

**APLIKASI MODEL ANN METODE *BACKPROPAGATION* UNTUK
PREDIKSI CUACA DI KABUPATEN CILACAP**

Riri Diah Septiarini

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Jenderal Soedirman

Jajang*

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Jenderal Soedirman
jajang@unsoed.ac.id

Najmah Istikaanah

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Jenderal Soedirman

Noor Sofiati

Universitas Islam Negeri Prof. KH. Saifuddin Zuhri

ABSTRACT. *Weather is the state of the air at a certain time and in a certain area which is relatively narrow and in a short time. Indonesia has a tropical climate that causes a lot of extreme weather. Prediction of the weather is an important thing in carrying out activities. The weather prediction by using statistic modeling is needed for this study. One of the models that is often used is Artificial Neural Networks (ANN) with backpropagation learning method. This research will predict the weather in Cilacap Regency because it has unpredictable weather in certain months which has a direct impact on human activities. In this study, 15 tests were carried out with various parameters, namely the epoch value of 3000, the number of neurons hidden were 5, 10 and 15, and the learning rate was 0.01; 0.02; 0.03; 0.04 and 0.05. Based on the test, the best accuracy level was obtained on the 4-10-2 architecture with a learning rate of 0.01. Architecture 4-10-2 produces a MAPE value of 2.568%.*

Keywords: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Weather, MAPE, Predict.*

ABSTRAK. Cuaca adalah keadaan udara pada waktu tertentu dan pada daerah tertentu yang relatif sempit dan dalam waktu yang singkat. Indonesia memiliki iklim tropis yang menyebabkan banyak terjadinya cuaca ekstrem. Prediksi cuaca merupakan suatu hal yang penting dalam melakukan aktivitas. Prediksi cuaca melalui pemodelan statistika perlu dikaji. Salah satu model yang sering digunakan untuk memprediksi *Artificial Neural Networks* (ANN) metode *Backpropagation*. Pada penelitian ini akan memprediksi cuaca di Kabupaten Cilacap karena memiliki cuaca yang kurang menentu di bulan-bulan tertentu yang berdampak langsung pada aktifitas manusia. Pada penelitian ini dilakukan 15 kali pengujian dengan variasi parameter yaitu nilai *epoch* sebesar 3000, jumlah neuron *hidden* sebanyak 5, 10, dan 15, dan *learning rate* sebesar 0,01; 0,02; 0,03; 0,04 dan 0,05. Berdasarkan pengujian yang diperoleh tingkat akurasi terbaik berada pada arsitektur 4-

10-2 dengan *learning rate* 0,01. Arsitektur 4-10-2 menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,568%.

Kata Kunci: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Cuaca, MAPE, Prediksi.*

1. PENDAHULUAN

Cuaca merupakan suatu kondisi udara di suatu daerah dengan waktu yang relatif singkat, dinyatakan dengan berbagai parameter seperti suhu, tekanan udara, kecepatan angin, kelembaban udara, dan berbagai fenomena atmosfer lainnya. Indonesia memiliki iklim tropis yang menyebabkan banyak terjadinya cuaca ekstrem. Cuaca yang ekstrem biasanya lebih banyak terjadi di daerah di pesisir pantai, salah satunya adalah Kabupaten Cilacap. Kabupaten Cilacap merupakan daerah yang memiliki cuaca yang kurang menentu di bulan-bulan tertentu. Oleh karena itu, pemerintah atau BMKG harus memikirkan strategi yang sesuai dalam memprediksi pola cuaca (BMKG Cilacap, 2022).

Prediksi cuaca merupakan suatu hal yang penting dalam melakukan aktivitas. Prediksi atau perkiraan merupakan sesuatu yang akan terjadi pada waktu yang akan datang berdasarkan pada data yang sudah ada di waktu sekarang dan waktu lampau (Nugroho & Kristiawan, 2016). Prediksi yang akurat sangat dibutuhkan dalam pembuatan perencanaan. Akurasi dari suatu hasil peramalan diukur dengan mengukur besarnya error (selisih nilai aktual dengan hasil prediksi).

