

**PREDIKSI CURAH HUJAN BERDASARKAN PARAMETER CUACA
BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DI KABUPATEN NGANJUK**

THESIS

**Oleh:
SETIYARIS
NIM. 210605220018**



**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**REDIKSI CURAH HUJAN BERDASARKAN PARAMETER CUACA
BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DI KABUPATEN NGANJUK**

THESIS

**Diajukan kepada:
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M. Kom)**

**Oleh:
SETIYARIS
NIM. 210605220018**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

**PREDIKSI CURAH HUJAN BERDASARKAN PARAMETER CUACA
BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DI KABUPATEN NGANJUK**

THESIS

**Diajukan Kepada:
Fakultas Sain dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan Dalam
Memperoleh Gelar Magister Komputer (M. Kom)**

**Oleh:
SETIYARIS
NIM. 210605220018**

**PROGRAM STUDI MAGISTER INFORMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2023**

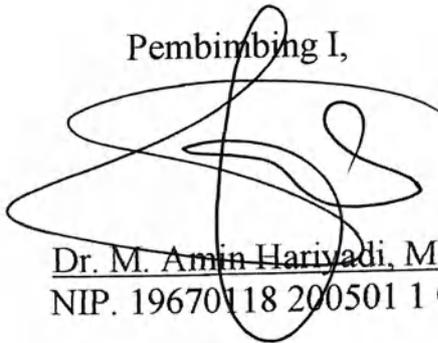
**PREDIKSI CURAH HUJAN BERDASARKAN PARAMETER CUACA
BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DI KABUPATEN NGANJUK**

THESIS

**Oleh:
SETIYARIS
NIM. 210605220018**

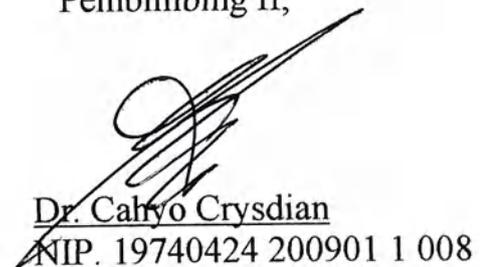
Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji:
Tanggal: 23 Mei 2023

Pembimbing I,



Dr. M. Amin Hariyadi, MT
NIP. 19670118 200501 1 001

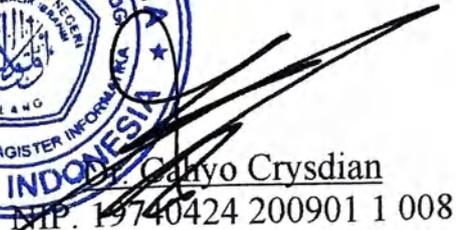
Pembimbing II,



Dr. Cahyo Crysdiyan
NIP. 19740424 200901 1 008

Mengetahui,

Ketua program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang



Dr. Cahyo Crysdiyan
NIP. 19740424 200901 1 008

**PREDIKSI CURAH HUJAN BERDASARKAN PARAMETER CUACA
BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN DI KABUPATEN NGANJUK**

THESIS

Oleh:
SETIYARIS
NIM. 210605220018

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Thesis
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Magister Komputer (M. Kom)

Tanggal: 23 Mei 2023

**Susunan Dewan Penguji
Tangan**

Penguji Utama : Dr. Sri Harini, M. Si
NIP 19731014 200112 2 002

Ketua Penguji : Dr. Usman Pagalay, M. Si
NIP. 19650414 200312 1 001

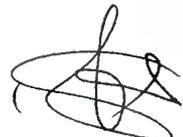
Sekretaris Penguji : Dr. M. Amin Hariyadi, MT
NIP. 19670118 200501 1 001

Anggota Penguji : Dr. Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

Tanda

()

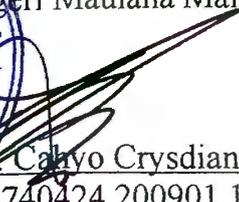
()

()

()

Mengetahui dan Mengesahkan,
Ketua Program Studi Magister Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang




Cahyo Crysdian
NIP. 19740424 200901 1 008

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Setiyaris
NIM : 210605220018
Program Studi : Magister Informatika
Fakultas : Sains dan Teknologi

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa Thesis yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka.

Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan Thesis ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.



Malang, 23 Mei 2023

Yang membuat pernyataan,

Setiyaris

NIM. 210605220018

MOTTO

“Tidak masalah berjalan lambat, asalkan tidak pernah berhenti berusaha”

PERSEMBAHAN

Dengan mengucapkan syukur Alhamdulillah rabbi alamin, Thesis ini saya persembahkan untuk:

1. Seluruh keluarga tercinta yang selalu memberikan semangat dan doa.
2. Seluruh civitas akademika Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang yang telah memberikan kesempatan untuk menambah ilmu teknologi dan agama.
3. Seluruh rekan-rekan mahasiswa Magister Informatika Fakultas Sain dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang atas kerjasamanya selama ini.
4. Seluruh teman-teman BMKG yang selalu memberikan dukungan dan semangat belajar.
5. Bapak, ibu, saudara dan rekan-rekan sekalian yang tidak bisa saya sebutkan satu persatu hingga Thesis ini bisa terselesaikan dengan baik.

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Wr. Wr.

Syukur *Alkhamdulillah* penulis haturkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan Hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus menyelesaikan Thesis ini dengan baik.

Selanjutnya penulis haturkan ucapan terimakasih seiring do'a dan harapan *jazakumullah ahsanal jaza'* kepada semua pihak yang telah membantu terselesaikannya Thesis ini. Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

1. Bapak Dr. M. Amin Hariyadi, MT dan Dr. Cahyo Crysdiyan selaku dosen pembimbing Thesis, yang telah banyak memberikan pengarahan dan pengalaman yang berharga.
2. Segenap civitas akademika program Studi Magister Informatika, terutama seluruh Bapak/ibu dosen, terimakasih atas segenap ilmu dan bimbingannya.
3. Keluarga tercinta yang senantiasa memberikan doa dan semangat.
4. Semua rekan-rekan seperjuangan yang ikut mendukung dan membantu.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan Thesis ini masih terdapat kekurangan dan penulis berharap semoga Thesis ini bisa memberikan manfaat kepada para pembaca khususnya bagi penulis secara pribadi. *Amin Ya Rabbal Alamin.*

Wassalu'alaikum Wr. Wb.

Malang, 23 Mei 2023

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PENGAJUAN.....	ii
HALAMAN PERSETUJUAN.....	iii
HALAMAN PENGESAHAN.....	iv
HALAMAN PERNYATAAN	v
MOTTO	vi
PERSEMBAHAN.....	vii
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR TABEL.....	xiii
ABSTRAK	xiv
ABSTRACT.....	xv
الملخص.....	xvi
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Pernyataan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Ruang Lingkup Penelitian	4
BAB II STUDI PUSTAKA.....	6
2.1 Prediksi Curah Hujan	6
2.2 Kerangka Teori.....	10
BAB III DESAIN PENELITIAN.....	15
3.1 Prosedur Penelitian.....	15
3.1.1 Pengumpulan Data	15
3.1.2 Desain Sistem.....	17
3.1.3 Algoritma <i>Backpropagation</i>	18
3.1.4 Algoritma <i>Levenberg marquardt</i>	23

3.1.5	Eksperimen.....	28
3.2	Instrumen Penelitian.....	30
BAB IV PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN <i>BACKPROPAGATION</i>		32
4.1	Normalisasi Data	32
4.2	Desain Jaringan	33
4.3	Implementasi Jaringan Saraf Tiruan.....	33
4.4	Pelatihan Jaringan <i>Backpropagation</i> (BP)	35
4.4.1	Komposisi data 50:50.....	36
4.4.2	Komposisi Data 60:40.....	38
4.4.3	Komposisi Data 70:30.....	40
4.4.4	Komposisi Data 80:20.....	43
4.4.5	Komposisi Data 90:10.....	45
4.5	Pengujian Jaringan	47
4.5.1	Kesimpulan	49
BAB V PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN <i>LEVENBERG MARQUARDT</i> 51		
5.1	Pelatihan Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (LM).....	51
5.1.1	Komposisi Data 50:50.....	51
5.1.2	Komposisi Data 60:40.....	54
5.1.3	Komposisi Data 70:30.....	56
5.1.4	Komposisi Data 80:20.....	59
5.1.5	Komposisi Data 90:10.....	61
5.2	Pengujian Jaringan	64
5.3	Kesimpulan.....	65
BAB VI PEMBAHASAN.....		67
BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN.....		77
7.1	Kesimpulan.....	77
7.2	Saran.....	78
DAFTAR PUSTAKA		79

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Kerangka Teori Penelitian.....	12
Gambar 3. 1 Prosedur Penelitian.....	15
Gambar 3. 2 Desain Sistem.....	17
Gambar 3. 3 Jaringan Saraf Tiruan <i>Backpropagation</i>	18
Gambar 3. 4 Flowchart Algoritma <i>Backpropagation</i>	19
Gambar 3. 5 Flowchart Algoritma <i>Levenberg marquardt</i>	24
Gambar 3. 6 Instrumen Penelitian.....	31
Gambar 4. 1 Desain Jaringan	33
Gambar 4. 2 Pembuatan Jaringan	34
Gambar 4. 3 Proses Pelatihan.....	35
Gambar 4. 4 Proses Pelatihan Algoritma BP – A5	36
Gambar 4. 5 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – A5.....	37
Gambar 4. 6 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – A5	38
Gambar 4. 7 Proses Pelatihan Algoritma BP – B5.....	39
Gambar 4. 8 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – B5	40
Gambar 4. 9 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – B5.....	40
Gambar 4. 10 Proses Pelatihan Algoritma BP – C5.....	41
Gambar 4. 11 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – C5	42
Gambar 4. 12 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – C5.....	42
Gambar 4. 13 Proses Pelatihan Algoritma BP – D5	43
Gambar 4. 14 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – D5.....	44
Gambar 4. 15 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – D5	45
Gambar 4. 16 Proses Pelatihan Algoritma BP – E5.....	46
Gambar 4. 17 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – E5	47
Gambar 4. 18 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP–E5.....	47
Gambar 4. 19 Grafik Curah Hasil Prediksi <i>Backpropagation</i> dan Hujan Aktual. 49	
Gambar 5. 1 Pembuatan Jaringan.....	51
Gambar 5. 2 Proses Pelatihan Algoritma LM – A4	52

Gambar 5. 3 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – A4	53
Gambar 5. 4 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM–A4	53
Gambar 5. 5 Proses Pelatihan Algoritma LM – B4	54
Gambar 5. 6 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – B4	55
Gambar 5. 7 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM–A4	56
Gambar 5. 8 Proses Pelatihan Algoritma LM – C4	57
Gambar 5. 9 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – C4	58
Gambar 5. 10 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM–C4	58
Gambar 5. 11 Proses Pelatihan Algoritma LM – D5	59
Gambar 5. 12 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – D5	60
Gambar 5. 13 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM–D5	61
Gambar 5. 14 Proses Pelatihan Algoritma BP – E2.....	62
Gambar 5. 15 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – E2	63
Gambar 5. 16 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP–E2.....	63
Gambar 5. 17 Pengujian Jaringan	64
Gambar 5. 18 Grafik Curah Hasil Prediksi <i>Levenberg marquardt</i> dan Hujan Aktual.....	65
Gambar 6. 1 Grafik Perbandingan MSE	69
Gambar 6. 2 Grafik Perbandingan Hasil Prakiraan Curah Hujan	70
Gambar 6. 3 Faktor Pengendali Cuaa dan Iklim Indonesia	72

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Peringkat Akurasi Kinerja.....	13
Tabel 2. 2 Variabel Input Prediksi Curah Hujan.....	14
Tabel 3. 1 Komposisi Data Latih dan Data Uji.....	28
Tabel 3. 2 Arsitektur Jaringan Jumlah Neuron pada Hidden Layer.....	28
Tabel 3. 3 Susunan Input Pelatihan algoritma <i>Backpropagation</i>	29
Tabel 3. 4 Susunan Input Pelatihan algoritma <i>Levenberg marquardt</i>	30
Tabel 4. 1 Matrik Hasil Normalisasi Data Latih	32
Tabel 4. 2 Matrik Hasil Normalisasi Data Target	32
Tabel 4. 3 Nilai Parameter Pelatihan.....	34
Tabel 4. 4 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Backpropagation</i> (A).....	36
Tabel 4. 5 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Backpropagation</i> (B)	38
Tabel 4. 6 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Backpropagation</i> (C)	41
Tabel 4. 7 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Backpropagation</i> (D).....	43
Tabel 4. 8 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Backpropagation</i> (E)	45
Tabel 4. 9 Hasil Uji Kinerja Jaringan <i>Backpropagation</i> (BP)	48
Tabel 5. 1 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (A).....	52
Tabel 5. 2 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (B).....	54
Tabel 5. 3 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (C).....	56
Tabel 5. 4 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (D).....	59
Tabel 5. 5 Kinerja Pelatihan Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (E)	61
Tabel 5. 6 Hasil Uji Kinerja Jaringan <i>Levenberg marquardt</i> (LM).....	64
Tabel 6. 1 MSE Training dan MSE Testing.....	68

ABSTRAK

Setiyaris. 2023. Prediksi Curah Hujan Berdasarkan Parameter Cuaca Berbasis Jaringan Saraf Tiruan di Kabupaten Nganjuk. Program Studi Magister Informatika Fakultas Sain dan Teknologi universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing (I) Dr. M. Amin Hariyadi. Pembimbing (II) Dr. Cahyo Crysdiان.

