



Prediksi Curah Hujan Bulanan Berdasarkan Parameter Cuaca Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Levenberg Marquardt

Setiyaris*, Mokhamad Amin Hariyadi, Cahyo Crysdian

Magister Informatika, UIN Maulana Malik Ibrahim Malang, Malang

Email: ^{1,*}210605220018@student.uin-malang.ac.id, ²adyt2002@uin-malang.ac.id, ³cahyo@ti.uin-malang.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 210605220018@student.uin-malang.ac.id

Abstrak—Prediksi curah hujan yang akurat sangat penting untuk layanan peringatan bencana hidrometeorologi atau bencana yang disebabkan oleh hujan, sehingga diperlukan akurasi yang tinggi dalam membuat prediksi curah hujan. Jaringan Saraf Tiruan menjadi tren dibidang komputer karena memberikan hasil akurasi terbaik dalam melakukan prediksi. Jaringan saraf tiruan sangat kuat dalam mengenali pola-pola data untuk memodelkan dan memprediksi curah hujan. Tujuan penelitian ini adalah untuk memprediksi curah menggunakan metode jaringan saraf tiruan algoritma Levenberg Marquardt. Data yang digunakan analisa sebanyak 120 data yang terdiri dari temperatur, kelembaban, tekanan, kecepatan angin dan penyinaran matahari. Untuk mendapatkan prediksi yang akurat dilakukan perhitungan dengan melakukan variasi jumlah data input dan outputnya juga memvariasikan jumlah neuron pada hidden layernya. Performa kinerja terbaik suatu model diukur dari nilai MSE atau Mean Square Error. Diperoleh hasil bahwa Jaringan dengan komposisi data 90% data input, 10% data output dan jumlah neuron 25 pada hidden layer merupakan arsitektur terbaik dengan nilai MSE 0,029.

Kata Kunci: Prediksi; Cuaca; Curah Hujan; Jaringan Saraf Tiruan; Levenberg Marquardt

Abstract—Accurate prediction of rainfall is very important for warning services for hydrometeorological disasters or disasters caused by rain, so high accuracy is required in making predictions of rainfall. Artificial Neural Networks are becoming a trend in the field of computers because they provide the best accuracy in making predictions. Artificial neural networks are very powerful in recognizing data patterns to model and predict rainfall. The purpose of this research is to predict rainfall using the Levenberg Marquardt algorithm artificial neural network method. The data used for analysis are 120 data consisting of temperature, humidity, pressure, wind speed and solar radiation. To get accurate predictions, calculations are carried out by varying the amount of input and output data as well as varying the number of neurons in the hidden layer. The best performance of a model is measured from the value of MSE or Mean Square Error. The result shows that the network with a data composition of 90% input data, 10% output data and 25 neurons in the hidden layer is the best architecture with an MSE value of 0.029.

Keywords: Predictions; Weather; Rainfall; Artificial Neural Networks; Levenberg Marquardt

1. PENDAHULUAN

Keadaan cuaca menjadi daya tarik bagi para peneliti dalam beberapa hari terakhir. Oleh karena itu penting untuk mengetahui cuaca dalam beberapa hari mendatang untuk mengambil tindakan pencegahan. Peramalan cuaca di masa depan khususnya curah hujan mendapat perhatian banyak peneliti, guna mencegah banjir dan risiko lain yang timbul dari curah hujan [1]. Curah hujan merupakan isu utama dalam layanan meteorologi, khususnya layanan peringatan bahaya yang disebabkan oleh hujan. Memprediksi kejadian hujan sangat penting, namun memprediksi curah hujan merupakan masalah yang kompleks karena dipengaruhi oleh sifat dinamis parameter cuaca tropis yaitu tekanan atmosfer, suhu, kelembaban, titik embun dan kecepatan angin. [2]. Suhu, kelembaban, sinar matahari yang cerah memiliki dampak yang lebih tinggi terhadap curah hujan daripada variabel kelembaban tanah dan kecepatan angin. Untuk hasil yang maksimal dan efisien maka perlu dilakukan analisis kondisi geografis yang dipadukan dengan teknik-teknik prediksi curah hujan lainnya [3].

Prediksi curah hujan adalah salah satu tugas yang paling penting dan sekaligus menantang. Ahli meteorologi dapat memprediksi pola cuaca seperti curah hujan berdasarkan parameter atmosfer [4]. Prakiraan curah hujan seringkali masih mengandalkan pengalaman para ahli dalam membaca pola curah hujan yang ada. Seiring berkembangnya teknologi informasi dalam mendukung pengambilan keputusan, digunakanlah metode jaringan saraf tiruan yang merupakan algoritma yang sangat baik untuk untuk peramalan time series curah hujan. Bahkan algoritma Levenberg-Marquardt dapat diimplementasikan untuk melatih jaringan saraf tiruan feed-forward guna memprediksi data curah hujan yang hilang menggunakan algoritme penurunan gradien untuk memperkirakan data curah hujan rata-rata harian per bulan [5].

Dibandingkan dengan metode konvensional memprediksi curah hujan dengan Artificial Intelligent (AI) akan membantu dalam prediksi cepat dan akurat [6]. Namun, fenomena curah hujan bukanlah fenomena yang dapat dipelajari secara sederhana, hal ini disebabkan karena banyak faktor yang mempengaruhi curah hujan di suatu daerah. Dalam penelitian lain menggunakan teknik pembelajaran mesin jaringan syaraf tiruan untuk memprediksi curah hujan, dengan mendasarkan pada mekanisme self-adaptive dimana model akan belajar dari data historis untuk menangkap hubungan fungsional antar data dan prediksi. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma forward neural network memiliki akurasi 93,55% dapat digunakan sebagai algoritma prediktif untuk prediksi curah hujan [7]. Kemudian penelitian yang membandingkan kinerja algoritma pembelajaran mesin seperti regresi linier, neural network, support vektor regresi dan long short term memory untuk memprediksi intensitas curah hujan bulanan dengan menggunakan data curah hujan yang ada Diperoleh hasil bahwa neural network adalah



metode terbaik untuk peramalan curah hujan. Berbagai penelitian membuktikan prakiraan bulanan lebih akurat daripada mingguan atau harian dibandingkan dengan data curah hujan aktualnya [8].