Adapula model yang sering digunakan untuk memprediksi suatu data, salah satunya adalah *Backpropagation*. *Backpropagation* adalah metode untuk melatih jaringan saraf tiruan (JST). *Backpropagation* merupakan arsitektur jaringan syaraf tiruan dengan proses pembelajaran maju dan kesalahan dikoreksi secara mundur (Amalia, 2018). Model jaringan ini banyak digunakan untuk proses pengenalan, peramalan dan prediksi dengan tingkat akurasi yang baik. Pada penelitian ini, penulis akan memprediksi cuaca di Kabupaten Cilacap dengan menggunakan *Backpropagation* dalam model ANN.

Terdapat peneliti terdahulu yang memprediksi suatu permasalahan dengan algoritma *Backpropagation* dalam model ANN. Pada penelitian Afsari dewi et al., (2019), melakukan prediksi curah hujan harian menggunakan algoritma

Backpropagation dalam model ANN menghasilkan prediksi yang cukup baik dengan arsitektur satu output layer, satu hidden layer dan satu output layer dengan variasi parameter 7-12-1 dan epoch 50.000 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,1560.

Berdasarkan uraian di atas, maka artikel ini akan membahas mengenai implementasi backpropagation dalam model ANN untuk prediksi cuaca di Kabupaten Cilacap.

2. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan pada penelitian ini adalah studi kasus. Data yang digunakan adalah data cuaca di Kabupaten Cilacap selama 3 tahun per hari dari 01 Januari 2019 – 31 Desember 2021. Prediksi data pada penelitian ini menggunakan *software jupyter notebook*. Adapun langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

a. Langkah-langkah dalam perhitungan manual

Fungsi aktivasi yang sering digunakan adalah fungsi sigmoid biner dengan range [0,1]. Fungsi aktivasi sigmoid biner dapat dihasilkan dengan persamaan matematika sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

dengan turunan dari fungsi aktivasi sigmoid biner yang dihasilkan dari persamaan (1) sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$f'(x) = \frac{0 + e^{-x} \cdot 1}{(1 + e^{-x})^2}$$

$$f'(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \left(\frac{e^{-x}}{1 + e^{-x}} \right)$$

$$f'(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \left(\frac{1 + e^{-x} - 1}{1 + e^{-x}} \right)$$

$$f'(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \left(\frac{1 + e^{-x}}{1 + e^{-x}} \right) - \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

$$f'(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-x}}\right)$$

$$f'(x) = y(1 - y) \quad (2)$$

Langkah 1

Inisialisasi semua bobot dan inisialisasi bobot bias menggunakan nilai random kecil antara 0 dan 1.

Langkah 2

Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, maka lakukan langkah 3 sampai 10. Kondisi penghentian yang dipakai adalah batas jumlah *epoch* dan batas *error*.

Langkah 3

Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 4 sampai 10 pada Fase I dan Fase II.

Fase I: Propagasi Maju (*Feedforward*)**Langkah 4**

Tiap unit *input* menerima sinyal *input* x_1 dan sinyal ini dikirim ke seluruh unit pada *hidden layer*.

Langkah 5

Hitung semua *output* di unit *hidden* Z_j ($j = 1, 2, \dots, p$). Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Z_{net_j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (3)$$

$$Z_j = f(Z_{net_j}) \quad (4)$$

Langkah 6

Hitung semua *output* jaringan di unit *output* y_k ($k = 1, 2, \dots, m$). Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$y_{net_k} = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_i w_{ik} \quad (5)$$

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (6)$$

Fase II: Propagasi Mundur (*Backpropagation*)

Langkah 7

Hitung faktor δ unit *output* berdasarkan *error* disetiap unit y_k ($k = 1, 2, \dots, m$). Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{net_k}) = (t_k - y_k)y_k(1 - y_k). \quad (7)$$

