara kuantitatif dengan membentuk persamaan yang dapat merepresentasikan keadaan atmosfer berdasarkan sifat fisika yang selalu berubah-ubah. Namun, metode NWP hanya bersifat eksploratif. Oleh karena itu, diperlukan metode alternatif lain yang dapat memprediksi temperatur udara harian sesuai dengan karakteristik pola datanya yaitu metode *Extreme Learning Machine* yang dapat digunakan pada data yang berpola non linear [5] serta memiliki keunggulan dalam *learning speed* yang lebih cepat.





II. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan data sekunder dari Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) mengenai temperatur udara harian di Kota Jakarta Pusat periode Januari 2017 hingga Juni 2021.

2.1. Peramalan

Menurut [6] peramalan merupakan kegiatan memprediksi keadaan obyek tertentu pada periode mendatang dengan data historis masa lalu. Oleh karena itu, data historis temperatur udara harian Kota Jakarta Pusat periode Januari 2017- Juni 2021 dapat digunakan untuk meramalkan kondisi temperatur periode mendatang. Dimana hasil peramalan tersebut dapat digunakan sebagai acuan dalam mengantisipasi adanya perubahan iklim dan perubahan tren temperatur udara Kota Jakarta Pusat.

2.2. Data Hilang dan Penanganan Data Hilang

Data hilang sering kali terjadi pada jenis data deret waktu, terutama pada data cuaca harian. Hal ini disebabkan karena faktor kerusakan alat, *human error* (kelalaian tugas), atau bencana serta hal lain yang tidak diketahui pasti. Pada penelitian ini, data yang digunakan memiliki data hilang sebanyak 16 unit observasi dari total keseluruhan sebanyak 1642 observasi.

Untuk melakukan peramalan, data tersebut haruslah lengkap. Maka dari itu, diperlukan suatu solusi untuk menangani kendala tersebut. Cara yang dapat digunakan adalah dengan mengadopsi teknik imputasi yang diperkenalkan oleh Little and Rubin pada tahun 1987. Teknik imputasi dapat dijadikan suatu cara yang tepat dalam mengisi data hilang menjadi suatu nilai yang layak untuk dianalisis agar ukuran data tidak berkurang dan tetap mempertahankan *statistical power*. Pada penelitian ini akan menggunakan imputasi Kalman Filter karena dapat digunakan pada data *time series* univariat serta baik dalam data yang mengandung unsur musiman.

2.3. Artificial Neural Network dengan algoritma Backpropagation

Artificial Neural Network merupakan metode yang merepresentasikan kinerja otak manusia dan disusun berdasarkan neuron serta dibentuk dengan generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologi [7]. Arsitektur jaringan atau kerangka dari metode *Artificial Neural Network* dilihat dari jumlah lapisan dan jumlah neuron dari masing-masing lapisan. Untuk *Artificial Neural Network* terdiri dari 3 lapisan, yaitu lapisan *input*, lapisan tersembunyi dan lapisan *output*.

Backpropagation merupakan algoritma jaringan syaraf yang kuat dan terdiri dari 3 fase, yaitu fase *feedforward*, fase *backpropagation*, fase penyesuaian bobot. Akan tetapi, algoritma *backpropagation* memiliki kelemahan yaitu proses iterasi yang cukup besar untuk menemukan hasil yang diinginkan sehingga proses *training* membutuhkan waktu yang cukup lama [8]. Selain itu, algoritma ini memiliki parameter *learning rate* yang harus diambil dengan nilai yang kecil dan parameter *epoch* supaya gradien tidak keluar dari minimum yang diperlukan sehingga konvergensi menjadi lambat.

