

## OPTIMASI METODE JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK PERAMALAN CURAH HUJAN BULANAN DI KOTA DENPASAR

### Fadia Nailah

Program Studi Statistika, FMIPA, Unuversitas Hasanuddin, Makassar, Indonesia  
Email : nailahf21h@student.unhas.ac.id

### Dwi Ina Larasati

Program Studi Statistika, FMIPA, Unuversitas Hasanuddin, Makassar, Indonesia  
Email : dwiina08@gmail.com

### Siswanto Siswanto

Program Studi Statistika, FMIPA, Unuversitas Hasanuddin, Makassar, Indonesia  
Email : siswanto@unhas.ac.id\*

### Anisa Kalondeg

Program Studi Statistika, FMIPA, Unuversitas Hasanuddin, Makassar, Indonesia  
Email : nkalondeng@gmail.com

### Abstrak

Curah hujan merupakan fenomena alam yang bergantung pada banyak faktor yang merupakan bagian penting bagi kehidupan di bumi. Tingginya intensitas curah hujan dapat mengakibatkan bencana. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk meramalkan curah hujan bulanan. Data yang digunakan diperoleh dari BMKG Provinsi Bali, khususnya data curah hujan bulanan Kota Denpasar dari tahun 2009 hingga tahun 2019. Metode yang digunakan adalah jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Metode jaringan saraf tiruan merupakan metode pemrosesan informasi yang terinspirasi dari sistem saraf manusia. Arsitektur jaringan *backpropagation* yang optimal diperlukan agar hasil prediksi memiliki tingkat kesalahan yang rendah, dengan cara mengoptimalkan penggunaan data latih dan data uji yang diambil dari data sampel. Berdasarkan hasil dari proses pengujian dan prediksi dengan parameter satu *hidden layer* dengan 50 jumlah *neuron*, *epoch* 11 dan *learning rate* 0,01 didapatkan hasil dengan nilai MSE pada pengujian jaringan yaitu 0,037. Sehingga dapat disimpulkan bahwa metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* memiliki hasil akurasi yang baik digunakan sebagai acuan pengambilan keputusan dalam memprediksi curah hujan bulanan di Kota Denpasar pada masa mendatang.

**Kata Kunci:** *Backpropagation*, Curah Hujan, Jaringan Saraf Tiruan, Mean Square Error.

### Abstract

Rainfall is a natural phenomenon that depends on many factors that are an important part of life on earth. The high intensity of rainfall can lead to disasters. Therefore, this study aims to forecast monthly rainfall. The data used is obtained from BMKG Bali Province, specifically the monthly rainfall data of Denpasar City from 2009 to 2019. The method used is backpropagation artificial neural network. The artificial neural network method is an information processing method inspired by the human nervous system. Optimal backpropagation network architecture is needed so that the prediction results have a low error rate, by optimizing the use of training data and test data derived from sample data. Based on the outcome of the testing and prediction process with the parameters of one hidden layer with 50 number of neurons, epoch 11 and learning rate 0.01, the results obtained with the MSE value in network testing is 0.037. So it can be inferred that the backpropagation artificial neural network method has good accuracy results used as a reference for decision making in predicting monthly rainfall in Denpasar City in the future.

**Keywords:** *Backpropagation*, Rainfall, Neural Network, Mean Square Error.

## PENDAHULUAN

Hujan sangat berperan penting dalam kehidupan, curah hujan merupakan jumlah air yang terakumulasi di permukaan datar, tidak ada penguapan, dan tidak mengalir (Balai dkk., 2012). Volume curah hujan besar ketika hujan terus-menerus dan akibatnya akan menimbulkan bencana banjir dan longsor. Curah hujan tidak dapat diukur secara akurat, tetapi bisa diramalakan (Muflih dkk., 2019). Tingginya curah hujan dapat menyebabkan bencana, sehingga perlu dilakukan peramalan intensitas curah hujan masa yang akan datang.