Untuk memperbaharui bobot pada *hidden layer* akan menggunakan *learning rate* (η). Persamaan matematika yang digunakan untuk menghitung faktor koreksi bobot untuk memperbaiki bobot w_{jk} adalah sebagai berikut:

$$\Delta w_{jk} = \eta \delta_k z_j. \quad (8)$$

Kemudian akan dihitung faktor koreksi bias untuk memperbaiki bobot bias w_{0k} . Persamaan matematika yang digunakan untuk menghitung faktor koreksi bias adalah sebagai berikut:

$$\Delta w_{0k} = \eta \delta_k. \quad (9)$$

Langkah 8

Pada langkah ini akan dihitung faktor δ disetiap *hidden layer* berdasarkan nilai *error* pada setiap unit *hidden* Z_j ($j = 1, 2, \dots, p$). Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\delta_{netj} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}, \quad (10)$$

$$\delta_j = \delta_{netj} f'(z_{netj}) = \delta_{netj} z_j (1 - z_j). \quad (11)$$

Akan dihitung faktor koreksi bobot v_{ij} yang akan digunakan untuk memperbaiki bobot v_{ij} . Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\Delta v_{ij} = \eta \delta_j x_i. \quad (12)$$

Kemudian akan dihitung faktor koreksi bias untuk memperbaiki bobot bias v_{ij} . Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$\Delta v_{oj} = \eta \delta_j. \quad (13)$$

Langkah 9

Hitung semua perubahan atau modifikasi bobot dan bias pada lapisan *hidden* menuju unit *output* dan pada unit *input* menuju unit *hidden*. Persamaan matematika yang digunakan adalah sebagai berikut:

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

$$v_{ij(\text{baru})} = v_{ij(\text{lama})} + \Delta v_{ij} \quad (15)$$

$$w_{ok(\text{baru})} = w_{ok(\text{lama})} + \Delta w_{ok} \quad (16)$$

$$v_{oj(\text{baru})} = v_{oj(\text{lama})} + \Delta v_{oj} \quad (17)$$

Langkah 10

Menguji apakah kondisi berhenti sudah terpenuhi. Jika *error* yang dihasilkan lebih kecil sama dengan (\leq) *error* target atau iterasi pelatihan telah mencapai maksimal iterasi yang ditentukan maka iterasi dihentikan. Jika tidak ulangi langkah ke-3.

b. Langkah-langkah dalam perhitungan menggunakan *software*

1. Memasukkan Data (*Input Data*)
2. Normalisasi Data
3. Perancangan Dataset
4. Pembagian Dataset
5. Perancangan Arsitektur Model ANN
6. Perancangan Variasi Parameter
7. Hasil Pengujian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Memasukkan Data (*Input Data*)

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harian cuaca di Kabupaten Cilacap dari tanggal 01 Januari 2019 sampai 31 Desember 2021. Data tersebut diperoleh dari BMKG Kabupaten Cilacap.

3.2 Normalisasi Data

Pada tahap ini dilakukan proses normalisasi data yaitu mengubah nilai sehingga memiliki rentang nilai yang sama. Pada ANN setiap *layer* dalam proses

pengujian dan pelatihan *output* arsitektur ANN menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner pada persamaan (1). Nilai dari fungsi ini adalah antara 0 dan 1, sehingga harus dinormalisasi dengan persamaan berikut.

$$X_{norm} = \frac{X' - \min(X')}{\max(X') - \min(X')} \quad (18)$$

Normalisasi data dengan bahasa pemrograman python menggunakan library Numpy dengan modul sklearn. Fungsi modul sklearn adalah untuk melakukan berbagai transformasi terhadap data yang akan diuji. MinMaxScaler adalah salah satu fasilitas dari modul sklearn yang berguna untuk menjalankan perhitungan normalisasi data sehingga data berada pada interval (0,1).

3.3 Perancangan Dataset

Perancangan dataset berdasarkan variabel *input* dan *output* dapat dilihat pada Tabel 3.1. *Input* yang akan diproses berjumlah 4 dan menghasilkan 2 nilai *output* yaitu 1 dengan hasil hari tersebut hujan atau 0 yang artinya hari tersebut tidak hujan. Pada proses ini digunakan library Pandas.