Jaringan syaraf tiruan terinspirasi oleh konsep neuron biologis manusia sudah umum digunakan dalam banyak aplikasi termasuk prakiraan cuaca. 3 variabel cuaca yaitu suhu, tekanan dan kelembaban digunakan sebagai indikator untuk memprediksi curah hujan. Hasil penelitian dengan menerapkan jaringan syaraf tiruan algoritma Levenberg Marquardt memiliki akurasi 99,75% lebih tinggi dibandingkan dengan menggunakan Backpropagation dengan akurasi 94,57% [9]. Model JST telah menunjukkan efisiensinya dalam memprediksi dan menghitung curah hujan harian/bulanan melalui 6 parameter masukan yaitu suhu, titik embun, kelembaban, tekanan, visibility, dan kecepatan angin [10]. Penelitian lain menunjukkan bahwa penggunaan metode Levenberg marquardt dalam memprediksi curah hujan di Jakarta mampu menghasilkan nilai precision 95% recall 100% dan akurasi prediksi 96% [11].

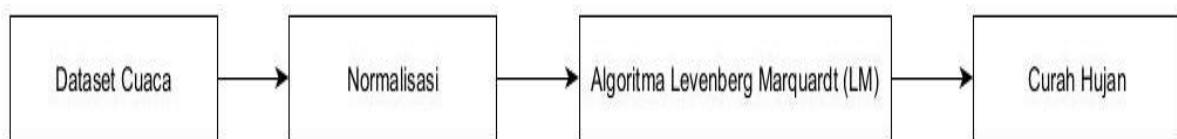
Penelitian ini melakukan pendekatan sistematis untuk memilih parameter cuaca sebagai inputan yang paling dominan untuk memprediksi curah hujan. Mengacu pada penelitian-penelitian sebelumnya tentang prediksi curah hujan oleh karena itu dalam penelitian ini bertujuan untuk mengkaji perhitungan curah hujan menggunakan algoritma pelatihan Levenberg Marquardt dengan menggunakan 5 variabel cuaca sebagai inputan yang terdiri dari temperatur, kelembaban, tekanan, kecepatan angin dan penyinaran matahari. Penelitian ini mencoba menyajikan analisis perbandingan dalam menghasilkan prediksi curah hujan dengan memvariasikan komposisi jumlah input dan output juga jumlah neuron pada hidden layer.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian merupakan tahap dalam penelitian yang dilakukan secara terstruktur dan sistematis yang terbagi menjadi empat bagian, sesuai desain sistem pada Gambar 1 yaitu:

1. Bagian pertama adalah pengumpulan data set parameter cuaca yang diperoleh dari BMKG Nganjuk terdiri dari temperatur, kelembaban, tekanan, kecepatan angin, lama penyinaran matahari dan curah hujan.
2. Bagian kedua adalah normalisasi data yaitu menjadikan data memiliki rentang nilai yang sama, hal ini disebabkan data yang diperoleh memiliki rentang nilai yang berbeda-beda. Kemudian setelah dinormalisasi data dibagi data menjadi 2 yaitu data latih (training) untuk melatih jaringan mengenali pola data yang diberikan dan data uji (testing) untuk menguji seberapa tepat jaringan memprediksi setelah mempelajari data latih.
3. Bagian ketiga adalah menggunakan data latih dan data uji dalam perhitungan algoritma Levenberg Marquardt. Inti dari perhitungan algoritma ini ada pada update bobotnya dalam menghasilkan output sesuai error goal yang telah ditetapkan.
4. Bagian keempat mengevaluasi performa model dalam memprediksi curah hujan. Hasil prediksi jaringan dibandingkan dengan data aktualnya untuk mengetahui performa kinerja jaringan dilihat dari nilai Mean Square Error (MSE).



Gambar 1. Desain Penelitian

2.2 Pengumpulan Dataset Cuaca

Data yang digunakan adalah data parameter cuaca bulanan pada yang diperoleh dari stasiun pengamatan BMKG Nganjuk. Parameter cuaca variabel input dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Parameter Cuaca Variabel Input

Kategori	Atribut	Satuan
Temperature	Suhu Rata-rata	0,1°C
Kelembaban	Kelembaban Rata-rata	1%
Tekanan	Tekanan Rata-rata	0,1mb
Angin	Kecepatan Rata-rata	0,1knot
Matahari	Lama Penyinaran	0,1Jam
Hujan	Curah Hujan	0,1mm

Data yang digunakan sebanyak 120 data yaitu periode data tahun 2011 – 2020, kemudian dibagi menjadi 2 bagian yaitu data latih dan data uji. Pembagian komposisi data latih dan data uji selengkapnya disajikan pada Tabel 2.



Tabel 2. Pembagian Komposisi Data Latih dan Data Uji

Model	Komposisi Data	Data Latih	Data Uji
A	50:50	Periode 2011 – 2015	Periode 2016 – 2020
B	60:40	Periode 2011 – 2016	Periode 2017 – 2020
C	70:30	Periode 2011 – 2017	Periode 2018 – 2020
D	80:20	Periode 2011 – 2018	Periode 2019 – 2020
E	90:10	Periode 2011 – 2019	Periode 2020

2.3 Normalisasi

Data yang terkumpul memiliki satuan yang berbeda maka diperlukan proses normalisasi terlebih dahulu, yaitu membuat data memiliki rentang nilai yang sama atau nilainya tidak ada yang terlalu besar atau terlalu kecil (rentang 0 sampai 1). Metode normalisasi min-max melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antara data saat sebelum dan sesudah dinormalisasi [12].