Peramalan yang sering digunakan sampai saat ini adalah *Simple Regression Analysis* (SRA), *decomposition*, *exponential smoothing*, *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Seasonal Integrated Moving Average* (SARIMA), tetapi metode statistik tersebut memiliki tingkat akurasi rendah, artinya kemampuan metode tersebut dalam memprediksi sebuah data kurang tepat atau tidak sesuai dengan harapan (Hassani dkk., 2015). Salah satu metode peramalan yang digunakan dalam penelitian adalah penggunaan jaringan saraf tiruan, khususnya dengan menerapkan algoritma *backpropagation*. Tujuan penggunaan metode ini yaitu untuk mengetahui tingkat akurasi dalam memprediksi curah hujan berdasarkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) (Dewi dkk., 2019). Metode tersebut digunakan untuk mengukur sejauh mana kesalahan prediksi antara nilai yang diramalakan oleh jaringan saraf dengan nilai aktual (Haviluddin dkk., 2016).

Penelitian sebelumnya (Dewi dkk., 2019) yaitu memodelkan prediksi curah hujan bulanan dengan jaringan saraf tiruan *backpropagation* yaitu memperoleh hasil prediksi dengan MSE sebesar 405,1994. Penelitian yang pernah dilakukan dalam memprediksi kebutuhan sari apel Brosem 120ml di KSU Brosem menggunakan teknik algoritma *backpropagation* pada arsitektur jaringan saraf tiruan dengan nilai prediksi MSE yang diperoleh sebesar 0,0818 (Sabati, 2014). Penelitian yang dilakukan untuk memprediksi permintaan produksi *v-belt* AJGG B-65 menggunakan jaringan saraf tiruan dengan struktur 20-1 diperoleh nilai MSE sebesar 0,001 (Febrina dkk., 2013).

Jaringan saraf tiruan menyediakan banyak pilihan arsitektur dan metode pelatihan yang dapat

digunakan untuk menganalisis pola data dan meminimalkan *error* atau kesalahan. Tujuan penelitian ini untuk meramalkan curah hujan bulanan di Denpasar, Bali. Prediksi ini memiliki manfaat dengan memberikan informasi lebih jelas tentang data curah hujan sebagai langkah antisipasi terhadap potensi bencana dan prediksi ini juga dapat membantu wilayah yang kurang memadai untuk mengukur curah hujan serta memanfaatkannya dalam sector industri dan pertanian atau sektor lainnya dengan memberikan perkiraan yang dapat digunakan sebagai acuan.

## KAJIAN TEORI

### *Backpropagation*

Jaringan saraf tiruan merupakan metode yang memiliki kesamaan dengan kerja jaringan saraf pada manusia. Metode ini sering digunakan dalam sistem pemrosesan informasi dengan karakteristik yang mirip dengan jaringan saraf manusia (Wuryandari & Afrianto, 2012). Rumelhart, Hinton dan William memperkenalkan jaringan saraf tiruan *backpropagation* pertama kali tahun 1986, kemudian Rumelhart dan Mc Clelland mengembangkan metode ini tepatnya tahun 1988. *Backpropagation* adalah sebuah metode yang digunakan untuk memecahkan masalah berkaitan dengan prediksi dan pengenalan pola. (Simbolon dkk., 2019).

Algoritma metode ini dalam *supervised learning* dapat meminimalkan *error* pada *output* yang dikeluarkan. Metode ini digunakan untuk melatih kekuatan jaringan dalam merespons sampel input dengan benar menggunakan sampel yang digunakan selama pelatihan. Lapisan tersembunyi digunakan untuk mengatur bobot selama Latihan (Soares & Souza, 2022). Algoritma pada *backpropagation* umumnya diimplementasikan pada jaringan *multilayer* (Sakinah dkk., 2018). Algoritma ini mempunyai *input layer*, *output*, dan *hidden layer*. Lapisan *output* dari *hidden layer* langsung digunakan sebagai *output* jaringan saraf (Widiastuti dkk., 2014). Berikut algoritma *backpropagation* (Finaliamartha dkk., 2022).

### **Tahap 1:** Fase propagasi maju:

- a. Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya pada unit *hidden layer*.