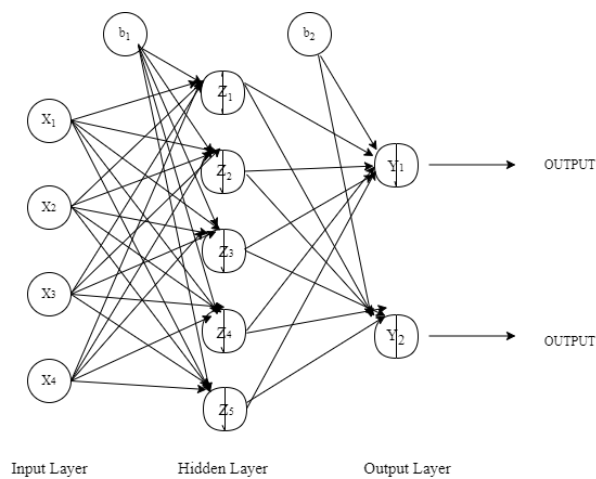
3.4 Pembagian Dataset

Pada model ANN proses analisa data dibagi menjadi dua yaitu data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan untuk mendefinisikan parameter model atau melatih kemampuan suatu model, sedangkan data pengujian digunakan dengan tujuan untuk menguji kemampuan suatu model. Pada penelitian ini dataset akan dibagi menjadi 90% dari dataset prediksi yaitu 986 pola data sebagai data pelatihan dan 10% dari dataset prediksi yaitu 109 pola data sebagai data pengujian. Modul yang digunakan pada pemrograman untuk proses pelatihan dan pengujian adalah modul sklearn dengan fungsi `train_test_split`.

3.5 Perancangan Arsitektur Model ANN

Pada penelitian ini arsitektur model ANN yang digunakan adalah arsitektur jaringan *multilayer network* dengan 3 layer, untuk gambaran arsitektur dapat dilihat pada Gambar 4.1. Menurut Brownlee (2020), tidak ada aturan dalam menentukan jumlah hidden layer yang akan digunakan, tetapi semakin dalam suatu jaringan akan menghasilkan prediksi yang semakin akurat apabila data yang

diuji memiliki jumlah yang besar. Berdasarkan pengujian yang dilakukan, prediksi cuaca di Kabupaten Cilacap akan diproses dengan 1 *hidden layer*. Maka arsitektur terdiri dari satu *input layer*, satu *hidden layer*, dan dua *output layer*. Dengan neuron *input* sebesar 4, neuron *hidden* sebesar 5; 10; dan 15. Arsitektur ANN dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur ANN

3.6 Perancangan Variasi Parameter

Perancangan algoritma *Backpropagation* dalam model ANN ini terdiri dari inisialisasi parameter, yaitu penentuan bobot dan bias awal serta jumlah *epoch*, dan *hidden* neuron. Pada penelitian ini nilai bobot dan bias awal akan dibangkitkan secara acak, yaitu antara 0 sampai 1. Jumlah *epoch* dan *hidden* neuron diuji secara bertahap sampai mendapatkan hasil yang optimal. Jumlah *epoch* yang akan digunakan pada proses pembelajaran data adalah 3000 dan jumlah *hidden* neuron yang akan digunakan pada proses pembelajaran data adalah 5, 10, dan 15. Jumlah epoch berkaitan dengan *learning rate* yang digunakan. *Learning rate* adalah parameter yang digunakan untuk menyesuaikan tingkat perubahan bobot model. *Learning rate* berpengaruh dalam seberapa cepat atau baik model mempelajari data yang diproses. Menurut Brownlee (2020), semakin kecil epoch yang digunakan semakin besar tingkat *learning rate* yang diperlukan. Nilai *learning rate* yang digunakan pada penelitian ini sebesar 0,01, 0,02, 0,03,

0,04 dan 0,05. Berikut adalah detail rancangan arsitektur ANN yang digunakan untuk memprediksi cuaca di Kabupaten Cilacap pada Tabel 1.

