
Indonesian Physical Review

Volume 2 Issue 1, January 2019

P-ISSN: 2615-1278, e-ISSN: 2614-7904

Model Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation

Komang Nonik Afsari Dewi¹. Syamsul Bhari². Irwansyah³

¹ Faculty of Science Mataram University. Indonesia. E-mail: komang.nonik@gmail.com

² Faculty of Science. Mataram University. Indonesia. E-mail: syamsul.mat.unram@gmail.com

³ Faculty of Science. Mataram University. Indonesia. E-mail: lrw@unram.ac.id

INFO ARTIKEL

Kata Kunci :

Artificial Neural Network; Backpropagation; Lombok International Airport (LIA); MSE; Rainfall.

Cara Sitasi :

Dewi, K.N.A., Bahri, S., Irwansyah. (2019). Model Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. Indonesian Physical Review, 2(1), 9-17

DOI :

<https://doi.org/10.29303/iph.v2i1.17>

ABSTRAK

Weather is an atmospheric condition that occurs in a narrow area with a short space of time. Observations of weather elements are needed in everyday life, for it can affect the safety of air transportation. The weather element that is often predicted is rainfall. Rainfall in tropical regions such as Indonesia is one of the parameters that can describe weather conditions in general. The method used to predict rainfall was artificial neural network with backpropagation algorithm. The purpose of this paper is to apply the model of artificial neural networks with backpropagation algorithm to predict daily rainfall and to determine prediction accuracy based on Mean Square Error (MSE). The network used has 3 layers namely input layer, hidden layer, and output layer with 7 input neurons, 12 hidden neurons, and 1 output neuron. The activation function used were bipolar sigmoid function and linear function. Based on data analysis carried out using network architecture and parameters that had been determined with 578 data at the training stage. MSE values of 25,0639 was obtained and based on the results of the network training process, the prediction was quite well. In the testing stage, the model developed using data as much as 145. MSE value of 405,1994 was obtained. MSE obtained during the testing stage was greater than that of obtained during the training process due to several factors, one of them is because the weather is volatile so the weather conditions vary every year and global warming causes weather conditions to be unpredictable.

Copyright © 2019 IPR. All rights reserved.

Pendahuluan

Cuaca dan iklim merupakan dua kondisi yang hampir sama tetapi memiliki perbedaan khususnya terhadap kurun waktu. Cuaca merupakan kondisi atmosfer yang terjadi pada luasan wilayah yang sempit dengan rentang waktu yang cukup singkat, sedangkan iklim merupakan kumpulan dari kondisi cuaca yang kemudian disusun dan dihitung dalam bentuk rata-rata kondisi cuaca dalam kurun waktu tertentu [1]. Cuaca dapat berubah-ubah karena dipengaruhi oleh beberapa faktor seperti tekanan udara, suhu, angin, kelembaban udara dan

curah hujan [2]. Faktor-faktor cuaca dapat mempengaruhi kelancaran jalur transportasi baik transportasi udara, laut maupun darat. Salah satu faktor cuaca yang dapat menggambarkan secara umum keadaan cuaca yaitu curah hujan. Curah hujan yang terjadi tidak dapat ditentukan secara pasti, namun dapat diprediksi atau diperkirakan. Dengan menggunakan data curah hujan di masa lampau untuk memprediksi curah hujan yang terjadi pada masa yang akan datang [3].

Prediksi cuaca merupakan proses mengidentifikasi dan memprediksi keakuratan dari keadaan iklim dengan menggunakan model computer, observasi, dan pengetahuan akan pola dan kecenderungannya [4]. Salah satu sektor yang membutuhkan prediksi cuaca yaitu sektor penerbangan. Prediksi cuaca dijadikan acuan untuk keselamatan dalam penerbangan serta penentuan pesawat bisa tinggal landas atau tidak dan pesawat bisa mendarat di suatu bandara atau tidak dengan kondisi cuaca tertentu. Salah satu unsur cuaca yang secara umum dapat menggambarkan keadaan cuaca yaitu curah hujan sehingga diperlukan adanya prediksi curah hujan. Namun curah hujan merupakan faktor cuaca yang sulit di prediksi secara akurat. Oleh karena itu, dibutuhkan suatu metode dalam menyelesaikan masalah yang kompleks dengan tingkat akurasi yang tinggi [5]. Salah satu metode yang dapat digunakan yaitu jaringan syaraf tiruan dengan algoritma *backpropagation*.

