

Perbandingan JST Metode *Backpropagation* dan Metode *Radial Basis* dalam Memprediksi Curah Hujan Harian Bandara Internasional Minangkabau

Nursakinah Aulia Fitri*, Imam Taufiq

Laboratorium Komputer,

Jurusan Fisika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Andalas,
Kampus Unand Limau Manis, Padang 25163 Indonesia

Info Artikel

Histori Artikel:

Diajukan: 3 Januari 2020

Direvisi: 9 Januari 2020

Diterima: 14 Januari 2020

Kata kunci:

jaringan syaraf tiruan
backpropagation,
radial basis
curah hujan
Padang Pariama

Keywords:

neural network
backpropagation
radial basis
rainfall
Padang Pariaman.

Penulis Korespondensi:

Nursakinah Aulia Fitri

Email:

nursakinahauliafitri708@gmail.com

ABSTRAK

Telah dilakukan prediksi curah hujan harian menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan beberapa fungsi pelatihan *backpropagation* dan *radial basis*. Penelitian ini menggunakan data curah hujan harian dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Stamet Kelas II Bandara Internasional Minangkabau Padang Pariaman dari tahun 2008 sampai tahun 2018. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja prediksi curah hujan jaringan syaraf tiruan *Backpropagation* dan *Radial Basis* dan menentukan arsitektur jaringan syaraf tiruan terbaik untuk prediksi curah hujan di Bandara Internasional Minangkabau. Untuk metode *backpropagation* optimisasi dilakukan terhadap jumlah lapisan tersembunyi, jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi, fungsi *transfer*, fungsi latih dan jumlah data masukan pada data latih. Untuk metode *radial basis* optimisasi dilakukan pada jumlah *neuron* lapisan tersembunyi, jumlah data masukan pada data latih dan nilai *spread*. Dari penelitian ini ditemukan hasil terbaik untuk metode *backpropagation* adalah dengan menggunakan fungsi latih *trainlm* dan arsitektur (60-70-6-1) dengan tingkat ketepatan prediksi 86,4876%. Untuk metode *radial basis* hasil terbaiknya diperoleh nilai *spread* 0,01 dengan arsitektur (60-120-1) dan tingkat ketepatan prediksi 95,3107%. Dengan demikian dapat disimpulkan metode paling bagus untuk prediksi curah hujan harian pada daerah Bandara Internasional Minangkabau adalah metode *radial basis*.

Research on daily rainfall predictions have made by using artificial neural networks with some backpropagation and radial basis training functions. This study used daily rainfall data from the Meteorology Climatology and Geophysics Agency in Class II of the Minangkabau International Airport Padang Pariaman from 2008 to 2018. The purposes of the study is to compare the predicted performance of rainfall in Backpropagation and Radial Neural Networks and determine which one the best artificial neural network architecture for rainfall predictions at Minangkabau International Airport is. For the backpropagation method, optimization is performed on the number of hidden layers, the number of neurons in the hidden layer, the transfer function, the training function and the amount of input data on the training data. For the radial basis optimization method is performed on the number of hidden layer neurons, the amount of input data on the training data and the spread value. From this study found the best results for the backpropagation method were obtained with trainlm and architectural training functions (60-70-6-1) with a prediction accuracy level of 86.4876%. The best results for the radial basis method by value of a spread is 0.01 with architecture (60-120-1) and a predictive accuracy rate of 95.3107%. Thus the best method for the prediction of daily rainfall in the area of the Minangkabau International Airport is the radial basis method.

I. PENDAHULUAN

Penerbangan merupakan aktivitas yang sangat rentan terhadap kondisi cuaca dan iklim. Salah satu unsur cuaca dan iklim adalah curah hujan. Pengaruh curah hujan pada aktivitas penerbangan secara umum dimulai dari saat akan lepas landas, saat mengudara, dan saat akan mendarat. Landasan yang basah karena hujan akan menyebabkan tertundanya pesawat yang akan terbang ataupun akan mendarat. Hujan umumnya memberi pengaruh berupa berkurangnya jarak pandang sehingga menyulitkan pilot untuk mengarahkan pesawat. Oleh karena itu, prakiraan cuaca dibutuhkan sebagai langkah antisipasi untuk memperkecil dampak yang akan terjadi. Prediksi tersebut harus memiliki akurasi tinggi agar aktivitas manusia terutama penerbangan yang sangat bergantung terhadap cuaca menjadi lancar (Jayanti dkk., 2013).