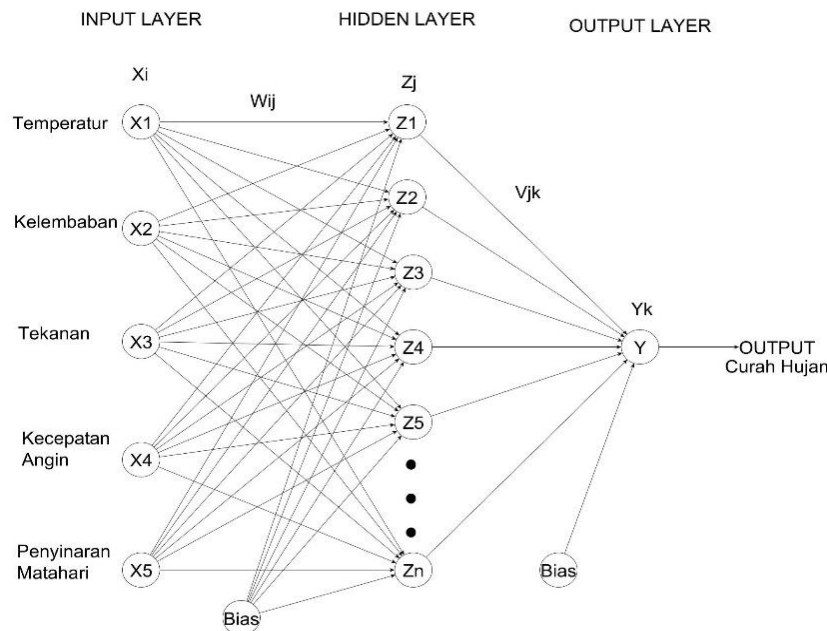
$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

Dimana:

- x' : data hasil normalisasi
- x : data asli
- x_{min} : nilai minimum dari data
- x_{max} : nilai maximum dari data

2.4 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan adalah alat untuk memprediksi yang sangat fleksibel yang dapat digunakan sebagai pemodelan universal berdasarkan data masa lalu [13]. Jaringan saraf tiruan terdiri dari sekelompok neuron yang saling berhubungan yang dihubungkan oleh bobot. Neuron adalah elemen dasar dalam jaringan saraf yang mengambil fitur input, menerapkan fungsi aktivasi, dan menghitung output. Setiap masukan dikaitkan dengan bobot yang diberikan sesuai dengan pentingnya fitur masukan. Arsitektur jaringan saraf tiruan dibagi menjadi 3 lapisan, yaitu lapisan masukan (input layer), lapisan tersembunyi (hidden layer) dan lapisan keluaran (output layer) [14]. Arsitektur jaringan saraf tiruan digambarkan seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Untuk analisis jumlah neuron pada hidden layer divariasikan menjadi lima yaitu 5 neuron, 25 neuron, 50 neuron, 75 neuron dan 100neuron. Arsitektur jaringan saraf tiruan yang akan dianalisis selengkapnya disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Arsitektur Berdasarkan Jumlah Neuron pada Hidden Layer

Model	Arsitektur	Keterangan
1	5-5-1	5 input – 5 neuron pada hidden layer – 1 output



Model	Arsitektur	Keterangan
2	5-25-1	5 input – 25 neuron pada hidden layer – 1 output
3	5-50-1	5 input – 50 neuron pada hidden layer – 1 output
4	5-75-1	5 input – 75 neuron pada hidden layer – 1 output
5	5-100-1	5 input – 100 neuron pada hidden layer – 1 output

2.5 Algoritma Levenberg Marquardt

Algoritma Levenberg Marquardt merupakan salah satu algoritma pelatihan Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation dengan dua metode perhitungan yaitu perhitungan maju dan perhitungan mundur. Algoritma Levenberg Marquardt dilakukan untuk pelatihan feedforward neural network karena kecepatan konvergensinya [15]. Parameter yang digunakan dalam pelatihan antara lain parameter Levenberg Marquardt dengan nilai lebih besar dari nol ($\eta > 0$), parameter faktor tau (τ), target error, dan maximum epoch. Algoritma Levenberg Marquardt merupakan pengembangan dari algoritma backpropagation standar. Proses pemutakhiran bobot dan bias menggunakan metode matriks hesian (H) yang dapat dihitung dengan persamaan [16]:

$$H = J^T J \tag{2}$$

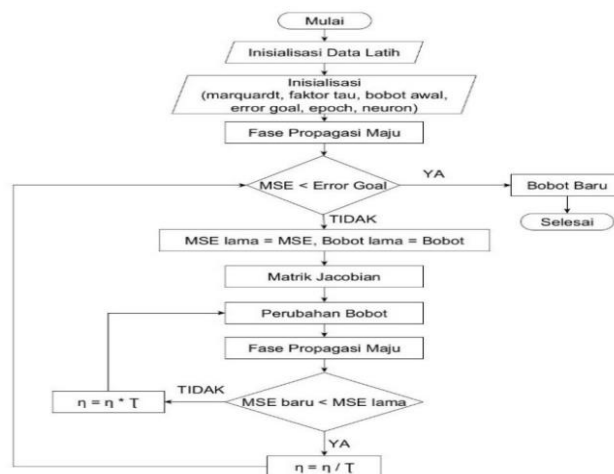
Untuk perhitungan gradientnya dengan menggunakan persamaan:

$$g = J^T e \tag{3}$$

Dengan J adalah matrik jacobian yaitu matrik yang tersusun dari turunan pertama fungsi error terhadap masing bobot dan bias jaringan. Untuk perubahan bobot dihitung menggunakan persamaan [17]:

$$\Delta w = (J^T J + \eta I)^{-1} J^T e \tag{4}$$

Langkah berikutnya, kurangi bobot lama dari hasil perubahan bobot yang diperoleh guna menghitung bobot baru. Selanjutnya memilih jika kurang dari kesalahan target yang ditetapkan, jika tidak maka periksa kembali apakah kesalahan yang didapat lebih kecil dari kesalahan yang lama. Jika lebih kecil, maka nilai η dibagi dengan faktor tau (τ). Setelah itu, lakukan tahapan propagasi maju dan hitung ulang perubahan bobotnya. Lakukan terus hingga nilai error lebih kecil dari target error yang telah ditentukan, maka diperoleh nilai MSE dan nilai bobot optimal. Langkah-langkah dalam perhitungan algoritma Levenberg Marquardt digambarkan dalam flowchart seperti pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart Algoritma Levenberg Marquardt

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan parameter cuaca sebagai inputan untuk memprediksi curah hujan. Parameter cuaca yang digunakan adalah temperatur (x_1), kelembaban (x_2), tekanan (x_3), kecepatan angin (x_4) dan lama penyinaran matahari (x_5). Kelima variabel ini digunakan sebagai masukan karena variabel-variabel ini penyebab utama terjadinya hujan dan data keluarannya adalah curah hujan (y). Karena data input dan output memiliki satuan yang berbeda maka diperlukan proses normalisasi, tujuannya untuk membuat data memiliki rentang nilai yang sama (rentang 0 sampai 1). Hasil normalisasi data parameter cuaca selengkapnya disajikan pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Normalisasi Input Parameter Cuaca

No	(x_1)	(x_2)	(x_3)	(x_4)	(x_5)	(y)
1	0,08	0,83	0,00	0,63	0,06	0,82



No	(x ₁)	(x ₂)	(x ₃)	(x ₄)	(x ₅)	(y)
2	0,17	0,72	0,31	0,69	0,20	0,55
3	0,22	0,71	0,32	0,29	0,34	0,44
4	0,17	0,78	0,41	0,11	0,30	0,17
5	0,24	0,69	0,52	0,43	0,47	0,24
...
116	0,46	0,42	0,65	0,14	0,91	0,05
117	0,77	0,31	0,67	0,03	0,93	0,00
118	0,75	0,48	0,58	0,00	0,63	0,07
119	0,67	0,57	0,58	0,09	0,53	0,45
120	0,22	0,87	0,32	0,03	0,20	0,67

Setelah data dinormalisasi maka selanjutnya adalah tahap implementasi jaringan yaitu mengolah data menggunakan MATLAB. Untuk menjalankan pelatihan jaringan terlebih dahulu perlu dilakukan inisialisasi. Parameter pelatihan algoritma Levenberg Marquardt dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Parameter Pelatihan Algoritma Levenberg Marquardt

Tipe Jaringan	Neural Network Levenberg Marquardt
Fungsi Pelatihan	Trainlm
Fungsi Pembelajaran	Learngdm
Fungsi Transfer	Logsig
Kinerja	MSE dan R
Input layer	5 Input
Hidden Layer	1 Hidden Layer
Neuron Hidden Layer	5, 25, 50, 75, 100
Output Layer	1 Output Layer
Komposisi Data	50:50, 60:40, 70:30, 80:20, 90:10
Learning Rate	0,1
Goal Error	0,01
Bilangan LM	0,1
Tau	10

Dari 120 data yang terkumpul akan divariasikan komposisi data input dan outputnya sesuai pada Tabel 2, kemudian dipadukan dengan jumlah neuron pada hidden layer pada Tabel 3. Sehingga akan diperoleh 25 nama pelatihan yang terdiri dari kombinasi input dan jumlah neuron pada hidden layer yang akan dilatih dengan metode Jaringan Saraf Tiruan menggunakan algoritma Levenberg Marquardt. Kemudian untuk proses pengujian adalah jaringan dengan nama pelatihan yang memiliki performa terbaik selama proses pelatihan dilihat dari nilai MSE nya. Prediksi curah hujan dilakukan dengan menggunakan jaringan yang menunjukkan performa terbaiknya saat dilakukan pelatihan dan pengujian. Nama-nama pelatihan hasil dari kombinasi data dan jumlah neuron pada hidden layer disajikan pada tabel 6.

Tabel 6. Susunan Nama-nama Pelatihan algoritma Levenberg marquardt

Algoritma	Komposisi Data	Arsitektur	Nama Pelatihan
Levenberg Marquardt (LM)	A (50:50)	1 (5 neuron)	LM – A1
		2 (25 neuron)	LM – A2
		3 (50 neuron)	LM – A3
		4 (75 neuron)	LM – A4
		5 (100 neuron)	LM – A5
	B (60:40)	1 (5 neuron)	LM – B1
		2 (25 neuron)	LM – B2
		3 (50 neuron)	LM – B3
		4 (75 neuron)	LM – B4
		5 (100 neuron)	LM – B5
	C (70:30)	1 (5 neuron)	LM – C1
		2 (25 neuron)	LM – C2
		3 (50 neuron)	LM – C3
		4 (75 neuron)	LM – C4
		5 (100 neuron)	LM – C5
	D (80:20)	1 (5 neuron)	LM – D1
		2 (25 neuron)	LM – D2
		3 (50 neuron)	LM – D3
		4 (75 neuron)	LM – D4



Algoritma	Komposisi Data	Arsitektur	Nama Pelatihan
		5 (100 neuron)	LM – D5
		1 (5 neuron)	LM – D1
		2 (25 neuron)	LM – D2
	E	3 (50 neuron)	LM – D3
	(90:10)	4 (75 neuron)	LM – D4
		5 (100 neuron)	LM – D5