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model dari algoritma *backpropagation* jaringan syaraf tiruan serta menentukan tingkat akurasi berdasarkan MSE untuk memprediksi curah hujan harian.

Teori

Curah Hujan dapat diperoleh melalui beberapa informasi yaitu: data curah hujan rata-rata tahunan, hari hujan, pola musiman, dan peluang kejadian hujan. Curah hujan dibatasi sebagai tinggi air hujan (dalam mm) yang diterima di permukaan sebelum mengalami aliran permukaan, evaporasi, dan perembesan ke dalam tanah. Jumlah hari hujan dapat dinyatakan per minggu, dekade, bulan, tahun, atau satu periode tanam (tahap pertumbuhan tanaman), dimana curah hujan rata-ratanya dapat dihitung dengan cara menjumlahkan curah hujan harian hasil pengukuran sesuai dengan periode waktu yang diperlukan dan dibagi dengan periode waktu tersebut [6].

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dengan melakukan proses pembelajaran melalui perubahan bobot *sinapsis*-nya. Ada beberapa aplikasi dari jaringan syaraf tiruan yaitu digunakan untuk pengenalan pola (misal huruf, angka, suara atau tanda tangan) yang sudah sedikit berubah. Jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk peramalan dengan mengenali kegiatan yang berbasis pada data masa lalu. Data masa lalu tersebut akan dipelajari oleh jaringan syaraf tiruan sehingga mempunyai kemampuan memberi keputusan terhadap data yang belum pernah dipelajari [7]. Beberapa arsitektur jaringan yang sering dipakai dalam jaringan syaraf tiruan yaitu jaringan layar tunggal, jaringan layar ganda dan *recurrent*.

Backpropagation adalah salah satu algoritma pada jaringan syaraf tiruan yang sering digunakan dalam mencari bobot optimal. Pada jaringan *backpropagation* terdapat pola *input* dan *output* yang diinginkan. Pada saat jaringan diberikan suatu pola, nilai bobot-bobot diubah agar dapat memperkecil perbedaan antara pola *output* dari jaringan dan pola *output* yang diinginkan.

Pelatihan jaringan dilakukan berulang-ulang sampai semua pola *output* dari jaringan dapat mengenali pola *output* yang diinginkan [8]. *Backpropagation* menggunakan arsitektur *multilayer* dengan pelatihan *supervised training*. Model *backpropagation* memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih *hidden layer*.

Algoritma pelatihan untuk jaringan dengan satu *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid bipolar sebagai berikut:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil. Tetapkan maksimum *epoch*, target *error* dan *learning rate* (α). Inisialisasi : $Epoch = 0, MSE = 1$.

Langkah 1 : Kerjakan langkah-langkah berikut selama ($Epoch < \text{Maksimum } Epoch$) dan ($MSE > \text{Target Error}$). jika kondisi penghentian belum terpenuhi. lakukan langkah 2-9.

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan lakukan langkah 3-8.

Fase I : Propagasi Maju

Langkah 3 : Tiap unit *input* menerima sinyal dan meneruskannya ke unit *hidden* di atasnya.