Besarnya curah hujan yang akan terjadi tidak dapat ditentukan secara pasti, tetapi dapat diprediksi. Data curah hujan sebelumnya dapat digunakan untuk memprediksi besarnya curah hujan yang terjadi pada masa yang akan datang (Vivekanandan, 2015), karena dari data tersebut dapat diketahui pola curah hujan sehingga dapat memprediksi pola curah hujan yang akan datang.

Banyak cara yang dapat dilakukan untuk memprediksi besarnya curah hujan di suatu tempat. Beberapa metode yang digunakan untuk prakiraan secara statistik diantaranya adalah *Auto Regressive (AR)* dan *Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)* (Jayanti dkk., 2013) kedua metode tersebut telah digunakan untuk prakiraan suhu udara, prakiraan curah hujan bulanan dan tahunan. Metode konvensional memiliki banyak kelemahan salah satunya adalah presentase ketidak tepatan prediksi pada saat kondisi cuaca yang sangat sulit untuk diprediksi secara matematis dan jika metode konvensional digunakan untuk waktu yang lama, maka hasil dari prediksi akan bersifat konsisten atau mengulangi pola yang sama sehingga hasilnya jadi kurang akurat.

Salah satu metode pakiraan yang dapat diaplikasikan dengan baik adalah menggunakan jaringan syaraf tiruan (*Artificial Neural Network*). Kelebihan jaringan syaraf tiruan sebagai metode peramalan adalah kemampuannya dalam mengenali pola-pola tertentu dengan menggunakan algoritma pembelajaran dan pelatihan selayaknya otak manusia bekerja (Minarti dan Iman, 2011). Keunggulan lainnya adalah jaringan syaraf tiruan memberikan hasil yang terbaik dalam peredaman *error* (Halim dan Wibisono, 2000). Jaringan syaraf tiruan menyediakan berbagai macam arsitektur jaringan pembelajaran dan pelatihan. Arsitektur jaringan dan pelatihan yang digunakan dapat dipilih agar jaringan syaraf tiruan dapat mempelajari dan menganalisis pola data masa lalu lebih tepat sehingga diperoleh keluaran yang lebih akurat.

Arsitektur *backpropagation* merupakan salah satu arsitektur jaringan syaraf tiruan yang dapat digunakan untuk mempelajari dan menganalisis pola data masa lalu lebih tepat sehingga diperoleh keluaran yang lebih akurat (Iwan dan Sugeng, 2014). Keunggulan lainnya adalah memberikan hasil yang terbaik dalam peredaman *error* pada data nonstasioner dan nonhomogen. Jaringan syaraf tiruan memiliki hasil yang lebih baik dalam meredam *error* yang terjadi akibat adanya perubahan mendadak pada data nonstasioner dan nonhomogen (Halim dan Wibisono, 2000).

Selain arsitektur *backpropagation* sering juga digunakan jaringan syaraf tiruan dengan arsitektur *radial basis*. Metode *radial basis* merupakan metode jaringan syaraf tiruan yang mampu menghasilkan *output* dengan tingkat akurasi yang tinggi dan waktu pelatihan yang relatif lebih singkat dibandingkan dengan metode yang lainnya (Indrabayu dan Nadjamudin, 2010). Ernawati (2009) melakukan penelitian cuaca menggunakan data analog dan arsitektur *single layer* menggunakan metode *backpropagation*. Didapatkan hasil penelitian pada kriteria cerah $[1 \ -1 \ 1 \ 1]$, *output* yang dihasilkan adalah nilai-nilai mendekati cerah. Dengan demikian juga pada kriteria hujan $[-1 \ 1 \ -1 \ 1]$, *output* yang dihasilkan adalah nilai-nilai atau jarak menuju atau mendekati hujan.