- b. Nilai lapisan unit pada *hidden layer* dihitung berdasarkan nilai bobotnya:

$$z_{net_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (1)$$

- c. Hitung nilai keluaran pada tiap unit  $y_k$  berdasarkan fungsi aktivasi:

$$z_j = f(z_{net_j}) \quad (2)$$

- d. Fungsi aktivasi yang diterapkan yaitu sigmoid biner dengan persamaann:

$$z_j = \frac{1}{1 + e^{(-z_{net_j})}} \quad (3)$$

- e. Hitung sinyal yang masuk ke keluaran unit ( $y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$ ) dengan nilai bobotnya:

$$y_{net_k} = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (4)$$

- f. Nilai masukan dihitung berdasarkan fungsi aktivasinya:

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (5)$$

**Tahap 2:** Fase propagasi mundur:

- g. Setiap nilai keluaran pada unit memperoleh data target sesuai dengan data masukan, kemudian hitung informasi *error* dari keluaran *layer*:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) \quad (6)$$

$\delta_k$  adalah *error* yang nantinya digunakan untuk perubahan bobot *layer* setelahnya, setelah itu hitung koreksi nilai bobot yang akan digunakan nantinya untuk merubah bobot  $W_{jk}$  dengan *learning rate*  $\alpha$ :

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (7)$$

- h. Selanjutnya koreksi nilai bias yang dihitung merubah  $w_{ok}$ :

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (8)$$

- i. Pada setiap unit tersembunyi

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (9)$$

- j. Nilai pada persamaan (9) akan digunakan untuk menghitung informasi *error* dan dikali nilai turunan dari fungsi aktivasi:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(z_{net_j}) \quad (10)$$

- k. Hitung koreksi nilai bobot untuk merubah  $V_{ij}$ :

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (11)$$

- l. Hitung koreksi bias untuk merubah  $V_{0j}$ :

$$\Delta V_{0j} = \alpha \delta_j \quad (12)$$

### Tahap Perubahan Bobot dan Bias

- m. Setiap nilai bobot dan bias pada unit tersembunyi dilakukan perubahan menjadi nilai bobot dan bias yang baru menggunakan persamaan:

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (13)$$

- n. Setiap nilai bobot dan bias pada unit keluaran dilakukan perubahan menjadi nilai bobot dan bias yang baru menggunakan persamaan:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (14)$$

- o. Uji kondisi selesai

### Inisiasi Bobot Awal

Pemilihan bobot awal memiliki pengaruh yang signifikan terhadap jaringan saraf dalam mencapai titik nilai kesalahan minimum global, dan kecepatan proses pelatihan dalam mencapai kestabilan. Pada bobot awal diinisialisasi secara acak dengan angka antara -0,5 dan 0,5 (Sawitri dkk., 2018).

### Normalisasi Data

Saat melatih dan menguji jaringan *backpropagation*, langkah pertama yang dilakukan adalah normalisasi data. Tujuannya adalah untuk mengurangi perhitungan komputer yang berlebihan. Hasil normalisasi data akan memperoleh nilai antara 0,1 dan 0,9. Normalisasi ini adalah penskalaan nilai atribut dari data dalam rentang tertentu. Metode *min-max* digunakan untuk normalisasi data. Normalisasi data dapat dihitung dengan persamaan (15) (Han dkk., t.t.)

$$X' = \frac{0,8(X - a)}{(b - a)} + 0,1 \quad (15)$$

dengan,

$X'$  : data hasil normalisasi

$X$  : data awal

$a$  : nilai maksimum data awal

$b$  : nilai minimum data awal

### Mean Square Error

MSE atau *Mean Square Error* digunakan untuk mengukur perbedaan antara nilai-nilai prediksi yang dihasilkan oleh suatu model. MSE adalah metode

yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan atau bias dalam model peramalan. Nilai akurasi dikatakan bagus ketika hasil nilai MSE mendekati nol (Hutasuhut dkk., 2014).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n} \quad (15)$$

dengan,

$Y_i$  : data aktual

$\hat{Y}_i$  : data prediksi

$n$  : total data.

## METODE

### Sumber Data

Jenis data penelitian yang digunakan pada metode *backpropagation* adalah data sekunder yaitu curah hujan bulanan Kota Denpasar tahun 2009 hingga 2019. Data curah hujan tersebut diperoleh dari *website* BMKG dengan jumlah data sebanyak 132.