Langkah 4 : Hitung semua *output* di unit *hidden* $z_j (j = 1, 2, \dots, p)$. Menjumlahkan sinyal-sinyal *input* berbobot :

$$z_{net_j} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Menerapkan fungsi aktivasi. dihitung sinyal *output* pada *hidden layer* [8]:

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1 - e^{-z_{net_j}}}{1 + e^{-z_{net_j}}} \quad (2)$$

Langkah 5 : Hitung semua *output* jaringan di unit $y_k (k = 1, 2, \dots, m)$

$$y_{net_k} = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (3)$$

Menerapkan fungsi aktivasi. hitung sinyal *output* pada *output layer* :

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (4)$$

Catatan : langkah 4 dilakukan sebanyak jumlah *hidden layer*.

Fase II : Propagasi mundur

Langkah 6 : Hitung faktor δ unit *output* berdasarkan *error* di setiap unit *output*

$$y_k (k = 1, 2, \dots, m) \\ \delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) \quad (5)$$

Hitung suku perubahan bobot w_{jk} (digunakan untuk memperbaiki bobot w_{jk}) dengan laju percepatan α .

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (6) \\ k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, 2, \dots, p$$

Hitung juga perubahan bobot bias (digunakan untuk memperbaiki bobot w_{ok})

$$\Delta w_{0j} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

Langkah (6) ini dilakukan sebanyak jumlah *hidden layer*. yaitu menghitung informasi *error* dari suatu *hidden layer* ke *hidden layer* sebelumnya [9].

Langkah 7 : Hitung faktor δ unit *hidden* berdasarkan *error* di setiap unit *hidden* $z_j (j = 1, 2, \dots, p)$

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Nilai ini dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasinya dan digunakan untuk menghitung informasi *error* pada *hidden layer*:

$$\delta_j = \delta_{net_j} f' (z_{net_j}) \quad (9)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang akan dipakai untuk merubah bobot v_{ji})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

$$j = 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, n$$

Selanjutnya hitung perubahan bobot bias (yang akan dipakai untuk merubah bobot v_{0j})

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

Fase III : Perubahan Bobot

Langkah 8 : Hitung semua perubahan bobot

Tiap-tiap unit *output* memperbaiki bias dan bobotnya :

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (12)$$

$$w_{k0}(\text{baru}) = w_{k0}(\text{lama}) + \Delta w_{k0} \quad (13)$$

$$k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p$$

Tiap-tiap unit *hidden* memperbaiki bias dan bobotnya :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (14)$$

$$v_{j0}(\text{baru}) = v_{j0}(\text{lama}) + \Delta v_{j0} \quad (15)$$

$$j = 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, n$$

Langkah 9 : Menguji apakah kondisi berhenti sudah terpenuhi.

Kondisi berhenti yang digunakan dalam algoritma ini adalah jumlah maksimum iterasi dan target *error*. Pelatihan dihentikan apabila sudah mencapai jumlah iterasi maksimum atau jika *error* yang diperoleh dalam pelatihan lebih kecil dari target *error*.

Metode Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan adalah penelitian terapan, dengan menggunakan metode matematika untuk memecahkan masalah dalam kehidupan sehari-hari. Data yang digunakan data sekunder yang diperoleh dari situs *online* www.ogimet.com dengan titik koordinat Stasiun Meteorologi di Bandara Internasional Lombok (BIL). Web *ogimet* adalah layanan informasi cuaca yang dikembangkan oleh Guillermo Ballester Valor, meteorologis dari *Spanish Meteorological Institute*. Web *ogimet* memberikan informasi beberapa jenis data seperti data

cuaca harian Ogimet yang diperoleh berdasarkan sinop [9]. Beberapa penelitian terdahulu yang menggunakan data dari web Ogimet yaitu Putra [8], melakukan penelitian tentang Implementasi Backpropagation Neural Network dalam Prakiraan Cuaca Di Daerah Bali Selatan, Priyanta dan Astawa melakukan penelitian tentang Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dalam Prakiraan Hujan Harian Di Daerah Kuta Selatan [10], Juaeni melakukan penelitian tentang Penerapan Metode Statistika untuk Perbandingan Parameter Atmosfer Permukaan Antara Padang dan Selaparang [4]. Data yang digunakan adalah data harian berupa data suhu, kelembaban udara, tekanan udara, dan curah hujan yang diambil pada pukul 00:00 UTC (08.00 Wita) dengan rentang waktu Januari 2015 sampai dengan Desember 2016.