Pada jaringan syaraf tiruan terdapat beberapa arsitektur yaitu arsitektur *single layer* dan arsitektur *multilayer*. Untuk arsitektur *single layer* sangat terbatas penerapannya sehingga hanya digunakan pada kasus yang sederhana. Untuk kasus yang lebih kompleks dapat menggunakan arsitektur *multilayer*, pada arsitektur *multilayer* memiliki *hidden layer* yang bersifat variabel atau yang mempunyai nilai bermacam-macam. Oleh karena itu, pada penelitian ini digunakan arsitektur *multilayer* yang memiliki proses perubahan bobot sehingga dapat memperkecil *error*. Penelitian ini menggunakan dua metode yaitu *backpropagation* dan *radial basis*. Penelitian ini menggunakan data curah hujan harian Bandara Internasional Minangkabau dari bulan Januari 2008 sampai bulan

Desember 2018, karena prediksi yang dibutuhkan untuk penerbangan adalah prediksi curah hujan harian.

II. METODE

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah data curah hujan harian di daerah Bandara Internasional Minangkabau dari bulan Januari 2008 sampai Desember 2018. Data diperoleh dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika Stamet Kelas II Bandara Internasional Minangkabau Padang Pariaman, Jl. Akses Bandara, Katapiang, Batang Anai, Kabupaten Padang Pariaman, Sumatra Barat. Data dalam bentuk *file excel* (.xlsx).

2.2 Perancangan Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Langkah-langkah untuk perancangan arsitektur jaringan syaraf tiruan :

1. Menentukan jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi. Jumlah *neuron* yang digunakan pada lapisan tersembunyi divariasikan dari 20 sampai 500 *neuron* yang nantinya akan dilihat mana jumlah *neuron* yang paling bagus digunakan. Jumlah *neuron* yang digunakan pada lapisan tersembunyi akan menentukan kinerja sistem ketika memprakirakan curah hujan. Untuk arsitektur *backpropagation* dalam perancangan arsitektur menggunakan 1 sampai 2 lapis *hidden layer*, yang nantinya akan dipilih mana jumlah lapisan *hidden layer* yang paling bagus digunakan.
2. Menentukan parameter pembelajaran, yaitu *epoch* maksimum, besar galat, dan *learning rate*. Semakin besar nilai *learning rate* akan berimplikasi pada semakin besar langkah pembelajarannya. Nilai *learning rate* intervalnya dari 0 sampai 2.
3. Inisialisasi nilai bobot. Nilai bobot akan dipilih secara random antara -0.5 sampai 0.5 atau -1 sampai 1.
4. Propagasi maju.
 - a. Tiap *neuron* masukan ($x_i, i=1, \dots, n$) menerima isyarat masukan (x_i) dan diteruskan ke lapisan tersembunyi.
 - b. Tiap *neuron* pada lapisan tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) menjumlahkan isyarat masukan terbobot,

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

dengan menerapkan fungsi aktivasi hitung:

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

dan kirim isyarat ke unit-unit keluaran.

- c. Tiap *neuron* keluaran ($y_k, k=1, \dots, m$) menjumlahkan isyarat masukan terbobot,

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

dengan menerapkan fungsi aktivasi hitung:

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

5. Propagasi balik.
 - a. Tiap *neuron* keluaran ($y_k, k=1, \dots, m$) menerima pola sasaran berkaitan dengan pola pelatihan masukannya. Hitung galat informasi :

$$\delta_j = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (5)$$

hitung koreksi bobot dan prasikapnya :

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k x_j \quad (6)$$

- b. Tiap *neuron* tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, i$) menjumlahkan delta masukan (dari *neuron-neuron* dari lapisan di atasnya).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (7)$$

hitung galat informasinya :

$$\delta_j = \delta_{in_j} \rho'(x_{in_j}) \quad (8)$$

kemudian hitung koreksi bobot dan prasikapnya :