### Tahapan Penelitian

Tahapan-tahapan penerapan jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk peramalan curah hujan, yaitu sebagai berikut.

1. Menentukan input data latih dan data uji
2. Melakukan normalisasi data
3. Menentukan inisiasi bobot awal
4. Menentukan maksimum iterasi, target error, dan learning rate yang akan diaplikasikan.
5. Melakukan proses pelatihan *backpropagation*
6. Menghitung rata-rata *error* jaringan
7. Melakukan prediksi data

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Normalisasi

Berdasarkan metode *backpropagation*, tahap awal yang dilakukan yaitu inisialisasi bobot dengan nilai acak kecil. Dalam Matlab, fungsi aktivasi sigmoid biner digunakan untuk melakukan inisialisasi bobot dan bias. Fungsi tersebut memiliki nilai antara 0 dan 1 sehingga data curah hujan sebelumnya harus dinormalisasi dalam rentang 0,1 hingga 0,9 sebelum diterapkan pada pelatihan jaringan. Tabel 1 menunjukkan hasil normalisasi data curah hujan pada tahun 2009 - 2019 di Denpasar.

Tabel 1. Data normalisasi curah hujan tahun 2009-2019 di Denpasar

Tahun	Jan	Feb	...	Nov	Dec
2009	0,715	0,551	...	0,290	0,370
2010	0,433	0,437	...	0,473	0,583
2011	0,551	0,418	...	0,402	0,530
2012	0,900	0,284	...	0,176	0,471
2013	0,660	0,258	...	0,356	0,343
2014	0,494	0,473	...	0,197	0,547
2015	0,529	0,369	...	0,114	0,272
2016	0,219	0,591	...	0,453	0,535
2017	0,448	0,473	...	0,599	0,779
2018	0,664	0,306	...	0,431	0,201
2019	0,367	0,255	...	0,119	0,308

### Pelatihan Jaringan

Berdasarkan tahapan penelitian, setelah didapat nilai awal bobot dan bias menggunakan algoritma Nguyen-Widrow, langkah selanjutnya adalah melanjutkan ke fase pelatihan jaringan. Pelatihan tersebut menggunakan algoritma propagasi mundur dengan momentum dan *adaptive learning rate*. Data latih diolah menggunakan *learning rate* 0,01 dengan target MSE ditetapkan sebesar 0,1 dan iterasi maksimum ditentukan sebesar 500. Kecepatan pembelajaran selama pelatihan bersifat adaptif. Artinya kecepatan pembelajaran dapat bervariasi selama pelatihan dan berhenti ketika iterasi mencapai batas maksimal atau mencapai target *error*. Hasil pelatihan dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil pelatihan dengan variasi jumlah *neuron* pada *hidden layer*

<i>Neuron</i>	<i>Epoch</i> ditemukan	MSE
10	18	0,045
20	16	0,075
30	17	0,049
40	12	0,054
50	11	0,037
60	15	0,038
70	11	0,047
80	9	0,047

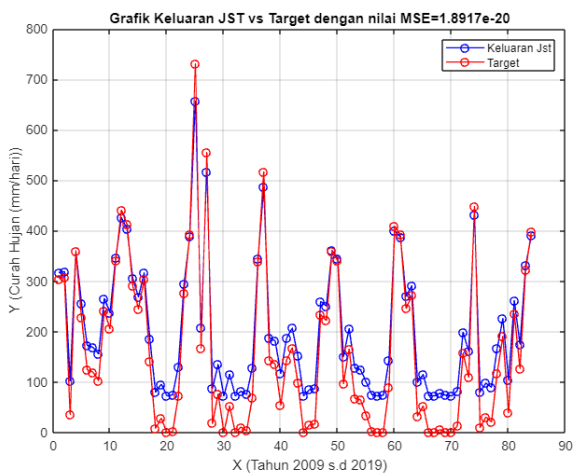
Berdasarkan Tabel 2, nilai MSE untuk model dengan *neuron* 50 adalah 0,037. Nilai ini lebih kecil

dibandingkan nilai MSE untuk model dengan jumlah *neuron* lainnya, yaitu 0,038 untuk model dengan jumlah 60, 0,045 untuk model dengan jumlah 10, dan 0,047 untuk model dengan jumlah 70 dan 80. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa model dengan jumlah *neuron* 50 memberikan nilai MSE terkecil dan akurasi yang lebih baik dibandingkan model dengan lainnya.

