

PERBANDINGAN METODE *ELMAN RECURRENT* DAN *RADIAL BASIS FUNCTION* UNTUK PERAMALAN WISATAWAN

Istiqomah Ambarwati[□], Scolastika Mariani

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia
Gedung D7 Lt. 1, Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229

Info Artikel

Sejarah Artikel:
Diterima Oktober 2022
Disetujui November 2022
Dipublikasikan November 2022

Keywords:
Elman Recurrent, Radial Basis Function, forecasting, tourism

Abstrak

Elman Recurrent Neural Network (ERNN) adalah model jaringan syaraf yang memiliki minimal satu *feedback loop*, sedangkan *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)* adalah model JST yang mentransformasikan *input* secara nonlinier menggunakan fungsi aktivasi Gaussian pada lapisan tersembunyi sebelum diproses secara linier di lapisan *output*. Tujuan penelitian untuk memperoleh model terbaik dari ERNN dan RBFNN dengan fungsi pelatihan terbaik untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia. Hasil ERNN model terbaik diperoleh pada arsitektur jaringan 2-15-1 dengan algoritma pelatihan *gradient descent with momentum and adaptive learning rate* dengan momentum 0.2, *learning rate* 0.1, nilai MSE dan MAPE pengujian sebesar $1,70E+10$ dan 13,5869%, serta akurasi jaringan sebesar 86,4131%. Sedangkan hasil peramalan menggunakan RBFNN diperoleh model terbaik pada arsitektur jaringan 2-8-1 dengan algoritma pelatihan *gradient descent with momentum and adaptive learning rate* atau *gradient descent with momentum* dengan spread 1. Nilai MSE dan MAPE pengujian sebesar $1,26E-02$ dan 6,7043%, serta akurasi jaringan sebesar 93,2957%. Model terbaik untuk peramalan jumlah kunjungan wisman adalah RBFNN (2-8-1).

Abstract

Elman Recurrent Neural Network (ERNN) is a neural network model that has at least one *feedback loop*, while *Radial Basis Function Neural Network (RBFNN)* is an ANN model that transforms input nonlinearly using a Gaussian activation function in the hidden layer before being processed linearly in the output layer. The purpose of the study was to obtain the best model from ERNN and RBFNN with the best training function for forecasting the number of foreign tourist arrivals in Indonesia. The best ERNN model results are obtained on a 2-15-1 network architecture with a *gradient descent with momentum and adaptive learning rate* training algorithm with a momentum of 0.2, *learning rate* of 0.1, MSE and MAPE testing values $1.70E+10$ and 13,5869%, and network accuracy of 86,4131%. While the results of forecasting using RBFNN obtained the best model on the network architecture 2-8-1 with a training algorithm *gradient descent with momentum and adaptive learning rate* or *gradient descent with momentum* with a spread of 1. The MSE and MAPE testing values $1.26E-02$ and 6, 7043%, and network accuracy of 93.2957%. The best model for forecasting the number of foreign tourists visiting is RBFNN (2-8-1).

How to cite:

Ambarwati, I. & Mariani, S. 2022. Perbandingan Metode Elman Recurrent dan Radial Basis Function untuk Peramalan Wisatawan. *UNNES Journal of Mathematics*. 11(2): 171-178.

[□] Alamat korespondensi:
E-mail: istiqomahambar@students.unnes.ac.id

PENDAHULUAN

Pariwisata merupakan komoditas ekspor yang paling berpengaruh pada perekonomian. Pariwisata merupakan sektor penghasil devisa penting di Indonesia. Pada tahun 2018, jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke Indonesia mencapai 15.806.191, dimana mengalami pertumbuhan sebesar 12,58% dari tahun sebelumnya. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Indonesia pada tahun 2020 berjumlah 4.052.923 kunjungan atau mengalami penurunan sebesar 74,84% dibandingkan pada tahun 2019 yang berjumlah 16.108.600 kunjungan, hal ini terjadi karena adanya pandemi COVID-19 (Kemenparekraf, 2020).