Kata Kunci: Prediksi, Curah Hujan, JST, Backpropagation, *Levenberg marquardt*

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 (JST) menjadi *trend* 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 mengetahui model JST yang sesuai dalam memprediksi curah hujan menggunakan algoritma *Backpropagation* (BP) dan algoritma *Levenberg marquardt* (LM). Data yang digunakan sebanyak 120 data yang terdiri dari temperatur, kelembaban, tekanan, kecepatan angin dan penyinaran matahari. Untuk mendapatkan prediksi yang akurat dilakukan perhitungan dengan memvariasikan jumlah data *input* dan *outputnya* juga memvariasikan jumlah neuron pada *hidden layer*nya. Performa kinerja terbaik suatu model didasarkan pada nilai MSE (*Mean Square Error*). Diperoleh kesimpulan bahwa algoritma *Backpropagation* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan algoritma pembelajaran *Levenberg marquardt*. Penambahan jumlah *neuron* pada *hidden layer* akan menghasilkan kinerja yang maksimal. Algoritma *Backpropagation* BP – E5 dengan komposisi data 90% data input, 10% data output (90:10) dan jumlah neuron 100 pada *hidden layer* adalah metode yang sesuai untuk prediksi curah hujan di Kabupaten Nganjuk. Algoritma *Backpropagation* BP – E5 menunjukkan performa kinerja yang lebih baik dengan nilai MSE pada saat pelatihan 0.00999 dicapai pada epoch ke 27127 dalam waktu 4 detik dan nilai MSE pada saat dilakukan pengujian sebesar 0,02381.

ABSTRACT

Setiyaris. 2023. Prediction of Rainfall Based on Weather Parameters Based on Artificial Neural Networks in Nganjuk Regency. Master of Informatics Study Program, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Supervisors: (I) Dr. M. Amin Hariyadi. Advisor (II) Dr. Cahyo Crysdiandian.

Keywords: Prediction, Rainfall, ANN, Backpropagation, *Levenberg marquardt*

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 (ANN) 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 study was to find out which ANN models are suitable for predicting rainfall using the *Backpropagation* (BP) and *Levenberg marquardt* (LM) algorithms. The data used is 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 based on the MSE (Mean Square Error) value. It was concluded that the *Backpropagation* algorithm shows better performance than the *Levenberg marquardt* learning algorithm. Increasing the number of neurons in the hidden layer will result in maximum performance. The BP – E5 *Backpropagation* Algorithm with a data composition of 90% input data, 10% output data (90:10) and 100 neurons in the hidden layer is a suitable method for predicting rainfall in Nganjuk Regency. The BP – E5 *Backpropagation* Algorithm shows better performance with an MSE value during training of 0.00999 achieved at epoch 27127 in 4 seconds and an MSE value during testing of 0.02381.

الملخص

ستياريس. 2023. التنبؤ بمطول الأمطار بناءً على معلمات الطقس بقاعدة شبكة العصبية الصناعية في مدينة نجانجوك. برنامج دراسة ماجستير المعلوماتية، كلية العلوم والتكنولوجيا، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: (1) الدكتور امين حريادي (2) الدكتور جاحيو كريسديان.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، هطول الأمطار، ANN، *Levenberg marquardt*، *Bakpropagation*.

إنَّ عدَّ التنبؤ الدقيق بمطول الأمطار أمر ضروري لخدمات التحذير من كوارث الأرصاد الجوية المائية أو الكوارث التي تسببها الأمطار، لذلك يلزم دقة عالية في التنبؤ بمطول الأمطار. أصبحت شبكة العصبية الصناعية (*Artificial Neural Network*) اتجاهًا في مجال أجهزة الكمبيوتر لأنها توفر أفضل دقة في عمل التنبؤات. كان شبكة العصبية الصناعية أقوى جهاز في تعرف على أنماط البيانات لنمذجة هطول الأمطار والتنبؤ به. أهداف هذا البحث هو معرفة نموذج ANN المناسب في التنبؤ بمطول الأمطار باستخدام خوارزمية *Backpropagation* وخوارزمية *Levenberg marquardt*. البيانات المستخدمة هي 120 بيانات تتكون من درجة الحرارة والرطوبة والضغط وسرعة الرياح والإشعاع الشمسي. للحصول على تنبؤات دقيقة، يتم إجراء الحسابات عن طريق تنوع كمية بيانات الإدخال والإخراج وكذلك تنوع عدد الخلايا العصبية (*neuron*) في الطبقة المخفية (*hidden layer*). يعتمد أفضل أداء للنموذج على قيمة *MSE (Mean Square Error)*. تم استنتاج أن خوارزمية *Backpropagation* تظهر أداء أفضل من خوارزمية *Levenberg marquardt*. ستؤدي زيادة عدد الخلايا العصبية في الطبقة المخفية إلى أقصى قدر من الأداء. كانت خوارزمية *BP - E5 Backpropagation* مع تكوين بيانات 90٪ بيانات الإدخال و 10٪ بيانات الإخراج (90:10) و 100 خلية عصبية في الطبقة المخفية طريقة مناسبة للتنبؤ بمطول الأمطار في مدينة نجانجوك. تُظهر خوارزمية *BP - E5 Backpropagation* أداءً أفضل بقيمة *MSE* أثناء التدريب 0.00999 الذي تم تحقيقه في العصر 27127 في 4 ثوانٍ وقيمة *MSE* أثناء اختبار هي 0.02381.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Fenomena hujan menjadi perhatian utama dalam layanan meteorologi terutama untuk layanan peringatan bencana hidrometeorologi. Sudah menjadi rahasia umum setiap memasuki awal musim hujan selalu diiringi dengan bencana hidrometeorologi seperti banjir dan tanah longsor. Mengingat pentingnya prediksi hujan yang dapat membantu kita dalam memperkecil dampak yang ditimbulkan, maka dibutuhkan akurasi yang sangat tinggi dalam melakukan prediksi. Model prediksi curah hujan numerik dengan persamaan dinamisnya menunjukkan bagaimana atmosfer akan bereaksi terhadap perubahan parameter cuaca seperti temperatur, kelembaban, tekanan, angin, dan penyinaran matahari dari waktu ke waktu.

Besarnya variabilitas curah hujan disuatu wilayah mendorong para ahli untuk mencari metode yang tepat dalam memprediksi curah hujan. Dalam bidang pertanian informasi prediksi curah hujan sangat diperlukan untuk mendukung keberhasilan usaha tani dan rekomendasi musim tanam. Mengingat pengaruh variabilitas iklim yang semakin meningkat akibat dampak dari perubahan iklim saat ini. Pergeseran curah hujan dan ketidakpastiannya menyebabkan sejumlah risiko terhadap aktivitas produksi pertanian dan produktivitas semakin tidak terprediksi. Dengan adanya prediksi curah hujan yang akurat awal musim hujan maupun kemarau dapat dengan mudah terdeteksi.

Air menjadi sumber terpenting bagi dunia pertanian, oleh karena itu prakiraan cuaca dalam hal ini prediksi curah hujan sangat diperlukan. Prediksi curah hujan juga erat hubungannya dengan ketersediaan pangan. Hal ini berpengaruh pada gagal panen yang bisa saja terjadi akibat kekeringan maupun banjir dan faktor lain yang disebabkan oleh cuaca. Mengingat banyaknya kegiatan yang bergantung pada kondisi cuaca/iklim maka diperlukan suatu metode yang tepat guna mengurangi resiko kegagalan melalui informasi prediksi curah hujan.

Hujan merupakan fenomena alam yang lazim terjadi di bumi. Dengan sebab munculnya akan menjadi sumber kehidupan sebagaimana telah dijelaskan di dalam al-qur'an surah Al-Furqan ayat 48 – 50 (Kementrian Agama Republik Indonesia, 2019).

لَوْ هُوَ الَّذِي أَرْسَلَ الرِّيحَ بُشْرًا بَيْنَ يَدَيْ رَحْمَتِهِ وَأَنْزَلْنَا مِنَ السَّمَاءِ مَاءً طَهُورًا
لَنُحْيِيَ بِهِ بَلْدَةً مَّيِّتًا وَنُسْقِيَهُ مِمَّا خَلَقْنَا أَنْعَامًا وَأَنَاسِيَّ كَثِيرًا
وَلَقَدْ صَرَّفْنَاهُ بَيْنَهُمْ لِيَذَكَّرُوا فَأَبَى أَكْثَرُ النَّاسِ إِلَّا كُفُورًا

Artinya: *Dialah yang meniupkan angin (sebagai) pembawa kabar gembira sebelum kedatangan rahmat-Nya (hujan). Kami turunkan dari langit air yang sangat suci [48]. Agar dengannya (air itu) Kami menghidupkan negeri yang mati (tandus) dan memberi minum kepada sebagian apa yang telah Kami ciptakan, (berupa) hewan-hewan ternak dan manusia yang banyak [49]. Sungguh, Kami benar-benar telah mempercilirkannya (hujan itu) di antara mereka agar mereka mengambil pelajaran. Akan tetapi, kebanyakan manusia tidak mau (bersyukur), bahkan mereka mengingkari (nikmat) [50].*

Semua gejala alam yang ada di semesta ini Allah ciptakan bukan tanpa tujuan dan manfaat bagi kehidupan manusia agar manusia mau belajar. Seperti halnya dalam membuat prediksi curah hujan seringkali masih mengandalkan pengalaman seorang dalam membaca pola curah hujan dan beberapa unsur cuaca

lainnya. Seiring berkembangnya teknologi informasi untuk mendukung keputusan dalam memprediksi curah hujan digunakan metode JST (Jaringan Syaraf Tiruan) yang merupakan algoritma yang sangat baik dalam mengenali sebuah pola tertentu. Namun pola curah hujan bukanlah pola yang dapat dipelajari secara sederhana, disebabkan oleh banyak faktor yang mempengaruhi hujan di suatu wilayah.

Penggunaan algoritma jaringan syaraf tiruan memungkinkan sistem mempelajari hubungan antara faktor-faktor yang mempengaruhi hujan berdasarkan data-data yang pernah terjadi. Jaringan syaraf tiruan dikenal memiliki kemampuan beradaptasi yang sangat bagus, mempunyai toleransi kesalahan yang tinggi sehingga dapat digunakan dalam prediksi curah hujan berdasarkan data-data parameter cuaca. Jaringan menggunakan satu *hidden layer* dengan mevariasikan jumlah neuronnya, kemudian algoritma pembelajarannya menggunakan *Backpropagation* dan *Levenberg marquardt* dan bobot input, bias dipilih secara acak (*random*). Harapannya dengan penelitian ini akan diperoleh metode prediksi curah hujan terbaik yang dapat diterapkan di Kabupaten Nganjuk.