**Hasil Pengujian**

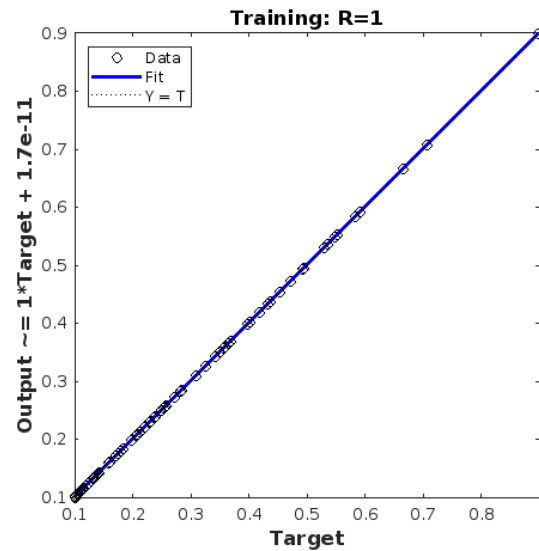
**Pengujian dengan Data Latih**

Berdasarkan hasil pelatihan jaringan, ditemukan bobot optimal dalam jaringan dan diterapkan dalam proses pengujian. Evaluasi kemampuan jaringan dilakukan menggunakan 96 data latih untuk mengevaluasi kemampuan jaringan dalam mengidentifikasi pola data dengan efektif. Pengujian melibatkan satu *hidden layer* dengan *neuron* sebanyak 50 dan *learning rate* yaitu 0,01. Grafik hasil pengujian menggunakan data latih ini terlihat pada Gambar 1.



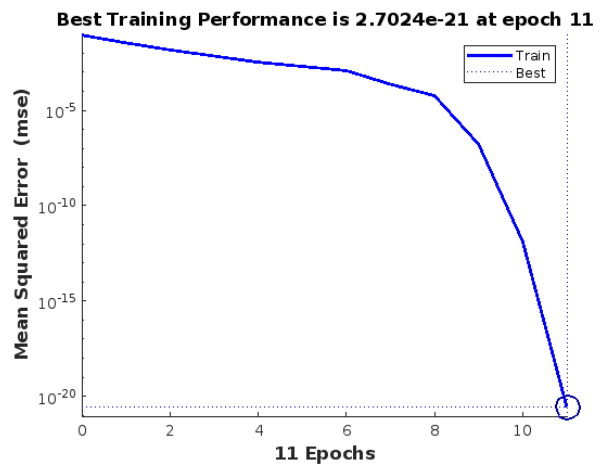
Gambar 1. Grafik hasil pelatihan menggunakan data latih

Gambar 1 menunjukkan data target dan data keluaran hasil jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Berdasarkan keluaran jaringan terhadap target menunjukkan hasil yang hampir sama (mampu mengenali pola data), yaitu titik pola atau grafik garis biru hampir berada pada titik yang sama atau sangat dekat dengan titik pola atau grafik garis merah dengan total MSE sebesar  $1,8917 \times 10^{-20}$  sehingga *error* sangat kecil. Korelasi dan *performance* proses pelatihan dan pengujian data latih dapat dilihat pada Gambar 2 dan 3.



Gambar 2. Nilai korelasi regresi

Gambar 2 menunjukkan bahwa plot nilai korelasi regresi yang dihasilkan proses pelatihan dan pengujian data latih adalah 1. Nilai korelasi regresi yang mendekati 1 menunjukkan adanya hubungan positif kuat antara kedua variabel. Hal ini berarti semakin tinggi nilai data target, semakin tinggi pula nilai data keluarannya.