Seiring berkembangnya teknologi, cara melakukan peramalan salah satunya menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. Berbagai ilmu kecerdasan buatan telah banyak digunakan untuk melakukan prediksi jumlah kunjungan wisatawan. Para ahli mencoba untuk mengadaptasi otak manusia ke dalam sebuah sistem komputer sehingga kecerdasan buatan dapat mendekati kecerdasan otak manusia (Cynthia et al., 2016). Peramalan menggunakan pendekatan *Neural Network* dapat menghasilkan nilai MSE yang relatif kecil sehingga model NN lebih baik digunakan dalam peramalan (Aprianti et al., 2020).

Pada penelitian ini menggunakan *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dan *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN) untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia. ERNN merupakan salah satu jaringan syaraf yang mempunyai *feedback* di *hidden layer* yang kemudian menghasilkan tambahan *layer* yang disebut *context layer* (Talahatu et al., 2015). Jaringan ERNN memiliki tambahan *context layer* neuron yang menyediakan pola *hidden* unit agar dapat diumpan balik ke dirinya sendiri sehingga proses iterasi, kecepatan *update* parameter, dan konvergensi jadi lebih cepat (Afrianty et al., 2018). Adanya umpan balik memungkinkan ERNN untuk mempelajari, mengenali dan menghasilkan pola temporal serta spasial (Wang & Wang, 2016). ERNN memberikan hasil yang bagus jika diterapkan pada kasus *time series forecasting*. Struktur *Elman Recurrent* dipilih karena proses iterasi jauh lebih cepat sehingga memudahkan proses konvergensi (Aan et al., 2014). Kelebihan ERNN yaitu arsitekturnya memiliki *feedback loop* yang mampu mempelajari dependensi waktu dari data latih dan memprediksi data yang akan

datang dalam menggunakan data uji (Harsono et al., 2011).

Hasil penelitian oleh Cynthia et al. (2016) terkait algoritma ERNN dengan judul Penerapan Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) untuk peramalan penjualan menunjukkan bahwa metode ERNN memberikan hasil yang baik dalam melakukan peramalan penjualan tempo dengan tingkat akurasi 96,92%. Namun dalam penelitian tersebut diperoleh bahwa nilai akurasi akan tinggi jika nilai *learning rate* yang diinputkan semakin besar, serta semakin banyak nilai *epoch* yang digunakan maka tingkat *error* semakin kecil.

Aprianti et al. (2020) melakukan penelitian tentang Perbandingan *Elman Recurrent Neural Network*, *Backpropagation Neural Network*, dan *Exponential Smoothing* Dalam Peramalan Produk Palawija. Hasil dari penelitian ini yaitu metode ERNN menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil dan stabil dibandingkan dengan nilai MAPE yang dihasilkan oleh metode BPNN dan ES. Performa ERNN tidak bergantung pada dataset yang diuji.

Dinzi & Energy (2020) dalam jurnal yang berjudul The Use of Meteorology Data in Short-Term Prediction of Wind Speed for Wind Turbine Using Elman Recurrent Neural Network. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model ERNN adalah model terbaik untuk memprediksi kecepatan angin dengan nilai MAPE 12,51%. Dari penelitian tersebut jumlah neuron dan jenis fungsi pelatihan yang digunakan sangat berpengaruh terhadap hasil peramalan, serta mempengaruhi tingkat akurasinya.

Selain metode ERNN terdapat metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN), metode ini digunakan untuk peramalan dengan jenis data *time series* (Wiyanti & Pulungan, 2013). Pada RBFNN terdapat dua fungsi yang digunakan untuk membentuk jaringan syaraf basis radial pada Matlab yaitu *newrbe* dan *newrb* (Tarigan et al., 2018). Disebut fungsi basis karena fungsi tersebut merupakan fungsi yang lengkap sehingga segala fungsi yang lain dapat diekspansikan ke dalam fungsi tersebut (Wiyanti & Pulungan, 2013). Model RBFNN terdiri dari jaringan lapisan masukan (*input*), lapisan tersembunyi (*hidden*) dan lapisan keluaran (*output*). Dalam fungsi basis yang paling populer adalah kernel Gaussian (Caselli et al., 2008). RBF dapat digunakan untuk mengidentifikasi sistem non-linier karena struktur topologi yang sederhana serta

kemampuan dalam proses belajar secara eksplisit (Lin & Chen, 2005). RBF dapat menghasilkan output dengan tingkat akurasi yang tinggi pada data pelatihan dan waktu pelatihan yang relatif singkat (Aman et al., 2019). Pelatihan RBFNN terjadi dalam dua tahap, yaitu pelatihan secara *unsupervised* untuk menentukan parameter jaringan, dan secara *supervised* untuk menentukan bobot antara *hidden layer* dan *output layer* untuk menghasilkan keluaran yang mendekati target (Chang et al., 2001).