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (9)$$

- c. Tiap *neuron* keluaran ($y_k, k=1, \dots, m$) memperbaharui bobot-bobot,

$$w(\text{baru})_{jk} = w(\text{lama})_{jk} + \Delta w_{jk} f'(z_{in_j}) \quad (10)$$

tiap unit tersembunyi ($z_j, j=1, \dots, p$) memperbaharui bobot ($i=0, 1, \dots, n$) dengan :

$$v(\text{baru})_{ij} = v(\text{lama})_{ij} + \Delta v_{ij} \quad (11)$$

6. Respon yang dihasilkan pada lapisan *output* akan dibandingkan dengan nilai target dan dihitung *Mean Square Error* (MSE). Proses akan berhenti jika nilai MSE < MSE maksimum atau sudah mencapai *epoch* maksimal. Nilai bobot yang optimum dengan nilai MSE terkecil akan disimpan untuk pembentukan struktur jaringan yang akan digunakan dalam proses prakiraan.
7. Tahap validasi dilakukan untuk menguji validasi data yang telah dilakukan pada proses *training/* pelatihan dengan memasukkan data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya untuk mengetahui nilai *error* yang dihasilkan.
8. Tingkat keakuratan prakiraan akan dinilai setelah jaringan dibangun, jaringan yang optimum dinilai dengan melihat nilai MSE terkecil. Jaringan dengan nilai MSE terkecil tersebut digunakan dalam proses prakiraan.
9. Dalam melakukan prediksi curah hujan tahun mendatang data yang digunakan sebagai *input* adalah data tahun-tahun masa lampau. Prediksi curah hujan menggunakan *neural network* dengan metode *backpropagation* dilakukan dengan membagi data terlebih dahulu menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji.

2.3 Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Metode pelatihan yang digunakan dalam penelitian ini adalah pelatihan *supervised* (pelatihan yang terawasi) dan dilakukan dengan mengubah parameter-parameter fungsi pelatihan, fungsi *transfer*, *learning rate* dan momentum. Dan juga dilakukan variasi pada data *input*, jumlah *hidden layer* dan jumlah *neuron hidden layer*. Sehingga diperoleh jaringan yang mampu mengoptimalkan kerja jaringan. Proses yang dilakukan dalam pelatihan meliputi :

2.3.1 Penyiapan Data Masukan dan Data Keluaran

a. Data Latih

Data yang digunakan untuk data latih adalah data curah hujan dari bulan Januari 2008 sampai Desember 2015. Data latih digunakan untuk melatih arsitektur pembelajaran JST untuk mengenali pola curah hujan.

b. Target Latih

Data yang digunakan untuk target latih adalah data curah hujan dari bulan Januari 2009 sampai dengan bulan Desember 2015. Target latih digunakan sebagai pembanding untuk hasil dari prediksi pelatihan arsitektur pembelajaran JST.

c. Data Uji

Data uji yang digunakan adalah data curah hujan dari bulan Januari 2016 sampai bulan Desember 2018. Data uji digunakan untuk melakukan pengujian terhadap arsitektur pelatihan sebelumnya. Data dari bulan Januari 2017 sampai bulan Desember 2018 digunakan sebagai target uji, atau sebagai pembandingan untuk hasil prediksi pengujian.

2.3.2 Normalisasi Data

Proses pelatihan membutuhkan pasangan data masukan dan keluaran aktual untuk dipelajari. Data masukan dibutuhkan sebagai masukan, dan data keluaran dibutuhkan sebagai target jaringan. Sebelum diproses data dinormalisasi terlebih dahulu. Normalisasi terhadap data dilakukan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. Data-data tersebut dinormalisasi dalam interval [0, 1] karena dalam prediksi curah hujan, nilai curah hujan pasti bernilai positif atau 0. Selain itu juga terkait fungsi aktivasi yang diberikan yaitu sigmoid biner. Menurut siang (2005), fungsi sigmoid adalah fungsi asimtotik (tidak pernah mencapai 0 ataupun 1) maka transformasi data hendaknya dilakukan pada interval yang lebih kecil yaitu [0.1, 0.9] dengan menggunakan persamaan :

$$x' = 0,1 + \left(0,8 \frac{(x - a)}{(b - a)} \right) \quad (12)$$

keterangan :

a adalah data minimum, b adalah data maksimum, x merupakan data yang akan dinormalisasi dan x' adalah data yang telah ditransformasi.

2.4 Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

Pengukuran akurasi kerja JST dilakukan dengan menggunakan data curah hujan tahun 2016. Besarnya persentase kesalahan (% error) dan akurasi prediksi didapatkan dengan menggunakan persamaan :

$$\%error = \sum \frac{|Y_n - X_n|}{|X_n|} \times 100\% \quad (13)$$

keterangan :

Y_n adalah nilai sebenarnya (data sebenarnya) dan X_n merupakan nilai yang didapatkan (hasil prediksi).