2.4. Extreme Learning Machine

Extreme Learning Machine (ELM) merupakan metode yang diperkenalkan Huang pada tahun 2004 untuk mengatasi kelemahan algoritma *Backpropagation*. Metode ini hanya memiliki satu lapisan tersembunyi sehingga biasa disebut dengan *Single Hidden Layer Feedforward Neural Network* (SLFN). Metode *Extreme Learning Machine* memiliki keunggulan dalam *learning speed* yang lebih cepat karena parameter bobot *input* dan *hidden bias* ditentukan secara random dan tidak memerlukan adanya proses iterasi [9]. Bobot akhir dihitung secara analitis, yakni menggunakan *Moore-Penrose Generalized Invers*. Arsitektur jaringan *Extreme Learning Machine* terdiri dari *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* atau disebut dengan *multilayer perceptron*. Tiap jumlah *input* dan jumlah *hidden* akan dihubungkan dengan matriks H atau matriks Moore Penrose yang berisi hasil *output* dari *hidden layer*.

Metode *Extreme Learning Machine* baik digunakan dalam penelitian ini karena sesuai dengan karakteristik data penelitian yang dimiliki yaitu berpola non linier dan memiliki jumlah data yang sangat banyak. Sehingga apabila menggunakan metode ARIMA dan Eksponensial Smoothing akan memiliki hasil yang kurang baik. Sebab, ARIMA merupakan model *time series* yang linier sehingga akan mengalami penurunan keakuratan jika digunakan pada data yang non linier. Selain itu, Eksponensial Smoothing kurang baik digunakan pada ukuran data yang cukup banyak karena akan menghasilkan peramalan yang bergerak di sekitar rata-ratanya. Oleh karena itu, dibutuhkan metode alternatif lain seperti *Extreme Learning Machine* yang dapat meramalkan temperatur udara harian Kota Jakarta Pusat.

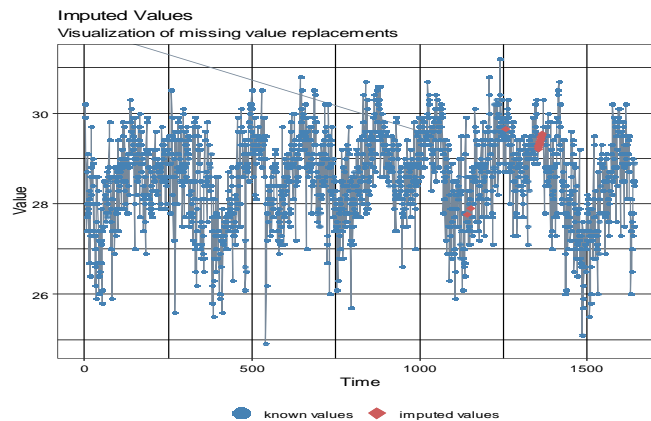




III.HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pre-Processing Data

Tahap pertama yang harus dilakukan ialah melakukan *preprocessing* data untuk menyiapkan data yang siap diproses dan dianalisis. Rangkaian *preprocessing* data terdiri dari pengecekan *missing value* dan normalisasi data. Data yang digunakan pada penelitian ini memiliki *missing* data sebanyak 16 unit observasi. Sehingga perlu dilakukan imputasi Kalman Filter dengan bantuan software R melalui package *imputeTS*. Berikut ini ditampilkan pada Gambar 1 plot data temperatur udara harian Kota Jakarta Pusat yang telah di imputasi, dimana garis yang berwarna merah merupakan data yang telah di imputasi sedangkan garis berwarna biru merupakan *real data* yang sudah diketahui sebelumnya.



Gambar 1. Grafik Plot Data Lengkap Temperatur Udara Harian

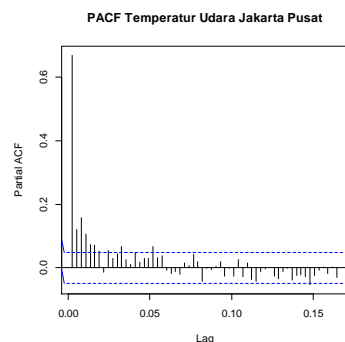
Kemudian, data yang sudah lengkap tersebut di normalisasikan dengan Teknik *Min-Max Normalization* karena perhitungan akan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid pada setiap lapisan jaringannya. Sehingga data aktual perlu disederhanakan menjadi rentang antara 0-1 dengan *Min-Max Normalization*. Hasil normalisasi data dilakukan dengan bantuan komputasi melalui software R.