Hasil penelitian Fauzannissa et al. (2015) tentang Peramalan Harga Minyak Mentah Dunia Menggunakan Metode *Radial Basis Function Neural Network* ini diperoleh metode RBFNN memberikan hasil peramalan yang sangat efektif dan efisien dengan nilai MSE *training* adalah 0,9141, nilai MAPE sebesar 0,74%. Sedangkan untuk data *testing* diperoleh nilai MSE sebesar 4,2739 dan nilai MAPE adalah 1,63%. Model RBF sangat cocok digunakan untuk mengolah data dengan skala besar, sehingga sangat efektif dan efisien.

Permasalahan-permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian yaitu Bagaimana model peramalan jumlah wisatawan mancanegara di Indonesia dan tingkat akurasi menggunakan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dan metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN)? Bagaimana pemodelan terbaik untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di Indonesia?

Tujuan penelitian ini adalah Menentukan model peramalan jumlah wisatawan mancanegara di Indonesia dan tingkat akurasi menggunakan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dan metode *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN). Menentukan pemodelan terbaik untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara di Indonesia.

METODE

Penelitian ini menggunakan metode studi pustaka. Studi pustaka dilakukan dengan mencari dan mengumpulkan sumber pustaka yang berupa buku, jurnal, dan literatur lainnya. Setelah sumber pustaka terkumpul dilanjutkan dengan penelaahan dari sumber pustaka tersebut. Penelitian ini, memerlukan adanya studi pustaka yang berkaitan dengan jaringan syaraf tiruan *Elman Recurrent* dan *Radial Basis Function*, serta tentang informasi jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) dengan data yang

digunakan dari Januari 2008 sampai dengan Desember 2021 sebanyak 168 data.

Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dan *Radial Basis Function Neural Network* (RBFNN) yang digunakan untuk melakukan peramalan kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia diterapkan dengan bantuan *software* Matlab R2011a. Pemecahan masalah meliputi peramalan dengan metode ERNN dan RBFNN dengan langkah-langkah yang dilakukan adalah:

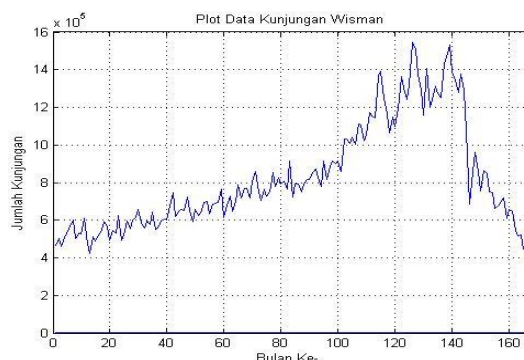
1. Menentukan input dan target jaringan dengan melihat lag-lag yang signifikan pada plot PACF.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing* dengan *trial and error*.
3. Melakukan normalisasi data latih dan data uji dengan rumus berikut.

$$\text{normalisasi data} = \frac{\text{nilai } x - \text{nilai } x \text{ min}}{\text{nilai } x \text{ maks} - \text{nilai } x \text{ min}} \quad (1)$$