III. HASIL DAN DISKUSI

3.1 Latihan JST Curah Hujan Harian dengan Metode Backpropagation

Pelatihan JST dengan metode *Backpropagation* ini menggunakan beberapa variasi masukan yaitu masukan 30, 45, dan 60 *neuron*. Berikut Persen ketepatan prediksi untuk masukan 30, 45 dan 60 *neuron* pada tabel Tabel 1.

Untuk masukan 30 *neuron* didapatkan hasil terbaik untuk 90 *neuron* lapisan tersembunyi pertama, 3 *neuron* lapisan tersembunyi kedua dan 1 *neuron* untuk keluaran (arsitektur 30-90-3-1). Dengan parameter pembelajaran *learning rate* 0,1 dan momentumnya 0,8, untuk fungsi *transfer* nya adalah *tansig-purelin-tansig* dan fungsi latihnya adalah *trainlm*, diperoleh persen ketepatan prediksinya adalah 86,4876%.

Untuk masukan 45 *neuron* didapatkan hasil terbaik pada lapisan tersembunyi pertama 90 *neuron*, lapisan tersembunyi kedua 1 *neuron*, dan keluaran 1 *neuron* (arsitektur 45-90-1-1). Dengan parameter pembelajaran *learning rate* 0,1 dan momentumnya 0,8, untuk fungsi *transfer*nya adalah *tansig-purelin-tansig* dan fungsi latihnya adalah *trainlm*, diperoleh persen ketepatan prediksinya adalah 86,4876%.

Tabel 1 Persentase ketepatan prediksi curah hujan harian

Arsitektur tersembunyi (lapisan 1 dan 2, keluaran)	Persentase ketepatan prediksi dengan variasi masukan		
	30	45	60
20-1-1	77.8462%	79.3314%	78.4768%
40-2-1	80.3851%	77.8868%	86.4876%
40-3-1	77.2737%	79.1199%	77.3755%
40-4-1	86.4876%	78.8641%	80.3242%
40-5-1	86.4876%	73.8945%	79.4222%
60-5-1	78.0599%	86.4876%	86.4876%
60-4-1	77.8849%	80.1843%	78.1621%
60-2-1	77.9649%	86.4876%	78.6626%
60-1-1	86.4876%	86.4876%	78.7152%
70-1-1	80.0049%	76.8864%	81.5344%
70-3-1	80.3452%	77.1355%	78.3444%
70-5-1	78.7877%	77.2435%	78.6592%
70-6-1	78.6625%	79.3102%	86.4876%
80-6-1	77.4142%	78.9567%	78.9978%
80-5-1	86.4876%	82.3211%	73.1821%
80-3-1	77.5700%	84.4385%	80.0084%
80-2-1	86.4876%	86.4876%	79.8496%
90-1-1	86.4876%	86.4876%	78.6095%
90-2-1	78.0260%	76.4223%	77.6835%
90-3-1	86.4876%	83.1610%	78.5632%

Untuk masukan 60 *neuron* didapatkan hasil terbaik pada fungsi latih dan parameter pembelajarannya sama dengan masukan 30 dan 45 *neuron* (arsitektur 60-70-6-1). Persen ketepatan prediksinya adalah 86,4876%. Jadi untuk variasi masukan yang paling baik digunakan adalah masukan 60 *neuron*, persen ketepatan prediksi yang didapatkan sama, tapi waktu yang dimiliki oleh masukan 60 *neuron* lebih cepat dibandingkan masukan 30 dan 45 *neuron*.

3.2 Latihan JST untuk Curah Hujan Harian dengan Metode Radial Basis

Pelatihan JST metode *Radial Basis* ini menggunakan beberapa variasi masukan yaitu masukan 30, 45 dan 60 *neuron*. Persen ketepatan prediksi curah hujan harian dengan masukan 30, 45 dan 60 *neuron* pada Tabel 2, Tabel 3, dan Tabel 4.