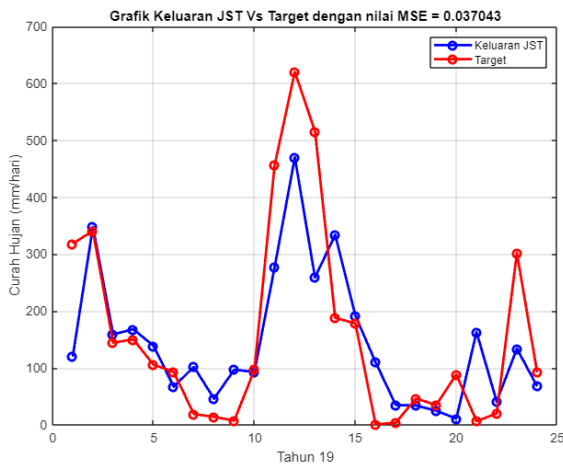


Gambar 3. Performance pelatihan data

Gambar 3 menunjukkan plot penurunan yang stabil dan konvergen ke suatu nilai yang kecil. Penurunan nilai MSE yang stabil menunjukkan bahwa jaringan saraf tiruan *backpropagation* belajar dengan baik dan tidak mengalami *overfitting*. Iterasi dengan 11 *epoch* adalah iterasi di mana jaringan saraf tiruan *backpropagation* mencapai akurasi optimal. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa data hasil pelatihan mempunyai akurasi prediksi yang baik.

**Pengujian dengan Data Uji**

Pengujian menggunakan data uji memiliki tujuan untuk mengevaluasi sejauh mana sistem dapat mengenali sampel yang dilatih. Pengujian memanfaatkan data sebelumnya yang belum pernah digunakan dalam proses pelatihan. Model arsitektur terbaik untuk pengujian melibatkan 50 neuron pada satu *hidden layer* dan *learning rate* yaitu 0,01. Grafik hasil pengujian dengan data uji ini terlihat pada Gambar 3.



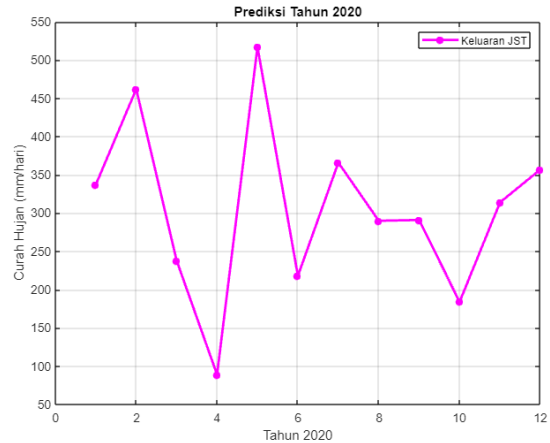
Gambar 4. Grafik hasil pengujian dengan menggunakan data uji

Gambar 4 menunjukkan hasil data target dan data keluaran jaringan saraf tiruan *backpropagation* dengan total 24 data dengan MSE sebesar 0,037. Hal tersebut menunjukkan bahwa hasil prediksi bisa dikatakan akurat sehingga dapat digunakan. Hasil prediksi curah hujan di Denpasar tahun 2020 terlihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Data prediksi curah hujan di Kota Denpasar tahun 2020

Bulan ke-	Curah Hujan
1	337
2	462
3	238
4	89
5	517
6	218
7	366
8	290
9	291

Bulan ke-	Curah Hujan
10	184
11	314
12	357



Gambar 5. Plot data prediksi purah hujan di Denpasar tahun 2020

Gambar 5 menampilkan plot hasil prediksi curah hujan tahun 2020. Jadi dapat disimpulkan bahwa penerapan metode jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat diterapkan untuk melakukan prediksi pada data curah hujan. Berdasarkan data hasil prediksi pada Tabel 3 terlihat bahwa bulan Mei memiliki curah hujan tertinggi, yaitu 517 mm dan bulan April memiliki curah hujan terendah, yaitu 89 mm.