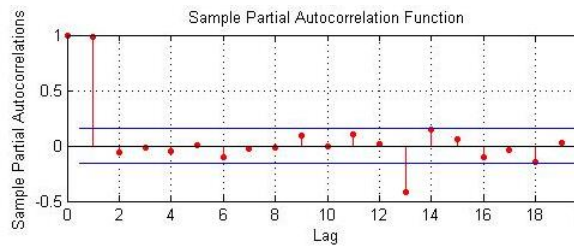
4. Membangun jaringan ERNN dengan perintah

```
net=newelm(minmax(in),[n 1],
{'tansig','purelin'},'traingdm');
dan RBFNN dengan perintah
net=newrb(X,T,GOAL,SPREAD,MN,DF);
```
5. Menentukan fungsi pelatihan terbaik
6. Menentukan parameter awal untuk proses pelatihan data dan pengujian data.
7. Melakukan denormalisasi data agar data kembali ke bentuk semula.
8. Menentukan model terbaik dengan melihat nilai MSE dan MAPE terkecil tahap pengujian pada masing-masing model ERNN dan RBFNN.
9. Menghitung akurasi hasil peramalan masing-masing model pada ERNN dan RBFNN.
10. Membuat kesimpulan.

HASIL DAN PEMBAHASAN



Gambar 1. Grafik jumlah kunjungan wisman dari Januari 2008 - Maret 2022



Gambar 2. Grafik plot PACF jumlah kunjungan wisman dari Januari 2008-Desember 2021

Data yang digunakan berjumlah 168 data yaitu dari bulan Januari 2008 hingga bulan Desember 2021. Pola data kunjungan wisatawan mancanegara ditunjukkan pada Gambar 1. Plot PACF ditunjukkan pada Gambar 2. Berdasarkan plot PACF diperoleh lag-lag yang signifikan, yaitu lag 1 dan lag 13. Dengan demikian diperoleh 2 variabel *input* yaitu x_{t-1} , x_{t-13} dan target x_t . Banyaknya data yang digunakan untuk pelatihan model jaringan ERNN dan RBFNN yaitu 155 data.

Penelitian ini menerapkan algoritma *Nguyen-Widrow* untuk inisialisasi bobot awal pada jaringan ERNN. Dengan menggunakan

algoritma *Nguyen-Widrow* dapat mempercepat proses pelatihan jaringan dengan menghasilkan performa yang lebih baik. Pada metode ERNN komposisi data yang digunakan untuk peramalan yaitu 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Sedangkan komposisi data yang digunakan untuk peramalan metode RBFNN yaitu 50% untuk data latih dan 50% untuk data uji. Komposisi data ini diperoleh dengan melakukan *trial and error*. Selanjutnya data yang digunakan untuk peramalan dilakukan normalisasi data. Pada penelitian ini juga dilakukan perbandingan algoritma pelatihan yaitu *Levenberg-Marquardt*, *BFGS quasi-Newton*, *Gradient descent with momentum & adaptive learning rate*, dan *Gradient descent with momentum*.

Berdasarkan Tabel 1 dari empat algoritma yang dilakukan *trial and error* untuk mengetahui algoritma pelatihan terbaik, kemudian dipilih dua algoritma pelatihan terbaik untuk diterapkan pada pelatihan jaringan, yaitu algoritma *Gradient descent with momentum & adaptive learning rate*, dan *Gradient descent with momentum*.

Tabel 1. Hasil MSE dan MAPE model fungsi pelatihan terbaik

Fungsi Pelatihan	ERNN			RBFNN		
	Model Optimal	MAPE (%)	MSE	Model Optimal	MAPE (%)	MSE
Trainlm	(2,20,1)	15.6338	1.32E+12	(2,20,1)	6.8411	1.28E-02
Trainbfg	(2,5,1)	26.3861	1.33E+17	(2,15,1)	6,7516	1.25E-02
Traingdm	(2,25,1)	17.2876	2.21E+10	(2,10,1)	6.7497	1.25E-02
Traingdx	(2,25,1)	15.0449	1.86E+10	(2,10,1)	6.7497	1.25E-02