1.2 Pernyataan Masalah

Pemilihan metode prediksi curah hujan menjadi penting guna menunjang kegiatan diberbagai sektor kehidupan. Informasi curah hujan menjadi informasi awal untuk menunjang upaya antisipasi dan mitigasi bencana hidrometeorologi seperti banjir dan tanah longsor. Parameter cuaca yang digunakan dalam upaya prediksi curah hujan adalah temperatur, kelembaban, tekanan, angin dan

penyinaran matahari. Pernyataan masalah yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah:

- Metode Jaringan Syaraf Tiruan mana yang menghasilkan prediksi curah hujan terbaik di Kabupaten Nganjuk ditinjau dari nilai MSE nya?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan pernyataan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan penelitian ini adalah:

- Membandingkan kinerja Jaringan Saraf Tiruan dengan metode algoritma *Backpropagation* (BP) dan algoritma *Levenberg marquardt* (LM) dalam menghasilkan prediksi curah hujan di Kabupaten Nganjuk.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Hasil penelitian dapat dijadikan acuan oleh BMKG dalam membuat prediksi curah hujan kedepannya.
- b. Dapat dipergunakan oleh Dinas Pertanian Kabupaten Nganjuk untuk menetapkan kebijakan terkait dengan prediksi curah hujan dan musim.

1.5 Ruang Lingkup Penelitian

Untuk memberikan batasan yang jelas dalam penelitian ini maka ruang lingkup penelitian ini hanya meliputi:

- a. Data parameter cuaca bersumber dari Stasiun Geofisika Nganjuk periode tahun 2011 – 2020.
- b. Data input terdiri dari data temperatur, kelembaban, tekanan, angin dan penyinaran matahari sedangkan data target adalah data curah hujan.

BAB II

STUDI PUSTAKA

2.1 Prediksi Curah Hujan

Suparta & Samah, (2020) menggunakan metode ANFIS (*Adaptive Sistim Inferensi Neuro Fuzzy*) yaitu dengan menggabungkan kemampuan belajar jaringan saraf tiruan dengan representasi bahasa sistim *Fuzzy* untuk memprediksi curah hujan. Selama 6 tahun diperoleh hasil kinerja model yang cukup menjanjikan yaitu 80% data testing diprediksi dengan baik. Kelengkapan dan kesamaan format data sangat menentukan prediksi curah hujan, sehingga kegiatan *preprocessing* data sangat diperlukan. Selain itu karakteristik data yang fluktuatif atau ekstrim juga akan mempengaruhi hasil prediksi yang rendah. Kedepannya perlu dilakukan prediksi curah hujan dengan menggunakan parameter yang berkorelasi erat dengan hujan seperti suhu permukaan, kelembaban relative atau dengan kecepatan angin.

Memprediksi kejadian hujan sangat penting, namun memprediksi curah hujan adalah masalah yang kompleks karena dipengaruhi oleh sifat dinamis dari parameter cuaca tropis tekanan atmosfer, suhu, kelembaban, titik embun dan kecepatan angin. Prediksi curah hujan dengan *Fuzzy Logic* dan *Fuzzy Inference System* dapat mengatasi ambiguitas yang sering terjadi dalam prediksi hujan. Keakuratan model Sistem *Inferensi Fuzzy* yang diusulkan dalam penelitian Mohd Safar *et al.*, (2019) menghasilkan akurasi sebesar 72%. Penelitian masih dapat ditingkatkan lebih lanjut dengan meningkatkan set input parameter, menyesuaikan seperangkat aturan, hibridisasi dengan metode komputasi lain dan data musiman.

Shukla *et al.*, (2018) di dalam penelitiannya juga menyebutkan bahwa suhu, kelembaban, sinar matahari yang cerah memiliki dampak yang lebih tinggi pada curah hujan daripada variable kelembaban tanah dan kecepatan angin. Semua variabel merupakan faktor yang penting untuk memprediksi curah hujan. Dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan berlapis dengan algoritma pembelajaran *Backpropagation* diperoleh akurasi model sebesar 82% dan 81%. Untuk hasil yang maksimal dan efisien perlu dilakukan analisis kondisi geografis yang dipadukan dengan teknik-teknik prediksi curah hujan lainnya.

Sedangkan Kala & Vaidyanathan, (2018) menggunakan berbagai 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 antara data dan membuat prediksi. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma *forward neural network* memiliki akurasi 93,55% dapat digunakan sebagai algoritma prediktif untuk prediksi curah hujan. Kedepannya metode ini bisa ditingkatkan dengan membandingkan beberapa metode dengan menggunakan data yang lebih banyak.

Chatterjee *et al.*, (2018) mengusulkan prediksi curah hujan menggunakan *Neural Network* dengan terlebih dahulu mengklaster data menggunakan K dalam Jaringan Syaraf Hibrida (HNN) dibandingkan dengan pengklasifikasi MLP-FFN diperoleh hasil HNN lebih baik dengan akurasi 89,54 % (dengan fitur seleksi) dan 84,26% akurasi (tanpa fitur seleksi) dibandingkan dengan MLP-FFN.

Jaringan Saraf Tiruan yang terinspirasi oleh konsep neuron pada sel manusia telah memberikan solusi terdidik untuk membantu proses pengambilan

keputusan. Hashim *et al.*, (2018) dalam penelitiannya menggunakan parameter suhu, tekanan dan kelembaban sebagai inputan dan *perceptron* berlapis dengan dua algoritma pembelajaran yaitu LM (*Lavenberg Marquardt*) dan propagasi balik menghasilkan akurasi sistim 99,75% untuk LM dan 94,57% untuk propagasi balik. Agar supaya kinerja sistim meningkat maka lebih banyak dilakukan studi kasus agar diketahui kemampuan dan kendalanya, yaitu dengan menggunakan berbagai jenis jaringan saraf dan algoritma pembelajaran yang lainnya.

Dalam penelitian Purnomo *et al.*, (2017) menyatakan bahwa peramalan curah hujan memegang peranan penting dalam berbagai aktivitas manusia. Metode *Multi Layer Perceptron* (MLP) dipilih karena kemampuannya untuk memecahkan masalah yang kompleks dan non linier sedangkan *Backpropagation* digunakan sebagai metode pembelajaran. Akurasi yang didapat dari pembelajaran model ini rata-rata diatas 98%. Penelitian di masa depan dapat diperluas dengan beberapa model untuk meningkatkan akurasinya. Kinerja model yang diusulkan perlu dievaluasi lagi berdasarkan data yang lebih besar, seperti curah hujan harian atau mingguan.

Helen *et al.*, (2016) membandingkan JST (Jaringan Saraf Tiruan) dengan FL (*Fuzzy Logic*) untuk mengetahui tingkat akurasi dalam memprediksi curah hujan. Hasilnya adalah model jaringan saraf lebih baik daripada model *Logika Fuzzy*. Nilai akurasi untuk jaringan saraf adalah 71,17% dan *Logika Fuzzy* sebesar 68,92%. Dikarenakan curah hujan merupakan proses stokastik yang kejadiannya tergantung pada beberapa precursor dari parameter lainnya sehingga data seperti

suhu, tekanan permukaan dan atmosfer serta parameter lainnya perlu diikuti dalam proses analisa.

Dibandingkan dengan metode konvensional memprediksi curah hujan dengan menerapkan data mining jelas memberikan keuntungan. Banyak pekerjaan yang dibangun dengan model prediksi dengan metode data mining, menguji akurasi prediksi pada kumpulan data di satu lokasi tertentu. Tiga algoritma klasifikasi diuji pada model prediksi yang dilakukan oleh Niu & Zhang, (2015) yaitu *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* dan *Backpropagation Neural Network*. Akurasi tertinggi rata-rata disetiap lokasi penelitian 80% menggunakan *JST Backpropagation*, 79% dengan SVM dan 74% dengan metode *Naïve Bayes*. Data yang digunakan adalah data cuaca pengamatan di lapangan, jadi hubungan yang dilakukan hanya terbatas pada prediksi curah hujan dan pemrosesan data lokal tanpa memperhatikan faktor-faktor lain yang mempengaruhi hujan.

Parameter cuaca yang banyak dan lengkap akan memudahkan kita dalam membuat prediksi dan keputusan. Fenomena cuaca seperti kabut, curah hujan, angin topan dan badai petir akan mudah kita prediksi. Metode *Decision Tree* atau pohon keputusan dapat digunakan dalam pembelajaran mesin dan menjanjikan ruang lingkup untuk perbaikan karena semakin banyak atribut yang relevan dapat digunakan dalam memprediksi variable terkait. Meskipun vektor kinerja menggambarkan akurasi 100%, akan tetapi Ketika dibandingkan antara data aktual dan target diperoleh tingkat keberhasilan sebesar 80,67% (Geetha & Nasira, 2015). Meskipun keluaran modelnya sangat menjanjikan akan lebih baik

jika ada pembandingan dengan teknik soft computing lainnya seperti *Fuzzy*, algoritma genetika dan jaringan saraf tiruan.

Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu Teknik dari data mining yang paling banyak digunakan. Aplikasi jaringan saraf tiruan *Backpropagation* untuk memprediksi curah hujan dengan menggunakan data kelembaban, titik embun dan tekanan diperoleh hasil yang cukup akurat. Tingkat akurasi model saat pelatihan 99,79% dan pengujian diperoleh akurasi 94,28% (Vamsidhar et al., 2010). Dari hasil tersebut maka kita dapat membuat prediksi curah hujan pada masa yang akan datang.

2.2 Kerangka Teori

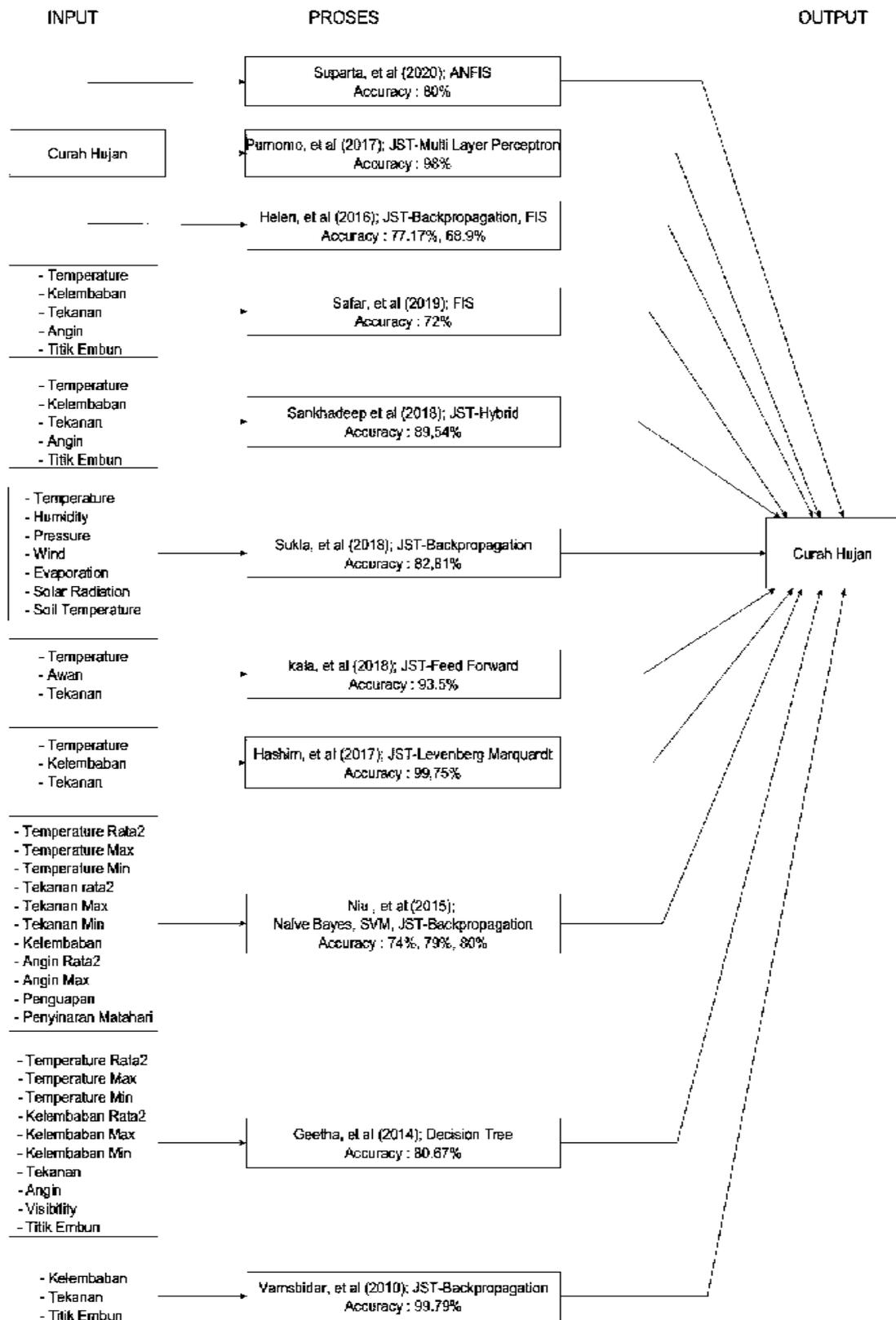
Penelitian ini melakukan pendekatan sistematis untuk memilih parameter cuaca sebagai inputan yang paling dominan untuk memprediksi curah hujan. Walaupun terkadang dalam sebuah penelitian hanya data curah hujan historis yang digunakan untuk memperkirakan curah hujan. Penelitian yang hanya menggunakan data curah hujan untuk prediksi curah hujan untuk bulan tertentu didasarkan pada tren curah hujan masa lalu.