**PENUTUP**

**SIMPULAN**

Berdasarkan hasil pelatihan yang diperoleh dengan beberapa parameter, didapatkan hasil terbaik untuk proses pengujian dan prediksi yaitu satu *hidden layer* dengan 50 jumlah neuron, epoch 11 dan *learning rate* 0,01 diperoleh hasil prediksi curah hujan di Kota Denpasar tahun 2020 yaitu bulan Mei memiliki curah hujan tertinggi sebesar 517 mm dan bulan April memiliki curah hujan terendah sebesar 89 mm dengan nilai MSE yang dihasilkan sebesar 0,037 dengan koefisien korelasi, yaitu 1 yang menunjukkan bahwa terdapat korelasi positif yang kuat dan data curah hujan hasil *training* memiliki akurasi prediksi yang baik sehingga dapat disimpulkan bahwa secara teoritis metode jaringan saraf tiruan dengan

menggunakan *backpropagation* bisa digunakan untuk meramalkan curah hujan di masa depan.

## SARAN

Untuk penelitian selanjutnya disarankan menggunakan fungsi aktivasi selain sigmoid biner, ataupun menggunakan algoritma lain untuk penentuan nilai bobot awal dan bias.

## DAFTAR PUSTAKA

- Simbolon, A. D., Hartama, D., Anggraini, F., Studi Teknik Informatika, P., Tunas Bangsa, S., Jln Sudirman Blok No, P. A., & Utara -Indonesia, S. (2019). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Gizi Balita Pada Puskesmas Siantar Utara Kota Pematangsiantar. *BRAHMANA: Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, 1(1), 48–54.
- Febrina, M., Arina, F., Ekawati, R., Teknik, J., Universitas, I., & Tirtayasa, A. (2013). Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation. Dalam *Jurnal Teknik Industri* (Vol. 1, Nomor 2).
- Finaliamartha, D., Supriyadi, D., & Fitriana, G. F. (2022). Penerapan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Tengah. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 9(4), 751–760.
- Han, Jiawei, Kamber, & Micheline. (t.t.). *Data Mining: Concepts and Techniques Second Edition*.
- Hassani, H., Webster, A., Silva, E., & Heravi, S. (2015). “Forecasting U.S. Tourist arrivals using optimal Singular Spectrum Analysis” *Tourism Management*, 46(2015), 322–335.
- Haviluddin, Arifin, Z., Kridalaksana, A., & Cahyadi, D. (2016). Prediksi Kedatangan Turis Asing ke Indonesia Menggunakan Backpropagation Neural Networks. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 4(4), 485–490.
- Hutasuhut, A., Anggraeni, W., & Tyasnurita, R. (2014). Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) di CV. Asia. *Jurnal Teknik ITS*, 3(2), A169–A174.
- Muflih, G., Sunardi, & Yudhana, A. (2019). Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Curah Hujan di Wilayah Kabupaten Wonosobo. *Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, 4(1), 45–56.
- Dewi, N. A. K., Bhari, S., Kunci, K., & Sitasi, C. (2019). Model Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Indonesian Physical Review*, 2(1), 9–17.
- Sabati, T. K. D. (2014). Peramalan Permintaan Sari Apel Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) di *KSU Brosem, Batu*. Doctoral dissertation, Universitas Brawijaya.
- Sakinah, N. P., Cholissodin, I., & Widodo, A. W. (2018). Prediksi Jumlah Permintaan Koran Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 2(7), 2612–2618.
- Sawitri, M. N. D., Sumarjaya, I. W., & Tastrawati, N. K. T. (2018). Peramalan Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *E-Jurnal Matematika*, 7(3), 264.
- Balai, S. O., Teknologi, P., Hutan, H., Kayu, B., Dharma, J., & No, B. (2012). Analisis Variabilitas Curah Hujan Dan Suhu di Bali (*Rainfall and Temperature Variability Analysis in Bali*) *Jurnal Analisis Kebijakan Kehutanan*.
- Soares, F. M., & Souza, A. M. F. (t.t.) (2022). *Neural network programming with Java: unleash the power of neural networks by implementing professional Java code*.
- Widiastuti, F., Kaswidjanti, W., & Rustama, H. (2014). Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Aplikasi Pengenalan Tanda Tangan. *Informatika dan teknologi Informasi*, 11(1), 69–76.
- Wuryandari, M. D., & Afrianto, I. (2012). Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Learning Vector Quantization Pada Pengenalan Wajah. Dalam *Jurnal Komputer dan Informatika (KOMPUTA) 45 Edisi. I* (Nomor 1).