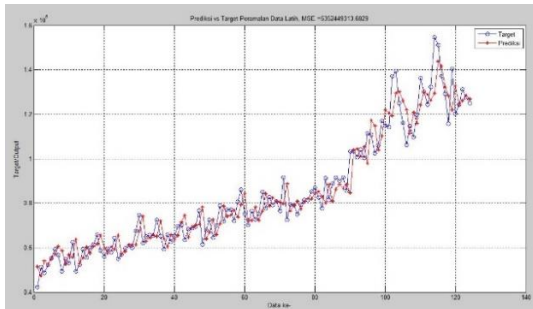
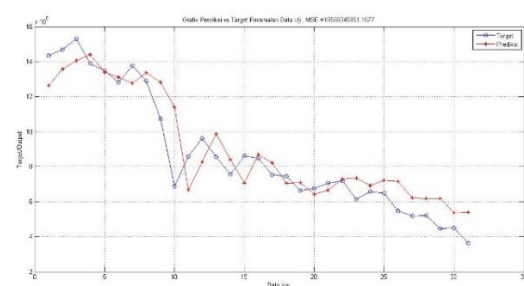
Model peramalan terbaik diperoleh melalui *trial and error* dengan variasi arsitektur jaringan dan parameter yang digunakan. Model dengan jaringan terbaik diperoleh dengan melihat nilai MSE dan MAPE pengujian terkecil pada jaringan yang sederhana dapat dilihat pada Tabel 2 dan Tabel 3. Hasil model terbaik dari jaringan ERNN menggunakan algoritma *Gradient descent with momentum & adaptive learning rate* diperoleh pada arsitektur jaringan 2-15-1 dengan momentum = 0,2, *learning rate* = 0,1. Pada arsitektur jaringan tersebut diperoleh nilai MSE dan MAPE pengujian sebesar 1,70E+10 dan 13,5869% dan waktu pelatihan jaringan selama 1 menit 11 detik. Plot data perbandingan hasil pelatihan dan pengujian jaringan dengan data asli dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4.

Sedangkan model terbaik jaringan ERNN menggunakan algoritma *Gradient descent with momentum* diperoleh pada arsitektur jaringan 2-25-1 dengan momentum = 0,2, *learning rate* = 0,1. Pada arsitektur jaringan tersebut, diperoleh nilai MSE dan MAPE pengujian sebesar 1,85E+10 dan 14,2402% dan waktu pelatihan jaringan selama 47 detik. Plot data perbandingan hasil pelatihan dan pengujian jaringan dengan data asli dapat dilihat pada Gambar 5 dan Gambar 6.

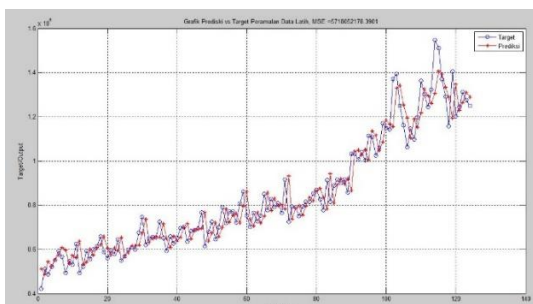
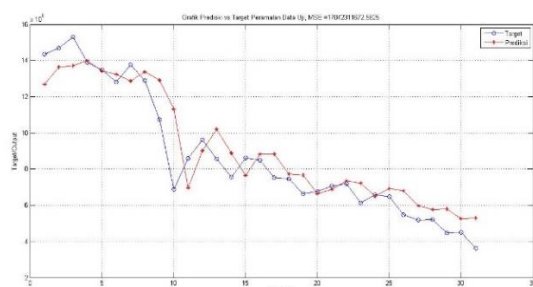
Oleh karena itu, model terbaik yang dipilih untuk meramalkan kunjungan wisman metode ERNN adalah model dengan arsitektur jaringan 2-15-1, yaitu 2 neuron pada lapisan *input*, 15 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*, menggunakan algoritma pelatihan *Gradient descent with momentum and adaptive learning rate* dengan momentum = 0,2 dan *learning rate* = 0,1.