Hujan merupakan proses fisis yang terjadi dari hasil fenomena cuaca di atmosfer. Di wilayah tropis curah hujan merupakan salah satu unsur cuaca yang paling tinggi keragamannya karena banyak faktor yang mempengaruhinya. Matahari adalah sumber energi utama bagi bumi dan berperan besar pada perubahan cuaca. Radiasi matahari mengakibatkan suhu bumi meningkat selain itu menyebabkan proses penguapan yang cukup signifikan yang akan membentuk titik awan yang banyak mengandung uap air.

Tekanan udara merupakan unsur dan pengendali cuaca yang sangat penting, karena tekanan merupakan tenaga yang bekerja untuk menggerakkan masa udara. Perubahan tekanan udara mengakibatkan adanya perubahan kecepatan dan arah angin yang akan menyebabkan perubahan suhu udara dan curah hujan di suatu wilayah. Perbedaan tekanan udara pada umumnya terjadi disebabkan perbedaan suhu udara akibat perbedaan pemanasan permukaan bumi. Angin akan bertiup dari daerah tekanan tinggi ke tekanan rendah dengan membawa masa uap air.

Suhu tinggi mempengaruhi peningkatan curah hujan, begitu juga kelembaban udara yang tinggi berpengaruh terhadap tingginya curah hujan. Titik embun erat kaitannya dengan kelembaban relative. Kelembaban yang tinggi akan menghasilkan awan yang banyak dibandingkan daerah gurun yang kelembabannya rendah dan hanya menghasilkan awan yang sedikit.

Pada Gambar 2.1 disajikan kerangka teori yang mengacu pada penelitian-penelitian sebelumnya yaitu tentang prediksi curah hujan, dengan mengkategorikan parameter atau variabel cuaca sebagai data input dan daftar metode apa yang digunakan dan juga output dari hasil kerangka teoritis.



Gambar 2. 1 Kerangka Teori Penelitian

Informasi kinerja tiap metode yang dipakai dalam penelitian diukur akurasi dalam persen. Nilai akurasi mendekati 100 artinya hasil penelitian memiliki skor akurasi tertinggi. Vamshidar *et al.* (2010) menggunakan metode JST (Jaringan Saraf Tiruan) dengan metode pembelajaran *Backpropagation* mendapatkan skor akurasi tertinggi yaitu 99,79%. Sedangkan Hasyim *et al.* (2017) juga menggunakan metode JST tetapi dengan metode pembelajarannya menggunakan *Levenberg marquardt* (LM) mendapatkan skor akurasi tertinggi kedua yaitu sebesar 99,75%. Urutan ukuran kinerja diberikan pada Tabel 2.1.

Tabel 2. 1 Peringkat Akurasi Kinerja

Rangking	Penulis	Metode	Akurasi
1	Vamshidar <i>et al.</i> (2010)	JST- <i>Backpropagation</i>	99,79%
2	Hasyim <i>et al.</i> (2017)	JST- <i>Levenberg marquardt</i>	99,75%
3	Purnomo <i>et al.</i> (2017)	JST-Multi Layer Perceptron	98,00%
4	Kala dan Ganesh (2018)	JST-Feed Forward	93,50%
5	Sankhadeep <i>et al.</i> (2018)	JST-Hybrid	89,54%
6	Sukla <i>et al.</i> (2018)	JST- <i>Backpropagation</i>	82,81%
7	Suparta dan Sannah (2020)	ANFIS	80,67%
8	Geetha and Nasira (2014)	Decision Tree	80,00%
9	Helen <i>et al.</i> (2016)	ANN- <i>Backpropagation</i>	77,17%
10	Safar <i>et al.</i> (2019)	FIS	72,00%
11	Helen <i>et al.</i> (2016)	FIS	68,90%

Dua metode yang memiliki akurasi tertinggi yaitu JST-BP (*Backpropagation*) dan JST-LM (*Lavenberg Marquardt*) yang nantinya akan dipakai dalam analisis dan dibandingkan dalam penelitian ini untuk menentukan prediksi curah hujan. Tujuannya adalah untuk mendapatkan hasil prediksi curah hujan dengan tingkat akurasi terbaik. Parameter cuaca sebagai *variabel input* untuk memprediksi curah hujan disajikan pada Tabel 2.2 sebagai berikut:

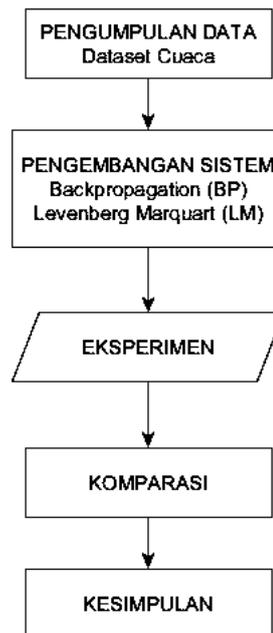
Tabel 2. 2 Variabel Input Prediksi Curah Hujan

Kategori	Atribut	Satuan
Suhu Udara	Suhu Rata-rata	0,1 ⁰ C
Kelembaban Udara	Kelembaban Rata-rata	1%
Tekanan Udara	Tekanan Rata-rata	0,1mb
Angin	Kecepatan Angin Rata-rata	0,1knot
Matahari	Lama Penyinaran Matahari	0,1Jam

BAB III DESAIN PENELITIAN

3.1 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian prediksi curah hujan yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 3.1 yang menjelaskan desain penelitian yang dimulai dari pengumpulan data, pengembangan sistem (*Backpropagation* dan *Levenberg Marquart*), eksperimen, komparasi algoritma *Backpropagation* dan *Levenberg Marquart* dan kesimpulan.



Gambar 3. 1 Prosedur Penelitian

3.1.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data menjadikan tahapan yang penting dalam sebuah penelitian. Dengan tersedianya data akan sangat menentukan proses pengolahan dan analisis selanjutnya. Pengumpulan data dilakukan dengan teknik yang tepat

dan menjamin bahwa data yang diperoleh itu adalah benar. Untuk teori yang mendukung dan berhubungan dengan permasalahan dalam penelitian dilakukan dengan cara mempelajari literatur-literatur dan jurnal penelitian yang ada. Dalam penelitian ini menggunakan data sekunder yang diperoleh dari Stasiun Geofisika Nganjuk.

Data yang digunakan sebagai inputan adalah data parameter cuaca bulanan yang terdiri dari suhu, kelembaban, tekanan, angin dan radiasi matahari *outputnya* adalah curah hujan. Data bersumber dari Stasiun Geofisika Nganjuk dengan periode data 2011 – 2020 sebanyak 120 data. Data dibagi menjadi 2 yaitu data *training* (latih) dan data *testing* (uji). Data yang terkumpul memiliki satuan yang berbeda-beda oleh karena itu diperlukan proses normalisasi, 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* merupakan metode normalisasi dengan melakukan *transformasi linier* terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antara data saat sebelum dan sesudah dinormalisasi.

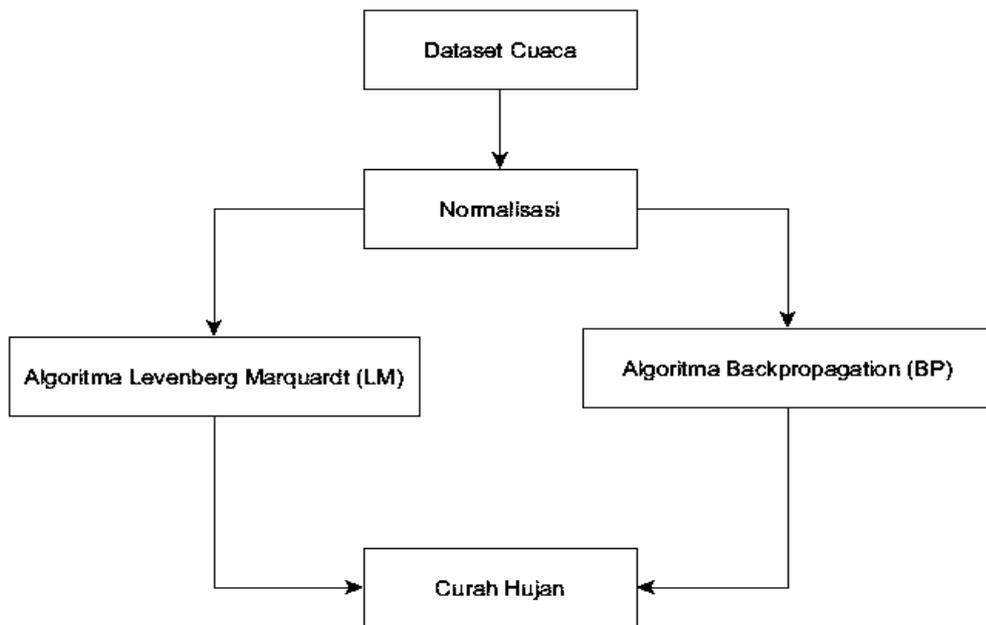
$$X' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

Dimana:

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

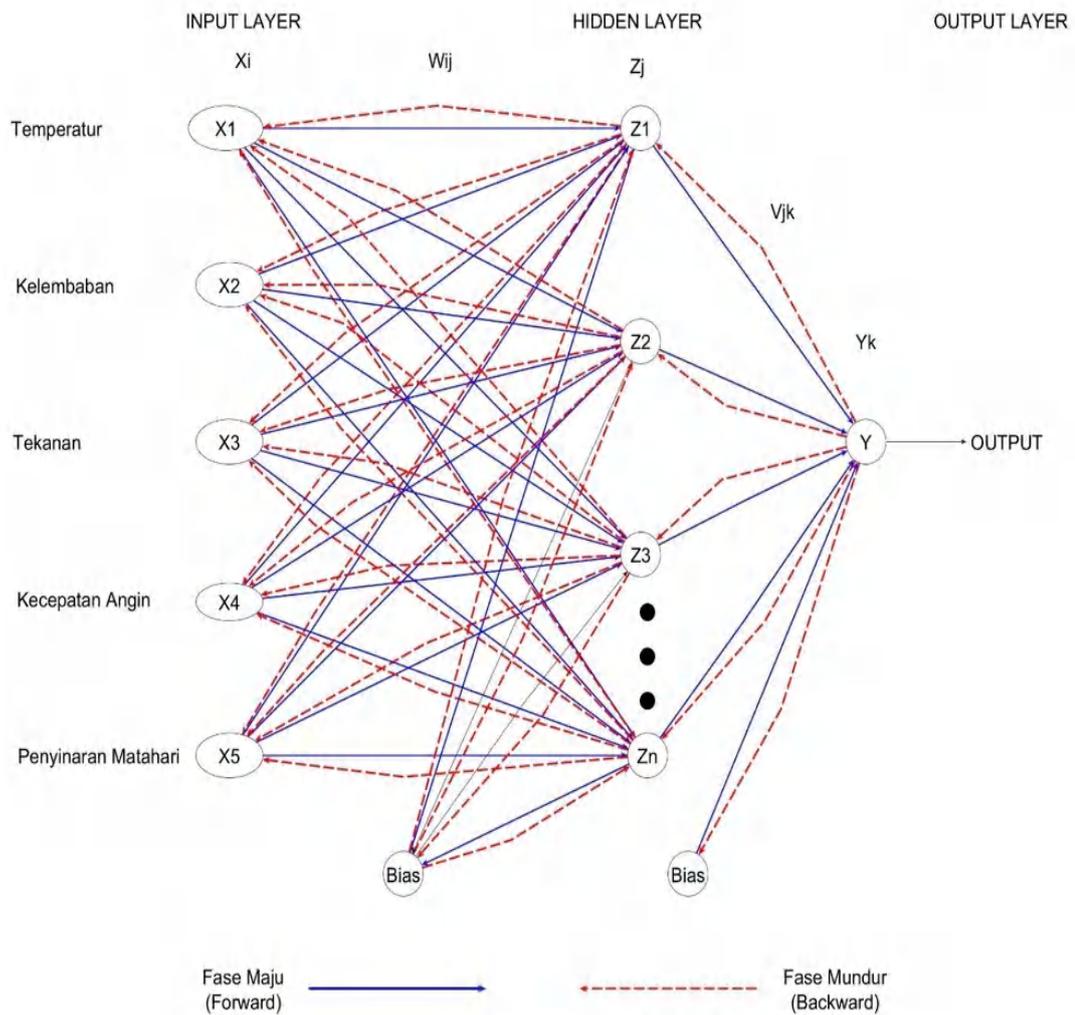
3.1.2 Desain Sistem

Desain sistem menggambarkan tahapan dalam melakukan analisis seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.2 desain sistem sebagai berikut:



Gambar 3. 2 Desain Sistem

Sedangkan untuk desain sistem Jaringan Saraf Tiruan algoritma *Backpropagation* dan algoritma *Levenberg marquardt* dapat dilihat pada Gambar 3.3. Kedua algoritma sama dengan dua jenis perhitungan yaitu perhitungan maju dan mundur. Hanya saja yang membedakannya dalam update bobotnya.

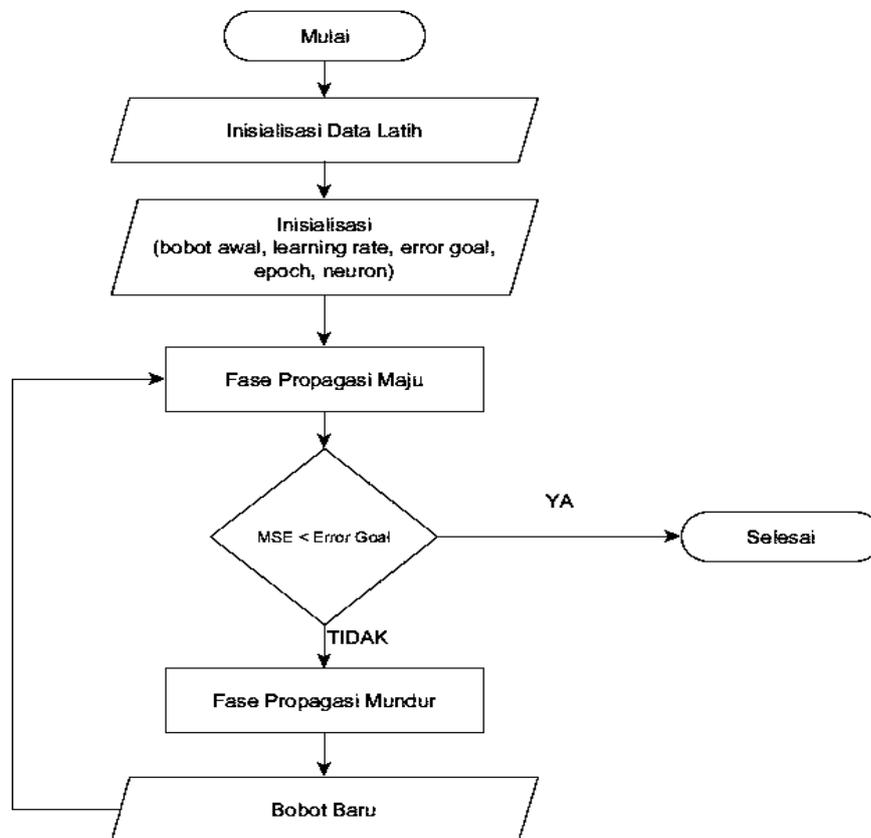


Gambar 3. 3 Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

3.1.3 Algoritma *Backpropagation*

Algoritma pertama yang digunakan untuk melakukan prediksi curah hujan adalah algoritma *Backpropagation*. Algoritma JST *Backpropagation* yang banyak digunakan adalah teknik pembelajaran atau pelatihan terawasi atau *supervised learning*. Proses pelatihan menggunakan MSE sebagai syarat berhentinya proses dan bobot terakhir yang diperoleh merupakan bobot optimal. Proses pelatihan akan berhenti jika MSE lebih kecil dari *target error* yang kita tentukan diawal. Parameter yang mempengaruhi nilai MSE pada algoritma

Backpropagation yaitu jumlah neuron, nilai *learning rate*, *target error* dan jumlah *epoch*. Fungsi aktivasi yang digunakan pada proses pelatihan adalah aktivasi *sigmoid biner (logsig)* yang memiliki nilai output pada range 0 sampai 1. Tahapan-tahapan diagram alir pelatihan algoritma *Backpropagation* yang akan dilakukan dalam membuat prediksi curah hujan dapat dilihat pada Gambar 3.4 sebagai berikut:



Gambar 3. 4 Flowchart Algoritma *Backpropagation*

Langkah-langkah perhitungan algoritma pelatihan jaringan

Backpropagation sebagai berikut:

1. Mulai
2. Inisialisasi data latih setelah dinormalisasi

3. Inisialisasi bobot (setiap bobot diberi nilai acak antara 0 – 1) kemudian α atau *learning rate*, nilai toleransi *error* yang diinginkan dan juga jumlah neuronnya.
4. Fase Propagasi Maju (*Forward Propagation*)
 - a. Hitung sinyal masukan pada tiap lapisan tersembunyi (z_j). Pada fase ini informasi pertama diberikan ke variable *input* (x_i) yang akan meneruskan sinyal *input* ke seluruh lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

$$z_{net\ j} = w_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \quad (2)$$

Dengan i adalah neuron ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$) pada lapisan *input* dan j adalah neuron ke- j ($j = 1, 2, \dots, p$) pada *hidden layer*. x_{ij} adalah nilai *input* pada *input* neuron i ke *hidden* neuron j . w_{0j} adalah bias pada lapisan *input* dan w_{ij} adalah bobot pada *input neuron* i yang menuju ke *hidden* neuron j .

- b. Semua output pada lapisan tersembunyi dihitung dengan menggunakan fungsi *sigmoid aktivasi biner* (*logsig*). Hasilnya nanti akan digunakan oleh neuron pada *hidden layer* untuk proses selanjutnya.

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

Dengan e adalah bilangan natural yang bernilai 2,718281828. Hasil dari perhitungan $f(z_{net\ j})$ merupakan nilai aktivasi pada neuron *hidden* j untuk kemudian dikirim ke seluruh neuron *ouput*.

- c. Setelah didapatkan nilai tiap neuron pada *hidden* layer selanjutnya menjumlahkan semua sinyal yang masuk ke *output* ($z_j \dots z_n$) dengan bobotnya.

$$y_{net\ k} = v_{0k} + \sum_{j=1}^k z_j v_{jk} \quad (4)$$

v_{0k} adalah nilai bias pada *hidden* layer dan z_j adalah hasil fungsi aktivasi yang keluar dari *hidden* layer dan v_{jk} adalah bobot pada neuron *hidden* j menuju ke neuron *output* k ($k = 1, 2, \dots, m$).

- d. Dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* (*logsig*) untuk menghitung sinyal *ouput*, maka akan didapatkan nilai keluarannya yaitu:

$$y_k = f(y_{net\ k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ k}}} \quad (5)$$

$f(y_{net\ k})$ merupakan hasil fungsi aktivasi yaitu penjumlahan bobot antara neuron *hidden* dan neuron *output*.

5. Setelah dihasilkan nilai keluaran kemudian dihitung selisihnya dengan nilai target *outputnya* dengan menggunakan rumus MSE.

$$mse = \frac{1}{n} \sum_k^n (t_k - y_k)^2 \quad (6)$$

Jika tingkat *error* yang didapat lebih kecil dari tingkat kesalahan yang ditetapkan (*target error*) maka prosesnya akan berhenti. Sebaliknya jika tingkat *errornya* masih tinggi dibanding *target errornya* maka berlaku proses perambatan balik (*backward propagation*) dengan melakukan pembaharuan bobot.

6. Fase Propagasi Mundur (*Backward Propagation*)

- a. Lakukan perhitungan faktor kesalahan (δ_k) pada *output layer* (y_k) yang menerima pola target t_k yang kemudian dikirimkan ke lapisan berikutnya untuk digunakan menghitung koreksi bobot dan bias antara *input layer* dan *hidden layer*.

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

Dimana:

$$f'(y_{net_k}) = (1 - f(y_{net_k})) f(y_{net_k}) \quad (8)$$

- e. Setelah galat pada *hidden layer* dan *output layer* diperoleh, selanjutnya menghitung galat yang ada pada *input layer* dan *hidden layer* nya.

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

Dimana:

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k v_{jk} \quad (10)$$

$$f'(z_{net_j}) = (1 - f(z_{net_j})) f(z_{net_j}) \quad (11)$$

- e. Setelah *galat* masing-masing *layer* diketahui maka besarnya perubahan atau koreksi yang akan ditambahkan pada bobot lama dapat dihitung.

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (12)$$

$$\Delta v_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (13)$$

Δw_{ij} dan Δv_{jk} merupakan perubahan yang akan ditambahkan pada bobot lama yang akan diperbaharui. Dengan α laju pembelajaran (*learning rate*), δ_j galat yang dibawa antara *input layer* dan *hidden layer* dan δ_k galat antara *hidden layer* dan *output layer*. x_i adalah *input* yang berasal

dari neuron i ke neuron j sedangkan z_j adalah hasil fungsi aktivasi dari *hidden layer*.

e. Fase Perubahan Bobot

Setelah Δw_{ij} dan Δv_{jk} diperoleh langkah berikutnya adalah memperbaiki bobot lama menjadi bobot baru.