2.5 Pelatihan Jaringan

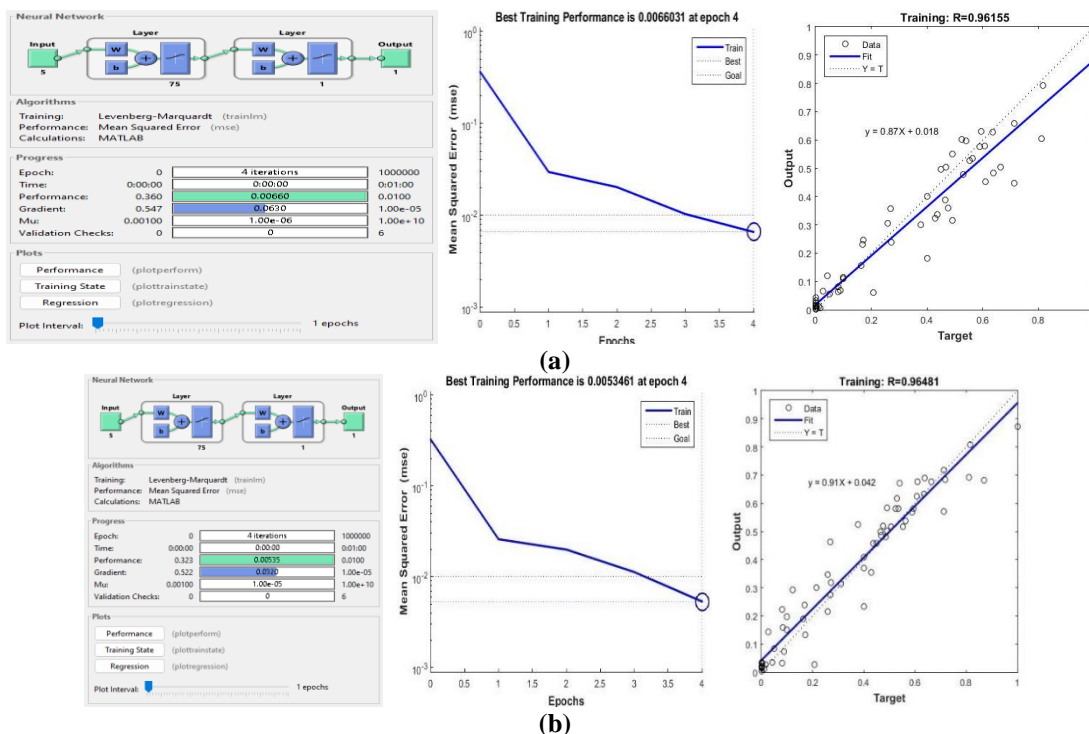
Hasil pelatihan kinerja jaringan dengan algoritma Levenberg marquardt dari 25 kombinasi nama pelatihan menggunakan aplikasi MATLAB diperoleh 5 nama pelatihan dengan performa terbaik. Hasil kinerja pelatihan jaringan algoritma Levenberg Marquardt disajikan pada Tabel 7.

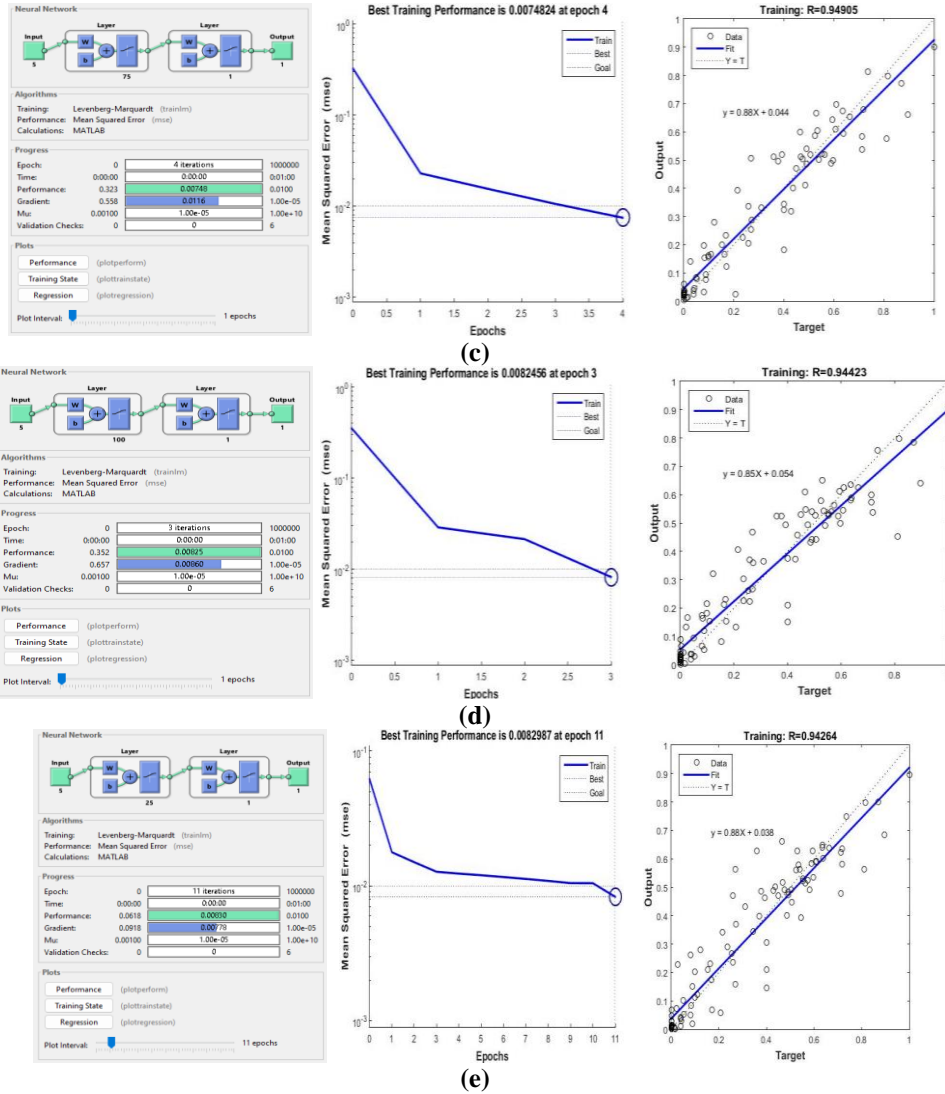
Tabel 7. Hasil Kinerja Pelatihan Jaringan Levenberg marquardt