3.2. Pembagian Data

Tahap selanjutnya adalah membagi data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Proporsi yang digunakan pada penelitian ini untuk membagi data tersebut yaitu sebesar 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*.

3.3. Desain Arsitektur Jaringan

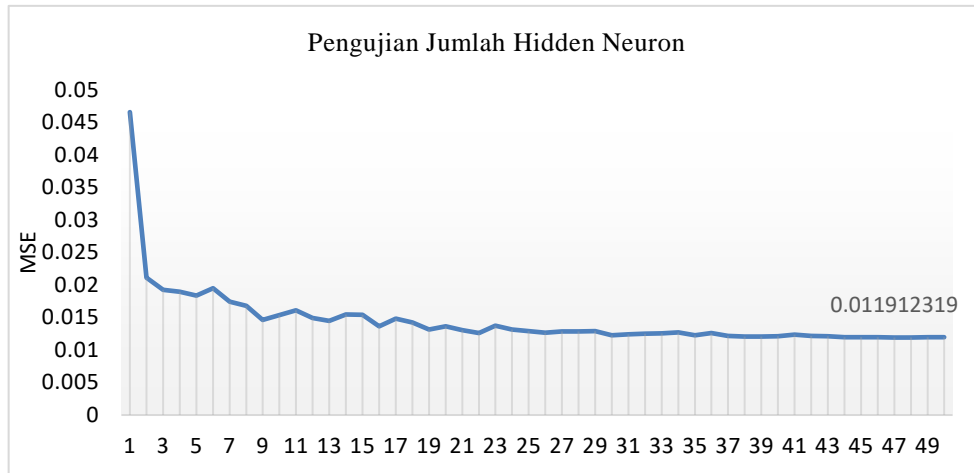
Arsitektur jaringan *Extreme Learning Machine* terdiri dari lapisan *input*, lapisan tersembunyi, dan lapisan *output*. Pada masing-masing lapisan tersebut perlu ditentukan sejumlah neuron. Neuron lapisan *input* ditentukan berdasarkan lag yang signifikan pada plot PACF. Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa lag yang signifikan ada pada lag 1, lag 2, lag 3, lag 4, lag 5, lag 6, lag 7, lag 9, lag 12, lag 19. Sehingga banyaknya neuron pada lapisan *input* sebesar 19 neuron.



Gambar 2. Plot PACF Data Temperatur Udara Harian

Neuron pada lapisan tersembunyi ditentukan dengan proses *trial and error*. Proses tersebut dilalui dengan menentukan dari 5 sampai dengan 50 neuron kemudian neuron dipilih berdasarkan nilai *Mean Square Error* yang paling minimum. Dengan bantuan komputasi software R, terpilih sebanyak 47 neuron dengan nilai MSE sebesar 0.01191232





Gambar 3. Nilai MSE Pada Masing-Masing Neuron Lapisan Tersembunyi

Neuron pada lapisan *output* hanya sebanyak 1 saja karena tujuan yang diinginkan yaitu meramalkan temperatur udara harian dimana data yang digunakan merupakan data *time series* univariat.

3.4. Proses Training dan Testing

Proses *training* dilakukan dengan menggunakan 47 *hidden neuron*, matriks *input weight* dan matriks bias di inialisasi secara *random* dengan *range* antara 0 sampai 1. Dengan bantuan software R diperoleh hasil proses *training* dengan matriks *input weight*, *hidden bias*, dan *output weight* sebagai berikut:

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} -1.39038 & -1.55972 & -1.93219 & 1.472126 & \dots & -0.4757 \\ -0.75822 & -1.98584 & -0.92415 & 0.969876 & \dots & -0.92584 \\ 0.152016 & 0.20141 & 0.304666 & -0.22137 & \dots & 0.638139 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -0.37833 & 0.168695 & -0.28269 & -0.60672 & \dots & -0.72772 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} -0.23678 \\ 0.181753 \\ -0.03445 \\ 1.27444 \\ 0.229241 \\ 0.356735 \\ \vdots \\ 0.59269 \\ 0.004575 \\ 0.256199 \\ 0.007134 \\ 0.158811 \\ -0.3372 \\ 0.092262 \\ \vdots \\ -0.17041 \end{bmatrix}$$

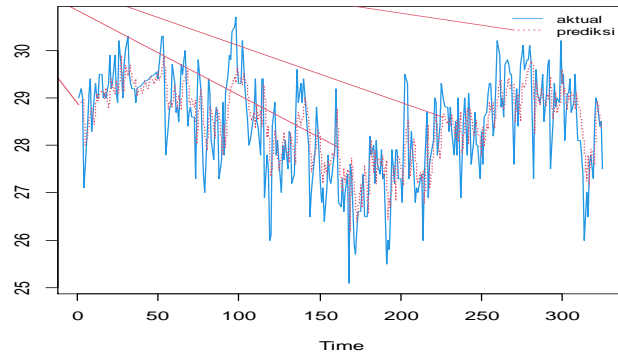
$$\hat{\beta} = \begin{bmatrix} -0.23678 \\ 0.181753 \\ -0.03445 \\ 1.27444 \\ 0.229241 \\ 0.356735 \\ \vdots \\ 0.59269 \\ 0.004575 \\ 0.256199 \\ 0.007134 \\ 0.158811 \\ -0.3372 \\ 0.092262 \\ \vdots \\ -0.17041 \end{bmatrix}$$

Dari hasil proses *training* tersebut diperoleh *input weight* dan *hidden bias* yang akan digunakan pada proses *testing* untuk mengevaluasi jaringan yang terbentuk. Dengan bantuan software R diperoleh hasil evaluasi melalui *Mean Square Error* untuk proses *testing* sebesar 0.001326861. Visualisasi perbandingan hasil ramalan pada tahapan *training* terhadap data *testing* ditampilkan pada Gambar 4. dalam bentuk plot berikut





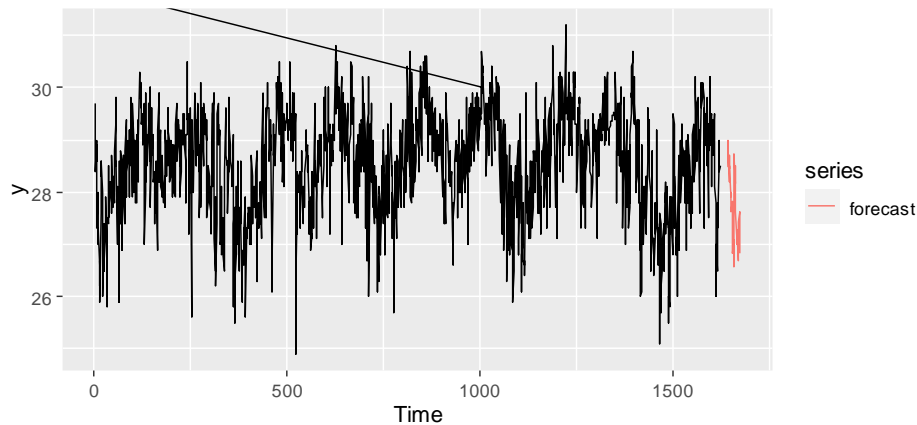
Plot Hasil Ramalan Data Training Terhadap Data Testing



Gambar 4. Plot Hasil Data Training Terhadap Data Testing

3.5. Peramalan

Melalui proses *training* dan *testing* terbentuk model jaringan *Extreme Learning Machine* yang optimum yaitu ELM (19-47-1). Dari model tersebut, dapat dilakukan peramalan untuk memprediksi kondisi temperatur udara harian Kota Jakarta Pusat untuk bulan selanjutnya