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

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

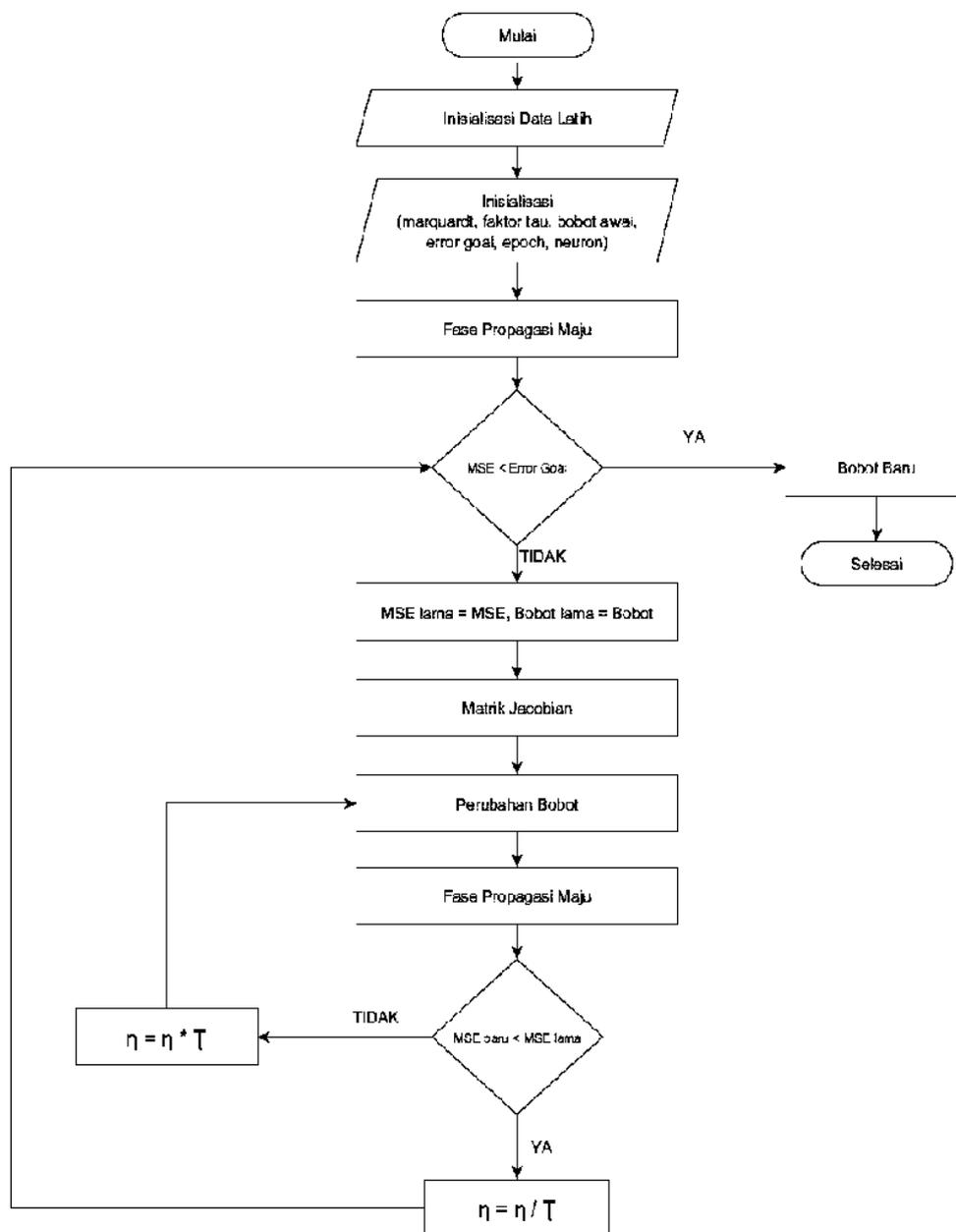
$w_{ij}(\text{baru})$ adalah bobot baru antara *input layer* dan *hidden layer* yang akan dicari sedangkan $w_{ij}(\text{lama})$ adalah bobot lama yang akan diperbaharui.

$v_{jk}(\text{baru})$ adalah bobot baru antara *hidden layer* dan *output layer* yang akan dicari sedangkan $v_{jk}(\text{lama})$ adalah bobot lama yang akan diperbaharui.

3.1.4 Algoritma *Levenberg marquardt*

Algoritma kedua yang digunakan untuk melakukan prediksi curah hujan adalah algoritma *Levenberg marquardt*. Algoritma ini merupakan salah satu algoritma pelatihan *JST Backpropagation* dengan dua jenis perhitungan yaitu perhitungan maju dan mundur. Parameter yang digunakan pada pelatihan terdiri dari parameter *Levenberg marquardt* (η), parameter faktor *tau* (T) dan maksimum *epoch*. Proses pelatihan algoritma *Levenberg marquardt* bertujuan untuk melatih data dan melakukan pengenalan pola sehingga diperoleh bobot yang optimal berdasarkan *error* yang diinginkan. Proses pelatihan menggunakan MSE sebagai

syarat berhentinya proses. Parameter yang mempengaruhi nilai MSE diantaranya jumlah neuron, nilai parameter *marquardt*, nilai faktor *tau*, target *error* dan jumlah *epoch*. Tahapan-tahapan diagram alir pelatihan *Levenberg marquardt* yang akan dilakukan dalam membuat prediksi curah hujan dapat dilihat pada Gambar 3.5 sebagai berikut:



Gambar 3.5 Flowchart Algoritma *Levenberg marquardt*

Algoritma *Levenberg marquardt* merupakan pengembangan algoritma *Backpropagation* standar. Secara rinci algoritma pelatihan jaringan *Levenberg marquardt* dapat diuraikan sebagai berikut:

1. Mulai
2. Inisialisasi data latih setelah dinormalisasi
3. Inisialisasi bobot (setiap bobot diberi nilai acak antara 0 – 1), nilai toleransi *error* yang diinginkan dan juga jumlah neuronnya, *epoch* = 0, parameter *Levenberg marquardt* ($\eta > 0$) dan parameter faktor *tau* (T).
4. Fase Propagasi Maju (*Forward Propagation*)
 - a. Hitung sinyal masukan pada tiap hidden layer (z_j).

$$z_{net\ j} = w_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} \quad (16)$$

Dengan i adalah neuron ke- i ($i = 1, 2, \dots, n$) pada *input layer* dan j adalah neuron ke- j ($j = 1, 2, \dots, p$) pada *hidden layer*. x_{ij} adalah nilai *input* pada *input* neuron i ke *hidden* neuron j . w_{0j} adalah bias pada *input layer* dan w_{ij} adalah bobot pada *input* neuron i yang menuju ke *hidden* neuron j .

- b. Semua output pada *hidden layer* dihitung dengan menggunakan fungsi *sigmoid* aktivasi biner (*logsig*).

$$z_j = f(z_{net\ j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net\ j}}} \quad (17)$$

Dengan e adalah bilangan natural yang bernilai 2,718281828. Hasil dari perhitungan $f(z_{net\ j})$ merupakan nilai aktivasi pada neuron *hidden* j untuk kemudian dikirim ke seluruh neuron *ouput*.

- c. Setelah didapatkan nilai tiap neuron pada *hidden layer* selanjutnya jumlahkan semua sinyal yang masuk ke *output* ($z_j \dots z_n$) dan bobotnya.

$$y_{net\ k} = v_{0k} + \sum_{j=1}^k z_j v_{jk} \quad (18)$$

v_{0k} adalah nilai bias pada *hidden layer* dan z_j adalah hasil fungsi aktivasi yang keluar dari *hidden layer* dan v_{jk} adalah bobot pada neuron *hidden j* menuju ke neuron *output k* ($k = 1, 2, \dots, m$).

- d. Hitung sinyal *output* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* (*logsig*):

$$y_k = f(y_{net\ k}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net\ k}}} \quad (19)$$

$f(y_{net\ k})$ merupakan hasil fungsi aktivasi yaitu penjumlahan bobot antara neuron *hidden* dan neuron *output*.

5. Setelah dihasilkan nilai keluaran kemudian dihitung selisihnya dengan nilai target *outputnya* dengan menggunakan rumus MSE.

$$mse = \frac{1}{n} \sum_k^n (t_k - y_k)^2 \quad (20)$$

Jika tingkat *error* yang didapat lebih kecil dari tingkat kesalahan yang ditetapkan (*target error*) maka prosesnya akan berhenti. Sebaliknya jika tingkat *errornya* masih tinggi dibanding target *errornya* maka langkah selanjutnya adalah membentuk matrik *Jacobian* dengan terlebih dahulu mencari nilai bobot dan bias dari seluruh jaringan.

6. Hitung galat *hidden layer* (δ_k) pada *output layer* (y_k).

$$\delta_k = (t_k - y_k) (1 - f(y_{net\ k})) f(y_{net\ k}) \quad (21)$$

$$\Delta v_{jk} = \delta_k z_j \quad (22)$$

$$\Delta b_k = \delta_k \quad (23)$$

7. Hitung galat pada *input layer* dan *hidden layer* nya.

$$\delta_j = \sum_{k=1}^m \delta_k v_{jk} (1 - f(z_{netj})) f(z_{netj}) \quad (24)$$

$$\Delta w_{ij} = \delta_j x_i \quad (25)$$

$$\Delta b_j = \delta_j \quad (26)$$

8. Membentuk matrik *Jacobian* $J(x)$. x adalah matrik berisi nilai bobot dan bias dari semua jaringan.

$$J[w_{ij} \dots \Delta w_{ij} b_j \dots \Delta b_j v_{jk} \dots \Delta v_{jk} b_i \dots \Delta b_k] \quad (27)$$

9. Proses *update* bobot dan bias menggunakan pendekatan matrik *Hessian* (H), dihitung dengan persamaan:

$$H = J^T J \quad (28)$$

Sedangkan *gradientnya* dihitung dengan persamaan:

$$g = J^T e \quad (29)$$

10. Perubahan bobot dihitung menggunakan persamaan:

$$w_{baru} = w_{lama} - (J^T J + \eta I)^{-1} J^T e \quad (30)$$

11. Menghitung nilai MSE, jika MSE baru < MSE lama maka:

$$a. \quad \eta = \frac{\eta}{T} \quad (31)$$

$$b. \quad epoch = epoch + 1 \quad (32)$$

c. kembali ke fase propagasi maju

12. Menghitung nilai MSE, jika MSE baru > MSE lama maka:

$$a. \quad \eta = \eta * T \quad (33)$$

b. kembali menghitung bobot baru

13. Proses pelatihan berhenti jika $error < target\ error$

3.1.5 Eksperimen

Secara teori metode JST tidak ada aturan yang baku dalam menentukan arsitektur yang optimal, sehingga penentuan suatu jaringan dilakukan secara *trial* dan *error* untuk menentukan hasil yang maksimal. Atas dasar itulah maka dalam penelitian ini mencoba untuk bereksperimen dengan memvariasikan komposisi data latih dan data uji juga memvariasikan jumlah neuron pada *hidden layer* yang akan diuji performanya dari segi nilai MSE yang terkecil, menggunakan algoritma *Backpropagation* dan algoritma *Levenberg marquardt*.

Dari 120 data yang ada akan divariasikan menjadi lima kelompok dengan komposisi data latih dan data uji 50% : 50%, 60% : 40%, 70% : 30%, 80% : 20% dan 90% : 10%. Selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 3.2.

Tabel 3. 1 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

Kemudian selain komposisi data input penelitian ini juga memvariasikan jumlah neuron pada *hidden layer*nya menjadi lima arsitektur seperti pada Tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Arsitektur Jaringan Jumlah Neuron pada Hidden Layer

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

Sehingga akan diperoleh susunan kombinasi *input* dan jumlah neuron pada *hidden layer* yang akan dilatih dan diuji dengan metode Jaringan Saraf Tiruan menggunakan algoritma *Backpropagation* seperti pada Tabel 3.3.

Tabel 3. 3 Susunan Input Pelatihan algoritma *Backpropagation*

Algoritma	Komposisi	Arsitektur	Pemberian Nama Pelatihan
BP (<i>Backpropagation</i>)	A	1	BP – A1
		2	BP – A2
		3	BP – A3
		4	BP – A4
		5	BP – A5
	B	1	BP – B1
		2	BP – B2
		3	BP – B3
		4	BP – B4
		5	BP – B5
	C	1	BP – C1
		2	BP – C2
		3	BP – C3
		4	BP – C4
		5	BP – C5
	D	1	BP – D1
		2	BP – D2
		3	BP – D3
		4	BP – D4
		5	BP – D5
	E	1	BP – E1
		2	BP – E2
		3	BP – E3
		4	BP – E4
		5	BP – E5

Sedangkan susunan kombinasi *input* dan jumlah neuron pada *hidden layer* yang akan dilatih dan diuji dengan metode Jaringan Saraf Tiruan menggunakan algoritma *Levenberg marquardt* seperti pada Tabel 3.4.