Tabel 1. Rancangan Variasi Parameter

Parameter	Keterangan
Bobot Awal	Random [0,1].
<i>Input layer</i>	Jumlah neuron pada input layer sebanyak 4 neuron.
<i>Hidden layer</i>	Jumlah neuron pada hidden layer ditentukan yaitu dengan variasi 5, 10, dan 15.
<i>Output layer</i>	Jumlah neuron pada <i>output layer</i> sebanyak 2 neuron. Output menghasilkan nilai 0 maka tidak hujan dan output menghasilkan nilai 1 maka hujan.
<i>Learning rate</i>	<i>Learning rate</i> yang digunakan yaitu 0,01; 0,02; 0,03; 0,04 dan 0,05.
Iterasi/ <i>epoch</i>	Jumlah iterasi/ <i>epoch</i> yaitu 3000.

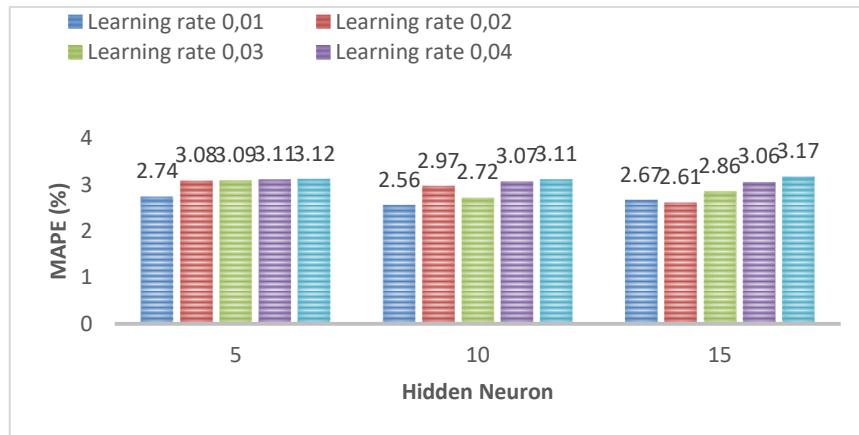
3.7 Hasil Pengujian

Pengujian model prediksi berdasarkan perancangan arsitektur pada Tabel 3.1 dilakukan sebanyak 15 kali pengujian dengan menggunakan bantuan *software Jupyter*. Hasil akurasi pengujian dengan algoritma *Backpropagation* dalam model ANN didapatkan hasil akhir yang dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Akurasi

Pengujian ke-	Arsitektur	Neuron <i>Hidden</i>	<i>Learning rate</i>	MAPE
1	4-5-2	5	0,01	2,735%
2	4-5-2	5	0,02	3,083%
3	4-5-2	5	0,03	3,093%
4	4-5-2	5	0,04	3,105%
5	4-5-2	5	0,05	3,119%
6	4-10-2	10	0,01	2,568%
7	4-10-2	10	0,02	2,977%
8	4-10-2	10	0,03	2,728%
9	4-10-2	10	0,04	3,079%
10	4-10-2	10	0,05	3,103%
11	4-15-2	15	0,01	2,670%
12	4-15-2	15	0,02	2,614%
13	4-15-2	15	0,03	2,860%
14	4-15-2	15	0,04	3,061%
15	4-15-2	15	0,05	3,170%

Hasil pengujian pada Tabel 2 dengan kombinasi parameter *learning rate* dan jumlah neuron pada *hidden layer* berdasarkan nilai MAPE pengujian diperoleh informasi bahwa semua prediksi sangat akurat karena nilai MAPE kurang dari 10% yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Perbandingan Nilai MAPE