Adapun langkah-langkah dalam pengolahan data, yaitu:

1. Menentukan nilai *input* berdasarkan plot ACF
2. Menentukan arsitektur jaringan dan nilai parameter
3. Data-data yang digunakan di normalisasi terlebih dahulu
4. Melakukan proses pelatihan jaringan dengan menggunakan 80% dari seluruh data yang ada. Pada proses pelatihan ini akan berhenti jika target *error* atau maksimum *epoch* telah terpenuhi.
5. Melakukan proses pengujian.

Hasil dan Pembahasan

Penentuan *input* jaringan

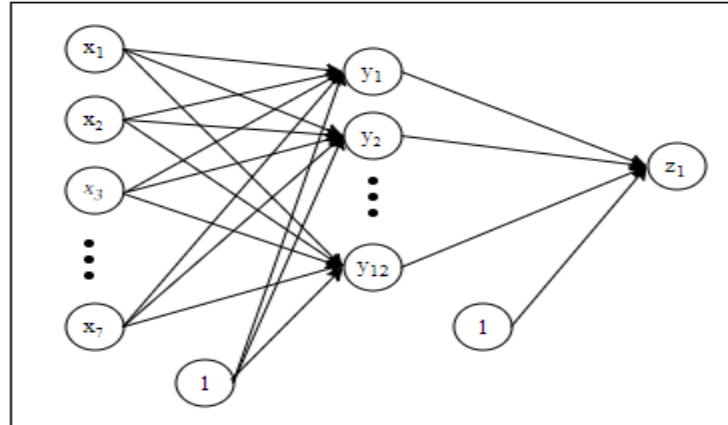
Penentuan input jaringan dilakukan dengan melihat lag-lag yang autokorelasinya signifikan. Berdasarkan plot ACF (*Autocorrelation Function*), jika ada lag yang melewati selang kepercayaan berarti lag tersebut memenuhi autokorelasi yang signifikan. Pada data suhu lag 1 dan lag 3 merupakan lag yang memenuhi autokorelasi yang signifikan karena melewati selang kepercayaan pada plot ACF. Pada data kelembaban lag 1 merupakan lag yang memenuhi autokorelasi yang signifikan karena melewati selang kepercayaan pada plot ACF. Pada data tekanan lag 2, 3, 4, dan 8 merupakan lag yang memenuhi autokorelasi yang signifikan karena melewati selang kepercayaan pada plot ACF. Berdasarkan hasil tersebut maka input jaringan terdiri atas data suhu x_{t-1} dan x_{t-3} , data kelembaban x_{t-1} , dan data tekanan udara x_{t-2} , x_{t-3} , x_{t-4} , x_{t-8} yang mempengaruhi curah hujan x_t , Sehingga data yang digunakan untuk *input* jaringan hanya berjumlah 723 data.

Normalisasi

Data yang digunakan memiliki range nilai yang berbeda-beda sehingga perlu dilakukan normalisasi untuk menyamakan range nilai dari setiap *input*. Oleh karena itu, dalam menyeragamkan range data digunakan bantuan nilai rata-rata dan standar deviasi. Normalisasi ini dilakukan dengan mencari nilai rata-rata dan standar deviasi dari setiap variabel *input*.

Arsitektur Jaringan dan Nilai Parameter

Jaringan yang digunakan pada penelitian ini memiliki tiga *layer* yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Hidden layer* dapat membantu jaringan untuk mengenali lebih banyak pola *input* dibandingkan dengan jaringan yang tidak memiliki *hidden layer*. Pada penelitian ini digunakan 7 neuron *input*, 12 neuron *hidden*, dan 1 neuron *output*.