Tabel 2 Persentase ketepatan prediksi curah hujan harian, masukan 30 *neuron*

Arsitektur	Spread	MSE	RMSE	Persen Ketepatan Prediksi (%)
30-120-1	0.01	8.150	0.0090	95.0985%
	0.02	8.107	0.0090	94.8702%
	0.03	8.313	0.0091	94.7684%
	0.04	8.052	0.0090	94.6826%
	0.05	8.056	0.0090	94.6639%
	0.06	8.081	0.0090	94.6503%
	0.07	8.226	0.0091	94.6315%
	0.08	8.165	0.0090	94.7444%
	0.09	8.241	0.0091	94.6757%
	0.10	8.154	0.0090	94.7002%

Tabel 3 Persentase ketepatan prediksi curah hujan harian, masukan 45 neuron

Arsitektur	Spread	MSE	RME	Persen Ketepatan Prediksi (%)
45-120-1	0.01	8.354	0.0091	95.2914%
	0.02	8.128	0.0090	94.9529%
	0.03	8.355	0.0091	94.7980%
	0.04	8.066	0.0090	94.7762%
	0.05	8.175	0.0090	94.5844%
	0.06	8.256	0.0091	94.5088%
	0.07	8.203	0.0091	94.5076%
	0.08	8.174	0.0091	94.5621%
	0.09	8.939	0.0089	94.6643%
	0.10	8.146	0.0090	94.5261%

Tabel 4 Persentase ketepatan prediksi curah hujan harian, masukan 60 neuron

Arsitektur	Spread	MSE	RME	Persen Ketepatan Prediksi (%)
60-120-1	0.01	8.369	0.0091	95.3017%
	0.02	8.184	0.0090	95.2005%
	0.03	7.797	0.0088	94.8543%
	0.04	8.160	0.0090	94.5648%
	0.05	8.171	0.0090	94.5513%
	0.06	8.060	0.0090	94.6162%
	0.07	8.070	0.0090	94.5738%
	0.08	8.141	0.0090	94.4992%
	0.09	8.077	0.0090	94.5201%
	0.10	8.113	0.0090	94.5090%

IV. KESIMPULAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode yang paling baik untuk prediksi curah hujan harian digunakan adalah metode *radial basis*. Arsitektur *radial basis* yang paling efektif mengenali pola curah hujan harian adalah (60-120-1) dengan tingkat ketepatan prediksinya adalah 95,3017%. Semakin banyak data masukan, semakin tinggi tingkat ketepatan prediksi. Untuk metode *backpropagation*, fungsi pelatihan yang cukup efektif untuk mengenali pola curah hujan harian adalah fungsi pelatihan *trainlm* dengan arsitektur (60-70-6-1) yang menghasilkan ketepatan prediksinya sekitar 86,4876%.

DAFTAR PUSTAKA

- Halim, dan Wibisono, A.M., Analisis Intensitas Curah Hujan Wilayah Bandung Pada Awal 2010, *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, 12(2), hal. 229-230, 2000.
- Iwan, dan Sugeng., Pemodelan Curah Hujan-Limpasan Menggunakan Artificial Neural Network (ANN) dengan Metode Backpropagation, *Jurnal Teknik Sipil*, 12(4), hal. 35-36, Subang, 2014.
- Indrabayu, dan Nadjamudin., Prediksi Curah Hujan dengan Jaringan Saraf Tiruan, *Jurnal Teknik Sipil*, 6(1), hal. 61-62, Makasar, 2012.
- Jayanti, Rahadi, D.S, dan Onny., Perbaikan Metode Prakiraan Cuaca Bandara Abdulrahman Saleh dengan Algoritma Neural Network Backpropagation, *Jurnal EECCIS*, 7(1), hal. 65-66. Malang, 2013.
- Minarti, dan Iman, S.B., Prediksi Terjadinya Hujan Harian dengan Metode Jaringan Syraf Tiruan di Stasiun Meteorologi Bandara Minangkabau, *Jurnal Poli Rekayasa*, 6(2), hal. 237-238, 2011.
- Siang, J.J., *Jaringan Syaraf Tiruan*, Andi Offset, Yogyakarta, 2009.
- Vivekanandan., Modelling of Annual Extreme Rainfall, Temperature and Wind Speed Using OSA of EV1 and EV2 Distributions, *International Journal of Innovative Research in Computer Science & Technology (IJIRCS)*, 3(4), hal. 57-59, Maharashtra, 20115.