Berdasarkan Gambar 2, nilai MAPE pada kombinasi parameter learning rate 0,01 dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 5 neuron dan 10 neuron secara berturut-turut mengalami penurunan, kemudian mengalami kenaikan pada 15 neuron. Nilai MAPE pada kombinasi *learning rate* 0,02 dengan jumlah neuron pada *hidden layer* terus mengalami penurunan disetiap penambahan jumlah neuron sedangkan nilai MAPE pada kombinasi *learning rate* 0,03 dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 5 neuron dan 10 neuron secara berturut-turut mengalami penurunan, kemudian mengalami kenaikan pada 15 neuron. Nilai MAPE pada kombinasi *learning rate* 0,04 dengan jumlah neuron pada *hidden layer* terus mengalami penurunan disetiap penambahan jumlah neuron. Dan nilai MAPE pada kombinasi *learning rate* 0,05 dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 5 neuron dan 10 neuron secara berturut-turut mengalami penurunan, kemudian mengalami kenaikan pada 15 neuron. Hasil prediksi dan data aktual dapat dilihat pada pada Tabel 3.3. pada arsitektur terbaik algoritma *Backpropagation* dalam model ANN.

Tabel 3. Hasil Prediksi

		Aktual	
		0	1
Prediksi	0	491	310
	1	1	292

Berdasarkan Tabel 3, prediksi yang benar dihasilkan sebanyak 783, dengan hasil 0 sebanyak 491 dan dengan hasil 1 sebanyak 292. Dan prediksi yang salah sebanyak 311.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan pada penelitian ini dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. implementasi algoritma *Backpropagation* dalam model ANN pada prediksi cuaca di Kabupaten Cilacap menghasilkan proses pembelajaran yang baik menggunakan 1 *hidden layer*. Pengujian dilakukan sebanyak 15 kali dengan 15 kombinasi parameter. Berdasarkan 15 kali pengujian yang dilakukan terdapat kombinasi parameter yang menghasilkan proses pembelajaran paling baik, yaitu pada arsitektur 4-10-2 dengan *learning rate* sebanyak 0,01 dan epoch sebanyak 3000, 4-15-2 dengan *learning rate* sebanyak 0,02 dan epoch sebanyak 3000 dan 4-15-2 dengan *learning rate* sebanyak 0,01 dan epoch sebanyak 3000.;
2. berdasarkan 3 kombinasi parameter terbaik yang diuji, tingkat akurasi terbaik berada pada arsitektur 4-10-2 dengan *learning rate* 0,01. Arsitektur 4-10-2 menghasilkan nilai MAPE sebesar 2,568%. Berdasarkan Tabel 2.1 nilai MAPE sebesar 2,568% merepresentasikan bahwa model tersebut memiliki kemampuan prediksi dengan predikat sangat akurat untuk melakukan prediksi cuaca di Kabupaten Cilacap.

4.2 Saran

Berdasarkan pembahasan pada penelitian ini, saran yang dapat diberikan sebagai berikut:

1. pada penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah *hidden layer*, neuron *hidden* dan *epoch* untuk membandingkan kombinasi parameter dengan penelitian ini sehingga diperoleh kombinasi parameter yang lebih efektif dalam memprediksi cuaca di Kabupaten Cilacap;
2. pada penelitian selanjutnya disarankan dapat menggunakan algoritma *Backpropagation* dalam model ANN dengan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan pada proses pembobotan atau menggunakan optimasi *stochastic gradient descent* (SGD).

DAFTAR PUSTAKA

- Afsari Dewi, K. N., Bahri, S., dan Irwansyah, I., *Model Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation*, Indonesian Physical Review, **2**(1) (2019).
- Amalia, N., *Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Korban Jiwa pada Kejadian Tornado Di Amerika Serikat (Studi Kasus: Data Tornado Di Amerika Serikat Tahun 2016)*, <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/7811>, 2018.
- BMKG Cilacap., *Cuaca di Kabupaten Cilacap*. BMKG Cilacap, <https://www.bmkg.go.id/cuaca/prakiraan-cuaca.bmkg?Kota=Cilacap&AreaID=501242&Prov=11>, 2022.
- Brownlee, J., *Long Short-Term Memory Networks With Python Develop Sequence Prediction Models With Deep Learning*, Machine Learning Mastery, San Fransisco, 2020.
- Nugroho dan Kristiawan, *Model Analisis Prediksi Menggunakan Metode Fuzzy Time Series*, Infokam, **12**(1) (2016), 46–50.