Gambar 1 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

Fungsi aktivasi yang digunakan pada *hidden layer* adalah sigmoid bipolar. sedangkan pada *output layer* menggunakan fungsi aktivasi linear. Sigmoid bipolar merupakan fungsi aktivasi yang digunakan untuk mengirimkan informasi dari *input layer* melalui bobot ke *hidden layer*. Sedangkan fungsi linear merupakan fungsi aktivasi yang dipakai untuk menghasilkan nilai *output* dengan range yang sama dengan nilai *input*-nya.

Fungsi yang digunakan pada pelatihan menggunakan kombinasi dari *learning rate* yang bersifat *adaptive* dan momentum untuk memperbaiki bobot-bobot pada saat pelatihan. Perubahan dari *learning rate* mempengaruhi hasil dari model jaringan syaraf tiruan yang digunakan. Nilai dari *learning rate* berubah-ubah selama proses pelatihan agar algoritma pelatihan stabil. Penambahan momentum dimaksudkan untuk menghindari perubahan bobot yang mencolok akibat adanya data yang sangat berbeda dengan yang lain (*outlier*) [11]. Selain itu, fungsi kinerja yang digunakan yaitu *Mean Square Error* (MSE). fungsi kinerja ini sering digunakan dalam *backpropagation*.

Adapun parameter-parameter yang digunakan sebagai berikut :

Maksimum *epoch* : 50.000

Kinerja tujuan : 0,01

Learning rate : 0,3

Rasio untuk menaikkan *learning rate* : 1,04

Rasio untuk menurunkan *learning rate* : 0,06

Maksimum kegagalan : 6

Maksimum kenaikan kinerja : 1,05

Momentum : 0,95

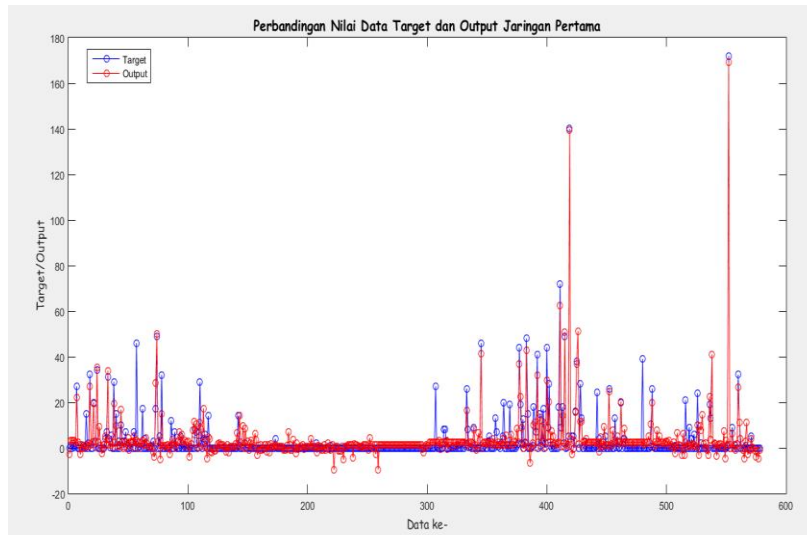
Jumlah *epoch* yang ditunjukkan kemajuannya : 100

Proses Pelatihan

Pada proses pelatihan digunakan data sebanyak 578 sebagai variabel *input* dan variabel target. Data *input* dan target yang digunakan merupakan data yang sudah dinormalisasi. Proses ini memiliki 3 fase yaitu propagasi maju, propagasi mundur dan perubahan bobot.