Tabel 2. Hasil pelatihan ERNN algoritma *gradient descent with momentum & adaptive learning rate*

Mu	LR	Arsitektur Jaringan	Epoch	Perf	Pelatihan		Pengujian		Waktu
					MSE	MAPE (%)	MSE	MAPE (%)	
0.2	0.1	2-15-1	3000	0.0767	5.35E+09	6.9232	1.70E+10	13.5869	1 menit 11 detik

Gambar 3. Grafik perbandingan target dan prediksi data latih ERNN algoritma *gradient descent with momentum & adaptive learning rate*Gambar 4. Grafik perbandingan target dan prediksi data uji ERNN algoritma *gradient descent with momentum & adaptive learning rate*Tabel 3. Hasil pelatihan ERNN algoritma *gradient descent with momentum*

Mu	LR	Arsitektur Jaringan	Epoch	Perf	Pelatihan		Pengujian		Waktu
					MSE	MAPE (%)	MSE	MAPE (%)	
0.2	0.1	2-25-1	3000	0.0816	5.71E+09	7.0825	1.71E+10	14.2402	47 detik

Gambar 5. Grafik perbandingan target dan prediksi data latih ERNN algoritma *gradient descent with momentum*Gambar 6. Grafik perbandingan target dan prediksi data uji ERNN algoritma *gradient descent with momentum*

Berdasarkan Tabel 4 dan Tabel 5 diperoleh model RBF terbaik. Pada metode RBFNN, hasil model terbaik menggunakan algoritma pelatihan *Gradient descent with momentum and adaptive learning rate* yaitu pada spread 1, 2 neuron pada lapisan *input*, 8 neuron pada lapisan tersembunyi dan 1 neuron pada lapisan *output*. Dengan arsitektur jaringan tersebut menghasilkan nilai MSE dan MAPE pengujian sebesar $1,26\text{E}-02$ dan $6,7043\%$ dan waktu pelatihan jaringan selama 8 detik. Plot data perbandingan hasil pelatihan dan pengujian jaringan dengan data asli dapat dilihat pada Gambar 7 dan Gambar 8.

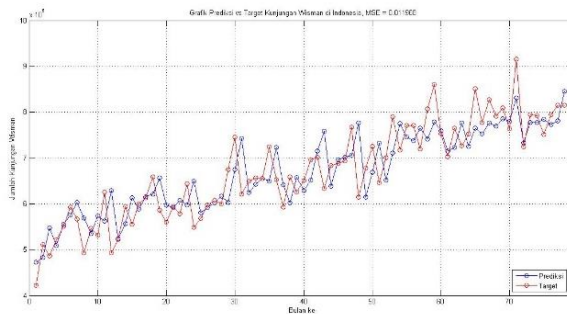
Sedangkan model terbaik jaringan RBFNN menggunakan algoritma pelatihan *Gradient descent with momentum* yaitu pada spread 1, 2 neuron pada lapisan *input*, 8 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*. Dengan arsitektur jaringan tersebut menghasilkan nilai MSE dan MAPE sebesar $1,26\text{E}-02$ dan $6,7043\%$ dan waktu pelatihan jaringan selama 8 detik. Plot data perbandingan hasil pelatihan dan pengujian jaringan dengan data asli dapat dilihat pada Gambar 9 dan Gambar 10.

Oleh karena hasil arsitektur jaringan menggunakan algoritma *gradient descent with momentum and adaptive learning rate* dan *gradient descent with adaptive momentum* menghasilkan

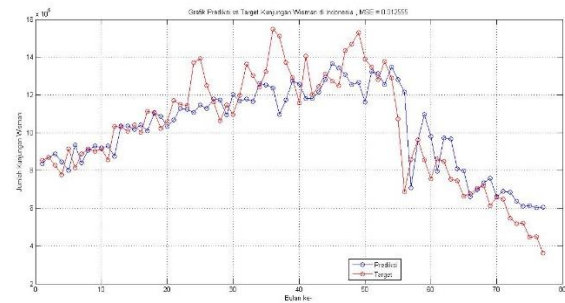
nilai spread, MSE dan MAPE yang sama, maka model dengan kedua algoritma tersebut dapat digunakan untuk meramalkan kunjungan wisman.