No	Nama Pelatihan	MSE	Epoch	Korelasi	Waktu	Regresi
						Training
1	LM – A4	0.00660	4	0.96155	00:00:00	$y = 0.87X + 0.018$
2	LM – B4	0.00534	4	0.96481	00:00:00	$y = 0.91X + 0.042$
3	LM – C4	0.00748	4	0.94905	00:00:00	$y = 0.88X + 0.044$
4	LM – D5	0.00825	3	0.94423	00:00:00	$y = 0.85X + 0.054$
5	LM – E2	0.00829	11	0.94264	00:00:00	$y = 0.88X + 0.038$

Pada jaringan yang dilatih dengan algoritma Levenberg marquardt membentuk arsitektur yang sederhana, karena hanya membutuhkan sedikit epoch dan waktu yang sangat singkat (kurang dari 1 detik). Selain itu jumlah neuron pada hidden layer berbanding terbalik terhadap jumlah epoch dalam mencapai konvergensinya, semakin banyak jumlah neuron pada hidden layer menyebabkan jumlah epoch juga makin sedikit. Banyaknya neuron di lapisan tersembunyi memang bukan satu-satunya faktor yang mempengaruhi performa dari Jaringan Saraf Tiruan, tetapi banyak sedikitnya neuron pada lapisan tersembunyi akan berpengaruh terhadap proses iterasi. Sistem akan membutuhkan waktu yang lama untuk mencapai konvergen dengan jumlah neuron yang sedikit. Penambahan jumlah hidden layer dan neuron pada hidden layer akan mempercepat proses kerja sistem, selain itu akan menghasilkan performa jaringan yang lebih baik walaupun bukan satu-satunya faktor yang mempengaruhi performa kinerja jaringan.

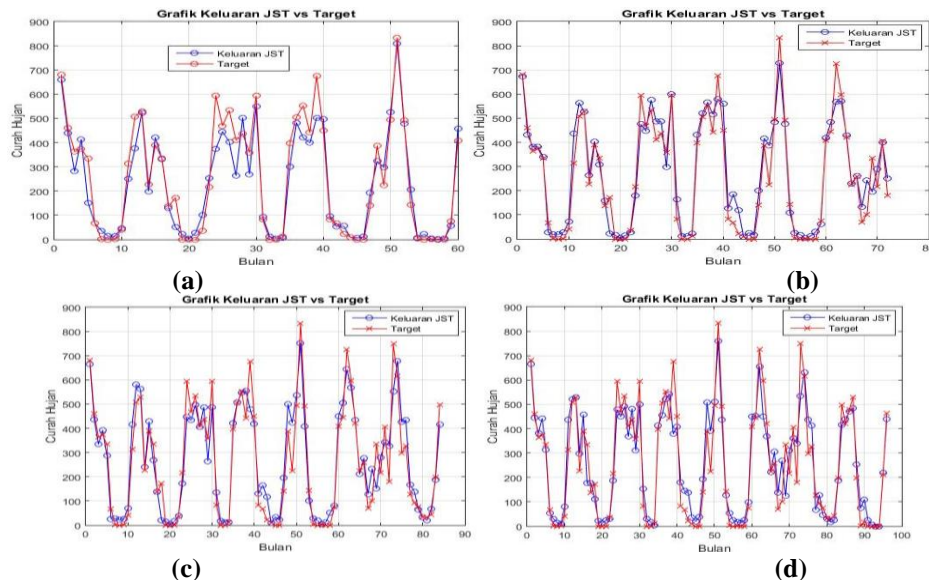
Metode optimasi Lavenberg marquardt mampu meningkatkan kecepatan pada proses pelatihan Backpropagation, dilihat dari hasil pengujian bahwa nilai epoch, waktu akurasi yang dihasilkan lebih baik. metode Levenberg Marquardt mampu meningkatkan proses pembelajaran, waktu dan dapat meningkatkan akurasi pelatihan Backpropagation [15]. Proses pelatihan algoritma terbaik tiap-tiap pelatihan dapat dilihat pada Gambar 4.

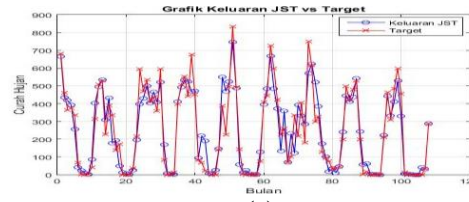




Gambar 4. Proses Pelatihan Algoritma Levenberg Marquardt (a) LM-A4, (b) LM-B4, (c) LM-C4, (d) LM-D5, (e) LM-E2

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dengan algoritma Levenberg Marquardt dapat memprediksi curah hujan dengan baik. Hasil perbandingan antara keluaran jaringan dan data target atau aktualnya dapat dilihat pada Gambar 5.