Pada proses pelatihan memiliki syarat iterasi berhenti jika *epoch* yang telah mencapai batas maksimal atau nilai MSE yang diperoleh lebih kecil dari target *error*. Pada jaringan ini. dicapai

epoch maksimum sebesar 50.000 dengan MSE jaringan yang diperoleh sebesar 0,1560. Adapun hasil perbandingan dari data target dan data prediksi yang diperoleh sebagai berikut :

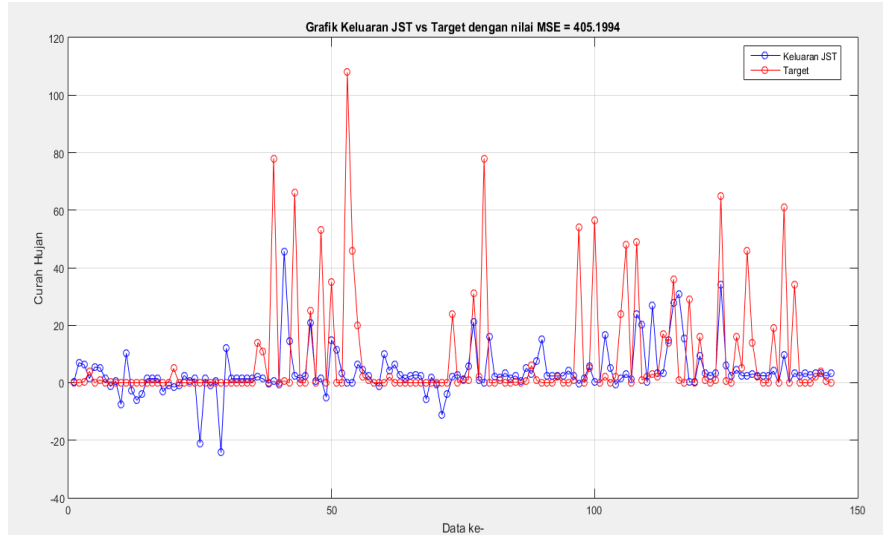


Gambar 2 Prediksi Data Target dengan Data Keluaran Pelatihan

Berdasarkan Gambar 2. dapat dilihat perbandingan dari data target (data asli) yang disimbolkan dengan garis bulat biru dengan hasil prediksi (*output*) yang disimbolkan tanda garis bulat merah. Hasil yang diperoleh dalam tahap pelatihan ini untuk pengenalan polanya dapat dikatakan cukup baik karena data prediksi sudah mengikuti pola dari target (data asli) dengan nilai MSE sebesar 25,0639. Berdasarkan nilai MSE yang diperoleh prediksi yang dihasilkan pada proses pelatihan cukup baik. Selain itu, ada hasil prediksi yang bernilai negatif. Hasil negatif tersebut rata-rata terjadi pada hari kering dimana curah hujan dari targetnya bernilai 0.

Proses Pengujian

Pada tahap ini dilakukan pengujian terhadap data-data yang tidak digunakan dalam tahap pelatihan. Adapun hasil yang diperoleh ditunjukkan sebagai berikut :



Gambar 3 Prediksi Data Target dengan Data Keluaran Pengujian

Berdasarkan Gambar 3. dapat diketahui perbandingan antara data target (data asli) yang disimbolkan dengan garis bulat merah dengan prediksinya (*output*) yang disimbolkan dengan garis bulat biru masih memiliki perbedaan namun data prediksi sudah mengikuti pola dari data target (data asli). Keakuratan dari hasil prediksi yang diperoleh dapat dilihat dari grafik perbandingan antara target dengan prediksi. Hasil dari prediksi memiliki nilai yang lebih kecil dari data target dengan rata-rata perbedaan nilai yang cukup besar. Nilai MSE yang diperoleh sebesar 405,1994. Berdasarkan perolehan nilai MSE dan grafik prediksi maka dapat dikatakan bahwa metode ini kurang akurat untuk memprediksi curah hujan. Ketidakakuratan metode ini bisa saja disebabkan oleh bobot dan parameter jaringan yang digunakan belum optimal sehingga perlu dilakukan pengoptimalan bobot dan parameter dengan menggunakan algoritma genetika.

Kesimpulan

Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk memprediksi curah hujan harian pada penelitian ini menggunakan algoritma *backpropagation*. Arsitektur jaringan yang digunakan terdiri dari satu *input layer* dengan tujuh neuron, satu *hidden layer* dengan dua belas neuron dan satu *output layer* dengan satu neuron. Penggunaan model jaringan ini menghasilkan prediksi curah hujan yang cukup baik.