Tabel 4. Hasil pelatihan RBFNN algoritma *gradient descent with momentum & adaptive learning rate*

Spread	Neuron	Pelatihan		Pengujian		Waktu (detik)
		MAPE (%)	MSE	MAPE (%)	MSE	
1	8	6.6184	1.24E-02	6.7043	1.26E-02	10



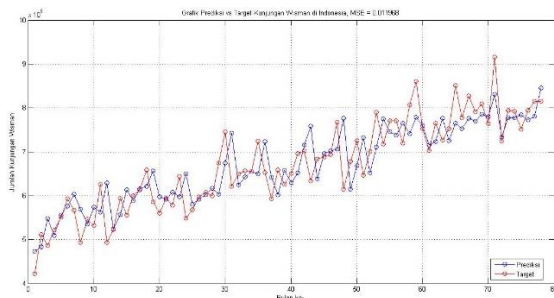
Gambar 7. Grafik perbandingan target dan prediksi data latih RBFNN algoritma *gradient descent with momentum & adaptive learning rate*



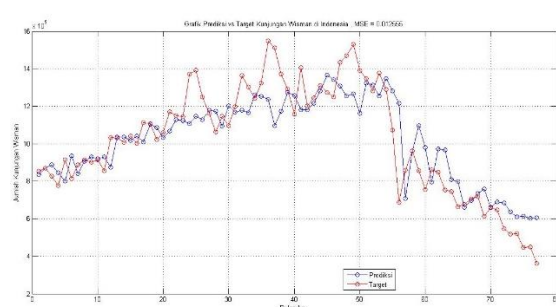
Gambar 8. Grafik perbandingan target dan prediksi data uji RBFNN algoritma *gradient descent with momentum & adaptive learning rate*

Tabel 5. Hasil pelatihan RBFNN algoritma *gradient descent with momentum*

Spread	Neuron	Pelatihan		Pengujian		Waktu (detik)
		MAPE (%)	MSE	MAPE (%)	MSE	
1	8	6.6184	1.24E-02	6.7043	1.26E-02	10



Gambar 9. Grafik perbandingan target dan prediksi data latih RBFNN algoritma *gradient descent with momentum*



Gambar 10. Grafik perbandingan target dan prediksi data uji RBFNN algoritma *gradient descent with momentum*

Perbandingan keakuratan hasil pengujian dengan kedua metode dapat dilihat pada Tabel 6. Berdasarkan Tabel 6 diperoleh bahwa metode RBFNN merupakan model terbaik untuk meramalkan kunjungan wisatawan mancanegara karena menghasilkan nilai MSE dan MAPE pengujian yang lebih kecil dibandingkan dengan model ERNN.

Tabel 6. Hasil MSE dan MAPE model peramalan terbaik

Metode		Fungsi Pelatihan	
		Traingdm	Traingdx
ERNN	Model Optimal	2-25-1	2-15-1
	MAPE	14,2402%	13,5869%
	MSE	1,71E+10	1,70E+10
	Akurasi	85,7598%	86,4131%

	Waktu Pelatihan	47 detik	1 menit 11 detik
	Model Optimal	2-8-1	2-8-1
	MAPE	6,7043%	6,7043%
RBFNN	MSE	1,26E-02	1,26E-02
	Akurasi	93,2957%	93,2957%
	Waktu Pelatihan	8 detik	8 detik

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan dapat diambil kesimpulan bahwa metode ERNN untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia diperoleh model terbaik ERNN (2-15-1) dengan 2 neuron pada lapisan *input*, 15 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*. Menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid bipolar*, inisialisasi bobot awal menggunakan algoritma *Nguyen-Widrow*, pelatihan jaringan menggunakan *Gradient descent with momentum and adaptive learning rate* (traingdx) dengan momentum sebesar 0,2, *learning rate* sebesar 0,1, waktu pelatihan jaringan selama 1 menit 11 detik dan tingkat akurasi jaringan sebesar 86,4131%. Model RBFNN terbaik dengan arsitektur jaringan 2 neuron pada lapisan *input*, 8 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*, *spread* 1, waktu pelatihan jaringan selama 8 detik dan tingkat akurasi jaringan sebesar 93,2957%. Fungsi pelatihan yang digunakan adalah *Gradient descent with momentum and adaptive learning rate* (traingdx) atau *Gradient descent with momentum* (traingdm). Pemilihan model optimal berdasarkan nilai MAPE dan MSE terkecil. Model terbaik untuk peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara di Indonesia adalah model RBFNN (2-8-1), yaitu 2 neuron pada lapisan *input*, 8 neuron pada lapisan tersembunyi, dan 1 neuron pada lapisan *output*, *spread* 1 dan algoritma pelatihan *Gradient descent with momentum and adaptive learning rate* (traingdx) atau *Gradient descent with momentum* (traingdm). Penelitian selanjutnya dapat memperbanyak variasi parameter pelatihan jaringan dan menggunakan metode gabungan seperti ERNN dengan GA (*Genetic Algorithm*) dan RBFNN dengan GA (*Genetic Algorithm*).