Tabel 3. 4 Susunan Input Pelatihan algoritma *Levenberg marquardt*

Algoritma	Komposisi	Arsitektur	Pemberian Nama Pelatihan
LM (<i>Levenberg marquardt</i>)	A	1	LM – A1
		2	LM – A2
		3	LM – A3
		4	LM – A4
		5	LM – A5
	B	1	LM – B1
		2	LM – B2
		3	LM – B3
		4	LM – B4
		5	LM – B5
	C	1	LM – C1
		2	LM – C2
		3	LM – C3
		4	LM – C4
		5	LM – C5
	D	1	LM – D1
		2	LM – D2
		3	LM – D3
		4	LM – D4
		5	LM – D5
	E	1	LM – D1
		2	LM – D2
		3	LM – D3
		4	LM – D4
		5	LM – D5

3.2 Instrumen Penelitian

Instrumen yang digunakan dalam penelitian ini berupa data parameter cuaca yang tercatat di Stasiun Geofisika Nganjuk. *Variabel dependen* yang digunakan dalam penelitian ini adalah curah hujan. Sedangkan *variabel independennya* terdiri dari temperatur, kelembaban, tekanan, angin dan penyinaran matahari. Selengkapna diperlihatkan pada Gambar 3.4.

Variabel Bebas

Variabel Terikat



Gambar 3. 6 Instrumen Penelitian

BAB IV PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN *BACKPROPAGATION*

4.1 Normalisasi Data

Penelitian ini menggunakan parameter cuaca sebagai inputan untuk memprediksi curah hujan (y). Parameter cuaca tersebut adalah temperatur (x_1), kelembaban (x_2), tekanan (x_3), kecepatan angin (x_4) dan lama penyinaran matahari (x_5). Semua variabel ini digunakan sebagai *input* karena variabel ini merupakan faktor utama terjadinya hujan. Karena data input dan output memiliki satuan yang berbeda – beda, maka diperlukan proses *normalisasi* terlebih dahulu. Tujuannya adalah untuk membuat data memiliki rentang nilai yang sama atau nilainya tidak ada yang terlalu besar atau terlalu kecil (rentang 0 sampai dengan 1). Hasil normalisasi disusun menjadi matrik berukuran 5 x 120 untuk data latihan dan 1 x 120 untuk data target, sehingga diperoleh data latihan dan data target sesuai format pemrograman di Matlab.

Tabel 4. 1 Matrik Hasil Normalisasi Data Latihan

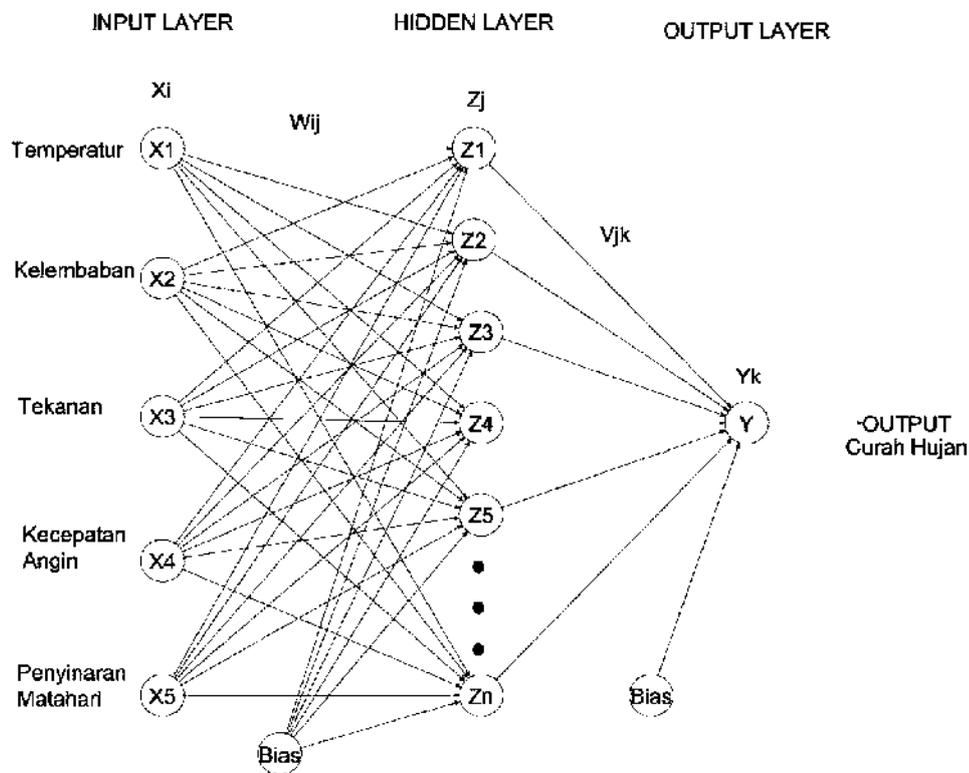
(x_1)	0,08	0,17	0,22	0,17	0,24	...	0,46	0,77	0,75	0,67	0,22
(x_2)	0,83	0,72	0,71	0,78	0,69	...	0,42	0,31	0,48	0,57	0,87
(x_3)	0,00	0,31	0,32	0,41	0,52	...	0,65	0,67	0,58	0,58	0,32
(x_4)	0,63	0,69	0,29	0,11	0,43	...	0,14	0,03	0,00	0,09	0,03
(x_5)	0,06	0,20	0,34	0,30	0,47	...	0,91	0,93	0,63	0,53	0,20

Tabel 4. 2 Matrik Hasil Normalisasi Data Target

(y)	0,82	0,55	0,44	0,17	0,24	...	0,05	0,00	0,07	0,45	0,67
-------	------	------	------	------	------	-----	------	------	------	------	------

4.2 Desain Jaringan

Desain jaringan syaraf tiruan terdiri dari input data (x_i) berupa data parameter cuaca, nilai pembobot antar lapisan input ke layer (w_{ij}), hasil output pada lapisan tersembunyi yang jumlah neuronnya kita tentukan (z_j), nilai pembobot antar lapisan tersembunyi ke output (v_{jk}) dan nilai keluaran atau output berupa curah hujan (y_k). Selengkapnya dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Desain Jaringan

4.3 Implementasi Jaringan Saraf Tiruan

Selanjutnya adalah tahap implementasi jaringan yaitu mengolah data menggunakan Matlab dengan melakukan pengkodean guna menghasilkan output berupa prediksi curah hujan berdasarkan arsitektur yang telah ditentukan. Untuk menjalankan pelatihan jaringan terlebih dahulu perlu dilakukan

inisialisasi bobot awal secara acak dengan fungsi *aktivasi sigmoid biner (logsig)* pada *hidden layer* dan *output layer*nya, sedangkan fungsi pelatihan menggunakan metode *Gradient Descent dengan Momentum (Traingdm)*. Pembuatan jaringan dengan Matlab dapat dilihat pada Gambar 4.2.

```

% Pembuatan JST
rng('default');
net = newff(minmax(data_latih), [100 1], {'logsig', 'logsig'}, 'traingdm');
```

Gambar 4. 2 Pembuatan Jaringan

Model jaringan terdiri dari satu *hidden layer* dan sejumlah elemen pemroses atau neuron. Dalam Proses evaluasi jaringan yang optimal ditentukan berdasarkan nilai MSE terkecil selama pembelajaran dengan memvariasikan komposisi jumlah data latih dan data uji dan juga memvariasikan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi. Parameter pelatihan yang digunakan untuk proses pelatihan selengkapnya disajikan pada 4.3.

Tabel 4. 3 Nilai Parameter Pelatihan

Tipe Jaringan	Feed Forward Neural Network with Back Propagation
Fungsi Pelatihan	Gradient Descent dengan Momentum (Traingdm)
Fungsi Pembelajaran	Learngdm
Fungsi Transfer	Input ke Hidden – Logsig Hidden ke Output – Logsig
Kinerja	MSE (Mean Square Error), R (Korelasi)
Input layer	5 Input
Hidden Layer	1 Hidden Layer
Neuron Hidden Layer	5, 25, 50, 75, 100 Neuron
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

4.4 Pelatihan Jaringan *Backpropagation* (BP)

Pelatihan jaringan dilakukan dengan masukan (*input*) berupa data latih dan data target yang sebelumnya telah disusun menjadi matrik sesuai format Matlab. Setelah itu jaringan pelatihan disimpan untuk digunakan proses pengujian jaringan (Gambar 4.3).

```
% Proses Pelatihan (training)
[net_keluaran,tr,Y,E] = train(net,data_latih,target_latih);

% Simpan Jaringan
save net.mat net_keluaran
```

Gambar 4. 3 Proses Pelatihan

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa semakin besar jumlah data latih kemudian jumlah neuron yang semakin sedikit maka waktu yang dibutuhkan untuk mencapai *error goal* nya akan lebih lama. Ada tiga pelatihan yaitu BP-A1, BP-B1, BP-C1, BP-D1 dan BP-E1 yang membutuhkan waktu lebih dari 1 jam untuk mencapai *konvergensi*. Hal ini mengindikasikan bahwa jaringan kurang layak digunakan untuk prediksi curah hujan karena tidak efisien dari segi waktunya. Selain itu jumlah neuron pada *hidden layer* juga berpengaruh terhadap jumlah *epoch* yang dicapai oleh setiap jaringan. Jaringan yang dilatih dengan algoritma *Backpropagation* dengan jumlah neuron yang lebih banyak membentuk arsitektur yang lebih sederhana karena hanya membutuhkan *epoch* dan *iterasi* yang lebih sedikit. Pelatihan jaringan dengan menggunakan fungsi *gradien descent* sederhana membutuhkan waktu yang relatif lebih lama tergantung jumlah data *training* dan jumlah neuron pada *hidden layer*. Hasil perhitungan kinerja pelatihan algoritma *Backpropagation* berdasarkan komposisi data selengkapnya sebagai berikut:

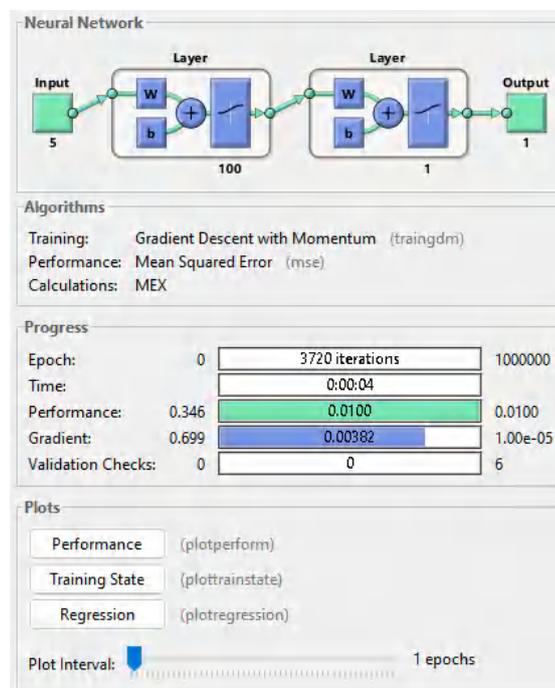
4.4.1 Komposisi data 50:50

Hasil pelatihan jaringan *Backpropagation* dengan komposisi data 50% data latih dan 50% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4. 4 Kinerja Pelatihan Jaringan *Backpropagation* (A)

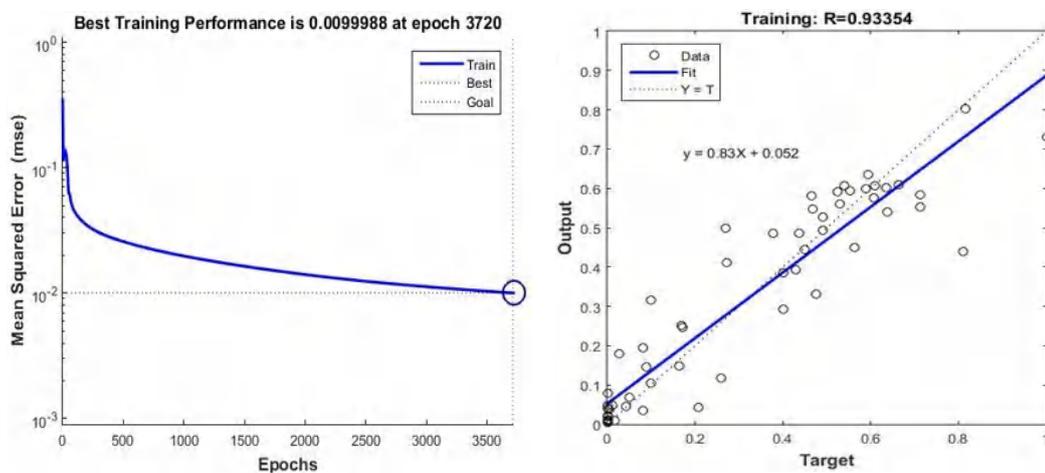
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	BP – A1	0.01000	646289	0.93270	01:37:00
2	BP – A2	0.01000	21362	0.93346	00:00:18
3	BP – A3	0.00999	14190	0.93346	00:00:12
4	BP – A4	0.01000	4836	0.93301	00:00:05
5	BP – A5	0.00999	3720	0.93341	00:00:04

Dari Tabel 4.4 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **BP – A5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00999 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 3720 dengan waktu 4 detik.