Tingkat akurasi model jaringan syaraf tiruan menggunakan algoritma *backpropagation* untuk prediksi curah hujan harian cukup akurat dengan pengenalan pola yang cukup baik. Sedangkan pada proses pengujian dapat dikatakan bahwa prediksi curah hujan kurang akurat kelemahan ini dapat disebabkan oleh beberapa faktor salah satunya keadaan cuaca yang fluktuatif sehingga setiap tahunnya memiliki keadaan cuaca yang berbeda-beda.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Syamsul Bahri, S.Si., M.Si., Bapak Dr. Irwansyah, S.Si., M.Si., Ibu Mustika Hadijati, M.Si dan Ibu Qurratul Aini, M.Sc atas bimbingan dalam penyempurnaan penelitian ini.

Daftar Pustaka

- [1] Prastiwi, Agita Devi dan Nizam Mawardi. (2015). *Verifikasi Prediksi Curah Hujan Citra Radar Cuaca Batam Jenis S-Band Klystron Meteor 1500S dengan Data Observasi Hellman pada Wilayah Batam dan Tnajung Pinang*. Jurnal Meteorologi Klimatologi dan Geofisika. Vol. 2. No.2. Sekolah Tinggi Meteorologi Klimatologi dan Geofisika.
- [2] Narvekar, Meera and Priyanca Fargose. (2015). *Daily Weather Forecasting Using Artificial Neural Network*. International Journal of Computer. Vol. 121. No. 22.
- [3] Hermawan, Eddi. (2010). *Pengelompokkan Pola Curah Hujan yang Terjadi di Beberapa Kawasan P. Sumatera Berbasis Hasil Analisis Teknik Spektral*. Jurnal Meteorologi dan Geofisika. Vol. 11, No. 2. Pusat Pemanfaatan Sains Atmosfer dan Iklim Lembaga Penerbangan dan Antariksa (LAPAN).
- [4] Malik, Pooja dkk. (2014). *An Effective Weather Forecasting Using Neural Network*. International Journal of Emerging Engineering Research and Technology. Vol. 2. Issue 2. PP 209-212.
- [5] Salman, Afan Galih dan Yen Lina Prasetyo. (2011). *Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Recurrent Menggunakan Gradient Descent Adaptive Learning Rate and Momentum untuk Pendugaan Curah Hujan*. Jurnal ComTech. Vol. 2. No. 1. Universitas Bina Nusantara.
- [6] Apriyanti, Novi. (2005). *Optimasi Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Genetika untuk Peramalan Curah Hujan*. Skripsi. Departemen Ilmu Komputer FMIPA Institut Pertanian Bogor.
- [7] Anggriyani, Nila. (2015). *Klasifikasi Kanker Serviks menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan Graphical User Interface (GUI)*. Skripsi. Program Studi Matematika FMIPA Universitas Negeri Yogyakarta. Yogyakarta.
- [8] Putra, I Made Dwi Udayana dkk. (2016). *Implementasi Bacpropagation Neural Network dalam prakiraan cuaca di daerah bali selatan*. E-Jurnal Matematika. Vol. 5. No. 4. Universitas Udayana.
- [9] Juaeni, Ina. (2017). *Penerapan Metode Statistik untuk Perbandingan Parameter Atmosfer Permukaan antara Padang dan Selaparang*. Jurnal Meteorologi dan Geofisika. Vol. 18, No. 2. PP 73-81.
- [10] Priyanta, Ida Bagus Gede Bayu dan I Gede Santi Astawa. (2014). *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Prakiraan Hujan Harian Di Daerah Kuta Selatan Provinsi Bali*. Jurnal Ilmiah Ilmu Komputer Universitas Udayana. Vol. 7. No. 1. Universitas Udayana.
- [11] Siang, Jong Jek. (2005). *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta : Andi.