Gambar 5. Plot Peramalan Temperatur Udara Jakarta Pusat

Berdasarkan Gambar 5 ditunjukkan visualisasi dari hasil peramalan untuk temperatur udara harian dimana garis yang berwarna merah merupakan hasil peramalan temperatur udara untuk periode berikutnya, sedangkan garis yang berwarna hitam merupakan data aktual temperatur udara harian Jakarta Pusat. Nilai dari hasil peramalan temperatur udara harian Kota Jakarta Pusat ditunjukkan pada tabel berikut

Tabel 1. Hasil Ramalan Temperatur Udara Jakarta Pusat Jaringan ELM (19-47-1)

Periode	Temperatur Udara
01-Jul-21	28.46
02-Jul-21	28.98
03-Jul-21	28.8
04-Jul-21	28.2
05-Jul-21	28.7
06-Jul-21	28.45
07-Jul-21	28.5
08-Jul-21	27.92
09-Jul-21	28
10-Jul-21	27.68
11-Jul-21	27.63





12-Jul-21	27.82
13-Jul-21	27.34
14-Jul-21	26.83
15-Jul-21	27.08
16-Jul-21	26.56
17-Jul-21	27.61
18-Jul-21	28.74
19-Jul-21	28.17
20-Jul-21	28.52
21-Jul-21	28
22-Jul-21	27.61
23-Jul-21	27.13
24-Jul-21	26.99
25-Jul-21	27.24
26-Jul-21	27.27
27-Jul-21	26.67
28-Jul-21	26.92
29-Jul-21	27.27
30-Jul-21	27.44
31-Jul-21	27.62

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model *Extreme Learning Machine* terbaik untuk meramalkan temperatur udara harian Kota Jakarta Pusat yang diperoleh adalah model ELM (19-47-1) dengan jumlah *input nodes* sebanyak 19, jumlah *hidden nodes* sebanyak 47 dan *output nodes* sebanyak 1. Model tersebut mampu memberikan hasil pemodelan yang sangat baik dengan nilai MSE *training* sebesar 0.01191232 dan nilai MSE *testing* sebesar 0.001326861. Dari hasil peramalan tersebut, dapat disimpulkan bahwa pada bulan Juli 2021 diprediksi mengalami temperatur udara rata-rata harian yang paling panas/maksimum pada tanggal 2 Juli 2021 sebesar 28.98 °C.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] BMKG, "Ekstrem Perubahan Iklim," 2021.
- [2] KLHK, *Roadmap Nationally Determined Contribution (NDC) Adaptasi Perubahan Iklim*. Jakarta: Kementerian Lingkungan Hidup dan Kehutanan Republik Indonesia, 2020.
- [3] BMKG, "Trend Suhu di Indonesia," 2019.
- [4] S. Siswanto, G. J. van Oldenborgh, G. van der Schrier, R. Jilderda, and B. van den Hurk, "Temperature, extreme precipitation, and diurnal rainfall changes in the urbanized Jakarta city during the past 130 years," *International Journal of Climatology*, vol. 36, no. 9, pp. 3207–3225, 2016, doi: 10.1002/joc.4548.
- [5] R. Singh and S. Balasundaram, "Application of Extreme Learning Machine Method for Time Series Analysis," *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 26, no. 11, pp. 361–367, 2007.
- [6] P. Subagyo, *Forecasting (Konsep dan Aplikasi)*. Yogyakarta: BPFE, 1999.
- [7] J. J. Siang, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan MATLAB*. Yogyakarta: Andi, 2005.
- [8] D. F. Specht, "A general regression neural network," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 2, no. 6, 1991, doi: 10.1109/72.97934.
- [9] G. bin Huang, Q. Y. Zhu, and C. K. Siew, "Extreme learning machine: Theory and applications," *Neurocomputing*, vol. 70, no. 1–3, pp. 489–501, 2006, doi: 10.1016/j.neucom.2005.12.126.