(e)

Gambar 5. Perbandingan Hasil Keluaran Jaringan dan Target (a) LM-A4, (b) LM-B4, (c) LM-C4, (d) LM-D5, (e) LM-E2

2.5 Pengujian Jaringan

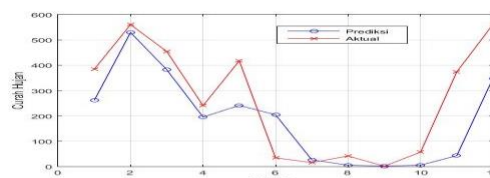
Selanjutnya adalah melakukan proses pengujian atau testing terhadap jaringan yang menunjukkan performa terbaiknya saat pelatihan. Tahap ini dilakukan untuk mengetahui kinerja algoritma Levenberg marquardt dilihat dari nilai MSE yang dihasilkan dibandingkan dengan nilai target atau curah hujan aktualnya. Pengujian bertujuan untuk menguji validasi data yang dilakukan pada saat pelatihan dengan memberikan data baru yang belum pernah dilatih sebelumnya untuk mengetahui keakuratan sistem yang telah dibuat. Jaringan yang diuji adalah jaringan dengan nilai MSE terbaik saat pelatihan dari tiap-tiap komposisi data dan variasi jumlah neuron. Hasil pengujian kinerja jaringan algoritma Levenberg marquardt selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Uji Kinerja Jaringan Algoritma Levenberg marquardt

Nama Pelatihan	Komposisi Data	Arsitektur	MSE Testing
LM – A4	50:50	5 – 75 – 1	0.05567
LM – B4	60:40	5 – 75 – 1	0.03142
LM – C4	70:30	5 – 75 – 1	0.02999
LM – D5	80:20	5 – 100 – 1	0.03586
LM – E2	90:10	5 – 25 – 1	0.02900

Nilai MSE saat pengujian (testing) menunjukkan hasil yang lebih tinggi dibandingkan saat dilakukan pelatihan (training). Kondisi ini wajar dan sering terjadi dalam Supervised Machine Learning atau biasa disebut dengan overfitting [18]. Overfitting adalah situasi di mana model mencoba untuk mempelajari semua data secara rinci guna menggeneralisasi data atau menemukan trend dominan dalam data untuk menghasilkan wawasan dalam memprediksi dengan benar data yang sebelumnya tidak terlihat. Hal ini disebabkan oleh propagasi atau penyebaran pola data yang tidak dapat dikenali jaringan selama pelatihan karena konvergensi jaringan terlalu cepat selama pelatihan. Peristiwa overfitting ini ditandai dengan kecilnya nilai MSE yang dihasilkan pada proses training sedang pada proses validasi nilai MSE lebih besar dibandingkan dengan hasil training. Hal ini menandakan jaringan terlalu menghafal pola data pada dataset training dan tidak bisa menggeneralisasi data yang baru. Hasil training error jaringan yang memiliki akurasi yang tinggi dan selalu memberikan estimasi yang selalu optimis, akan tetapi jika hasil pengujian menunjukkan akurasi yang rendah saat pengujian maka harus diabaikan [19]. Banyak faktor yang mempengaruhi intensitas curah hujan yang jatuh di suatu daerah. Anomali jumlah curah hujan dimungkinkan karena faktor cuaca atau iklim yang mempengaruhinya yaitu faktor lokal, regional dan global [20]. Data suhu, kelembaban, tekanan, angin dan penyinaran matahari merupakan data pengamatan cuaca di lapangan, sehingga hubungan yang dilakukan hanya terbatas pada prediksi curah hujan dan pengolahan data lokal tanpa memperhatikan faktor regional dan global yang sangat mempengaruhi curah hujan.

Dari Tabel 8 diketahui bahwa hasil pengujian jaringan algoritma Levenberg marquardt LM-E2 dengan komposisi data 90:10 atau 90% data latih dan 10% data uji dan jumlah neuron 25 pada hidden layer menunjukkan performa kinerja terbaiknya saat pelatihan maupun pengujian. Didapatkan performa terbaik dengan nilai MSE terkecil yaitu 0.02900. Selanjutnya Jaringan LM-E5 akan digunakan untuk keperluan memprediksi curah hujan kedepannya. Hasil prediksi curah hujan dibandingkan target atau curah hujan aktualnya menunjukkan pola yang sama. Hal ini membuktikan bahwa algoritma Jaringan Saraf Tiruan sangat kuat dalam mengenali sebuah pola yang diberikan melalui proses pembelajaran. Walaupun hasil prediksi curah hujan tidak bisa tepat sesuai target atau data aktualnya akan tetapi polanya menunjukkan kesamaan. Grafik hasil prediksi curah hujan dibandingkan data aktualnya dengan perhitungan algoritma Levenberg marquardt dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik Curah Hasil Prediksi Levenberg marquardt dan Hujan Aktual



4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian jaringan dalam memprediksi curah hujan dengan memvariasikan komposisi data pelatihan dan data pengujian juga jumlah neuron pada hidden layer dapat disimpulkan bahwa jaringan dengan kinerja terbaik adalah jaringan dengan komposisi data 90% data pelatihan, dan 10% data uji dan 25 neuron pada lapisan tersembunyi. Performa kinerja terbaik yang diperoleh adalah nilai MSE training sebesar 0.00829 yang dicapai pada epoch 3 dalam waktu kurang dari 1 detik dan MSE testing sebesar 0.02900. Nilai MSE yang dihasilkan dalam proses pengujian menunjukkan bahwa Jaringan Saraf Tiruan dengan algoritma pelatihan Levenberg Marquardt cukup baik untuk digunakan sebagai metode prediksi curah hujan. Kedua nilai tersebut dapat ditingkatkan performanya dengan cara memperbanyak data latih dengan menambahkan faktor regional dan global yang berpengaruh terhadap curah hujan serta mengubah parameter yang mempengaruhi performa jaringan seperti error goal, jenis fungsi aktivasi, jumlah input, jumlah hidden layer dan lain-lain.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada BMKG yang telah membantu dan memberikan dukungan terkait dengan penelitian yang dilakukan seperti bantuan fasilitas, penyediaan data dan informasi.