UCAPAN TERIMAKASIH

Terimakasih kepada pihak-pihak yang sudah membantu dalam pelaksanaan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Aan, A., Permana, J., Prijodiprodjo, W., Informatika, J. M., & Neural, E. R. 2014. Sistem evaluasi kelayakan mahasiswa magang menggunakan elman recurrent neural network. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*. 8(1): 37–48.
- Afrianty, I., Humairah, E., Sanjaya, S., Gusti, S. K., & Rouza, E. 2018. *Penerapan jaringan syaraf tiruan elman recurrent neural network (ernn) untuk prediksi penjualan pilus*. Prosiding Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi Dan Industri. Pekanbaru 158–164 November 2018.
- Aman, Z., Ezzine, L., Fakhradine, Y., Bahi, E., & Moussami, H. E. L. 2019. Improving the modeling and forecasting of fuel selling price using the radial basis function technique: A case study. *J. Algorithms & Computational Technology*. 13: 1–9.
- Aprianti, W., Permadi, J., & Rhomadhona, H. 2020. Perbandingan elman recurrent neural networks, backpropagation neural networks, dan exponential smoothing dalam peramalan produksi palawija. *J. Mathematics Education, Science and Technology*. 5(2): 206–220.
- Caselli, M., Trizio, L., Gennaro, G., & Ielpo, P. 2008. A simple feedforward neural network for the PM10 forecasting: comparison with a radial basis function network and a multivariate linear regression model. *Water, Air, Soil ,Pollut.* 201(1): 365–377.
- Chang, F., Liang, J., & Chen, Y. 2001. Flood forecasting using radial basis function neural networks. *Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part C: Applications And Reviews*. 31(4): 530–535.

- Cynthia, E. P., Yanti, N., Fitriani, Y., & Yusuf, M. 2016. Penerapan metode Elman Recurrent Neural Network (ERNN) untuk peramalan penjualan. *J. Education Informatic Technology and Science*. 1(2): 49–61.
- Dinzi, R., & Energy, A. W. 2020. *The use of meteorology data in short-term prediction of wind speed for wind turbine using elman recurrent neural network*. International Conference on Data Science, Artificial Intelligence, and Business Analytics (DATABIA). Medan 93–98 Oktober 2020.
- Fauzannissa, R. A., Yasin, H., & Ispriyanti, D. 2015. Peramalan harga minyak mentah dunia menggunakan metode radial basis function neural network. *J. Gaussian*. 5(1): 193–202.
- Harsono, I. T., Wibowo, A. T., & Dayawati, R. N. 2011. Analisis dan implementasi elman recurrent neural network dan tabu search pada prediksi harga perak. *Tugas Akhir*. Bandung: Fakultas Teknik Informatika Telkom.
- Lin, G., & Chen, L. 2005. Time series forecasting by combining the radial basis function network and the self-organizing map. *Hydrological Process*. 19: 1925–1937.
- Talahatu, J., Benarkah, N., & Jimmy. 2015. Penggunaan aplikasi sistem jaringan syaraf tiruan berulang elman untuk prediksi pergerakan harga saham. *J. Ilmiah Mahasiswa Universitas Surabaya*. 4(1): 1–12.
- Tarigan, R., Yasin, H., & Prahutama, A. 2018. Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan metode radial basis function neural network menggunakan GUI Matlab. *J. Gaussian*. 7(4): 431–442.
- Wang, J., & Wang, J. 2016. Forecasting energy market indices with recurrent neural networks: Case study of crude oil price fluctuations. *J. Energy*. 102(2016): 365–374.
- Wiyanti, D. T., & Pulungan, R. 2013. *RBF and ARIMA combined for time series forecasting*. Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI). Yogyakarta 22-27 Juni 2013.