REFERENCES

- [1] H. Abdul-Kader, M. Abd-Elsalam, and M. Mohamed, "Hybrid Machine Learning Model for Rainfall Forecasting," *J. Intell. Syst. Internet Things*, vol. 1, no. 1, pp. 5–12, 2020, doi: 10.54216/jisiot.010101.
- [2] N. Z. Mohd Safar, A. A. Ramli, H. Mahdin, D. Ndzi, and K. M. N. Ku Khalif, "Rain prediction using fuzzy rule based system in north-west Malaysia," *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 14, no. 3, pp. 1564–1573, 2019, doi: 10.11591/ijeecs.v14.i3.pp1564-1573.
- [3] D. Shukla, V. Rajvir, and M. S. Patel, "Rainfall Prediction Using Neural Network," *Comput. Intell. Time Ser. Anal.*, pp. 127–141, 2018.
- [4] A. Chand and R. Nand, "Rainfall prediction using Artificial Neural network in the South Pacific region," pp. 1–7, 2019.
- [5] M. E. Akiner, "Long-Term Rainfall Information Forecast by Utilizing Constrained Amount of Observation through Artificial Neural Network Approach," *Adv. Meteorol.*, vol. 2021, no. X, 2021, doi: 10.1155/2021/5524611.
- [6] B. T. Pham et al., "Development of advanced artificial intelligence models for daily rainfall prediction," *Atmos. Res.*, vol. 237, no. November 2019, p. 104845, 2020, doi: 10.1016/j.atmosres.2020.104845.
- [7] A. Kala and S. G. Vaidyanathan, "Prediction of Rainfall using Artificial neural Network," *Proc. Int. Conf. Inven. Res. Comput. Appl. (ICIRCA 2018)*, vol. 5, no. 3, pp. 248–253, 2018.
- [8] S. Srivastava, N. Anand, S. Sharma, S. Dhar, and L. K. Sinha, "Monthly rainfall prediction using various machine learning algorithms for early warning of landslide occurrence," *2020 Int. Conf. Emerg. Technol. INCET 2020*, pp. 1–7, 2020, doi: 10.1109/INCET49848.2020.9154184.
- [9] F. R. Hashim, N. G. Nik Daud, K. A. Ahmad, J. Adnan, and Z. I. Rizman, "Prediction of Rainfall Based on Weather Parameter Prediction of Rainfall Based on Weather Parameter Using Artificial Neural Network," *J. Fundam. Appl. Sci.*, vol. 4, no. 1, pp. 9–10, 2018, [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.4314/jfas.v10i1s.7>
- [10] H. N. Nguyen et al., "Prediction of daily and monthly rainfall using a backpropagation neural Network," *J. Appl. Sci. Eng.*, vol. 24, no. 3, pp. 367–379, 2021, doi: 10.6180/jase.202106_24(3).0012.
- [11] G. I. Merdekawati and Ismail, "Prediksi Curah Hujan Di Jakarta Berbasis Algoritma Levenberg Marquardt," *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 24, no. 2, pp. 116–128, 2019, doi: 10.35760/ik.2019.v24i2.2366.
- [12] A. N. Alfiyatin, W. F. Mahmudy, C. F. Ananda, and Y. P. Anggodo, "Penerapan Extreme Learning Machine (Elm) Untuk Peramalan Laju Inflasi Di Indonesia Implementation Extreme Learning Machine for Inflation Forecasting in Indonesia," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 2, pp. 179–186, 2018, doi: 10.25126/jtiik.20186900.
- [13] M. A. Bukhari, A. H., Sulaiman, M., Islam, S., Shoaib, M., Kumam, P., & Zahoor Raja, "bukhari2019.pdf," *Alexandria Eng. Journal.*, vol. 59, no. 1, pp. 101–116, 2019.
- [14] N. Amalya, "BULLETIN OF COMPUTER SCIENCE RESEARCH Algoritma Backpropagation Metode Levenberg Marquardt Dalam Memprediksi Penyakit Stroke," vol. 3, no. 2, pp. 191–196, 2023, doi: 10.47065/bulletincsr.v3i2.229.
- [15] A. F. Zuhri et al., "Seminar Nasional Sains dan Teknologi Informasi (SENSASI) Optimasi Levenberg-Marquardt backpropagation dalam Mempercepat Pelatihan Backpropagation," *Semin. Nas. Sains dan Teknol. Inf.*, vol. 3, no. 1, pp. 627–630, 2021, [Online]. Available: <http://prosiding.seminar-id.com/index.php/sensasi/issue/archive>
- [16] P. Malik, A. Gehlot, R. Singh, L. R. Gupta, and A. K. Thakur, "A Review on ANN Based Model for Solar Radiation and Wind Speed Prediction with Real-Time Data," *Arch. Comput. Methods Eng.*, vol. 29, no. 5, pp. 3183–3201, 2022, doi: 10.1007/s11831-021-09687-3.
- [17] H. Al Kautsar, "Model Fourier Untuk Prediksi Harga Saham Astrazeneca Menggunakan Algoritma Levenberg-Marquardt," *J. Tika*, vol. 6, no. 02, pp. 40–50, 2021, doi: 10.51179/tika.v6i02.486.
- [18] X. Ying, "An Overview of Overfitting and its Solutions," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1168, no. 2, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1168/2/022022.
- [19] N. Mishra, H. K. Soni, S. Sharma, and A. K. Upadhyay, "Development and analysis of Artificial Neural Network models for rainfall prediction by using time-series data," *Int. J. Intell. Syst. Appl.*, vol. 10, no. 1, pp. 16–23, 2018, doi: 10.5815/ijisa.2018.01.03.
- [20] BMKG, "Masyarakat Indonesia Sadar Iklim dan Cuaca," pp. 9–25, 2019.