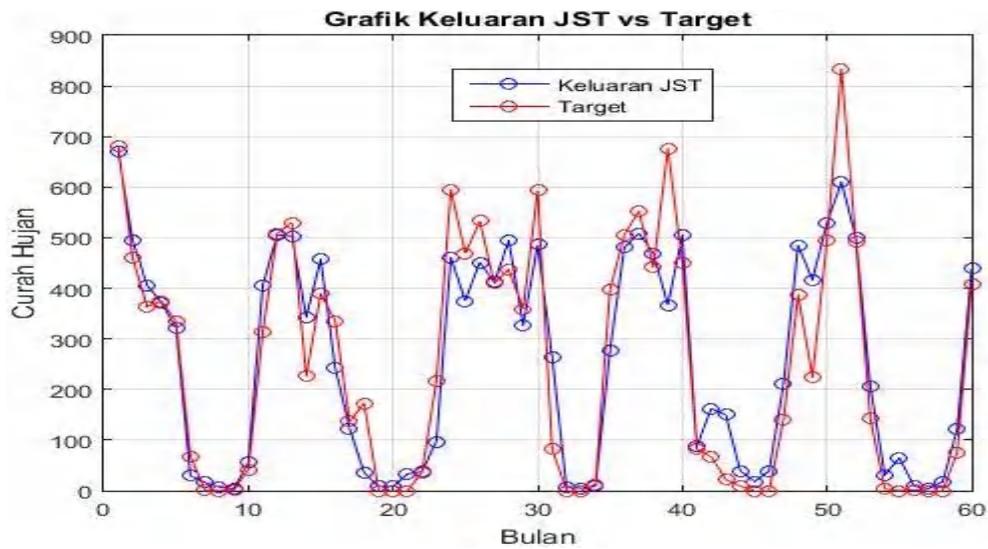
Gambar 4. 4 Proses Pelatihan Algoritma BP – A5

Hasil plotting grafik antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.83X + 0.052$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh nilai *korelasi* sebesar 0.93341 atau sekitar 93% pola data latih sama memiliki pola kemiripan dengan data target, atau dengan kata lain model jaringan telah melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – A5

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 4.6 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 4. 6 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – A5

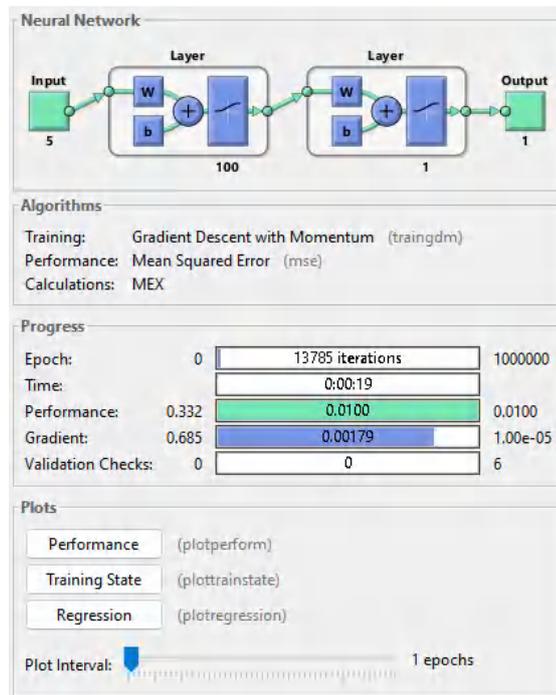
4.4.2 Komposisi Data 60:40

Hasil pelatihan jaringan *Backpropagation* dengan komposisi data 60% data latih dan 40% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Kinerja Pelatihan Jaringan *Backpropagation* (B)

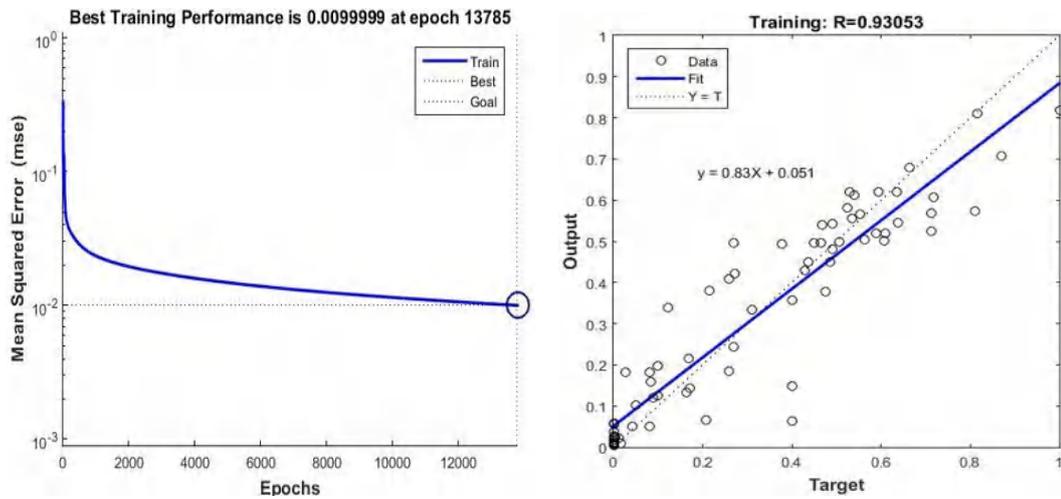
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	BP – B1	0.01376	1000000	0.90204	> 3 jam
2	BP – B2	0.01000	144523	0.93009	00:04:34
3	BP – B3	0.01000	80101	0.92999	00:01:44
4	BP – B4	0.00999	20180	0.93048	00:00:22
5	BP – B5	0.00999	13785	0.93053	00:00:19

Dari Tabel 4.5 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **BP – B5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00999 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 13785 dengan waktu 19 detik.



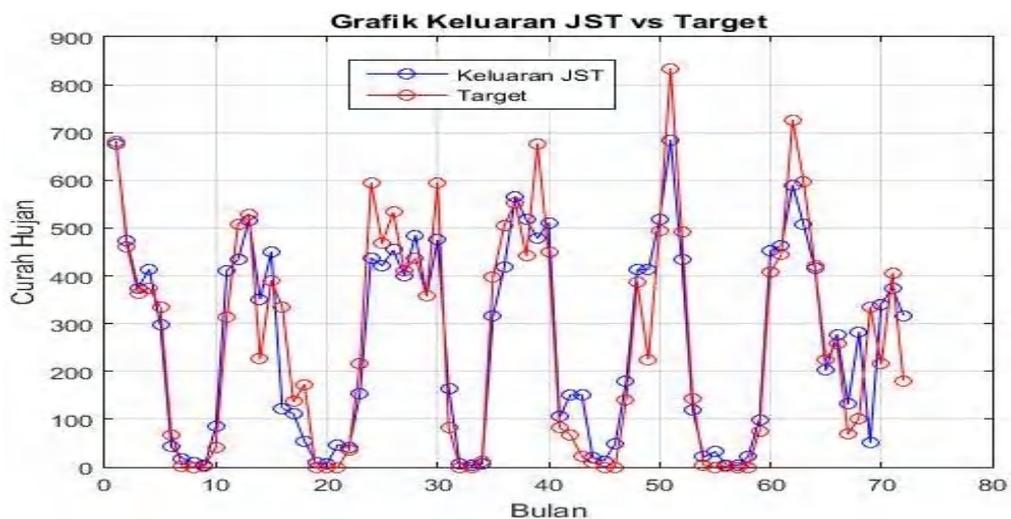
Gambar 4. 7 Proses Pelatihan Algoritma BP – B5

Berdasarkan grafik plotting antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.83X + 0.051$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh dengan nilai *korelasi* sebesar 0.93053 atau sekitar 93% pola data latih sama memiliki pola kemiripan dengan data target, atau model jaringan telah melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 4.8.



Gambar 4. 8 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – B5

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 4.9 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 4. 9 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – B5

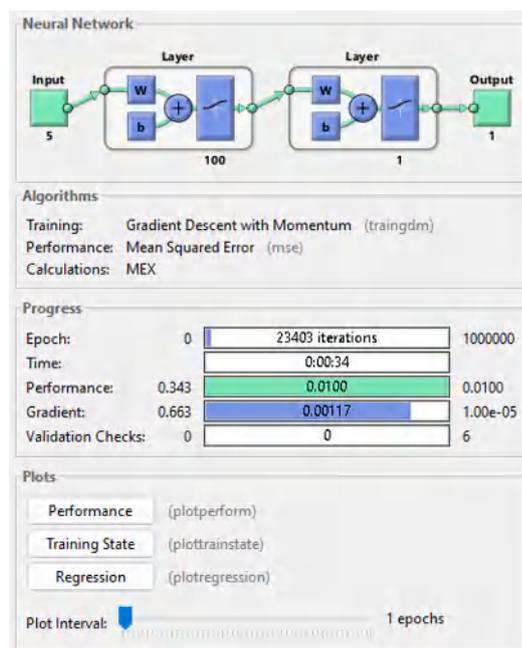
4.4.3 Komposisi Data 70:30

Hasil pelatihan jaringan *Backpropagation* dengan komposisi data 70% data latih dan 30% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Kinerja Pelatihan Jaringan *Backpropagation* (C)

No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	BP – C1	0.01460	1000000	0.89676	> 3 Jam
2	BP – C2	0.01000	273760	0.93084	00:17:54
3	BP – C3	0.01000	135123	0.93096	00:04:24
4	BP – C4	0.00999	35037	0.93126	00:00:42
5	BP – C5	0.00999	23403	0.93115	00:00:34

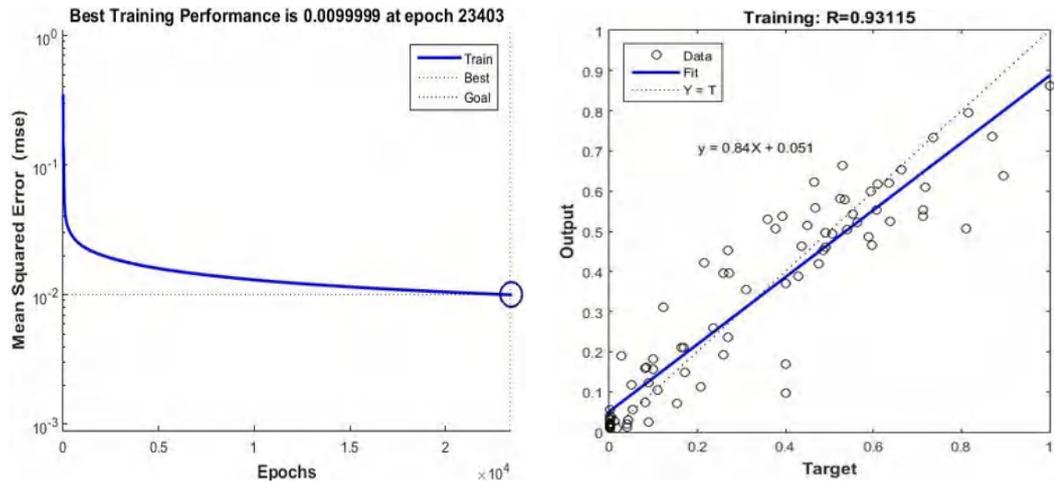
Dari Tabel 4.6 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **BP – C5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00999 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 23403 dengan waktu 34 detik.



Gambar 4. 10 Proses Pelatihan Algoritma BP – C5

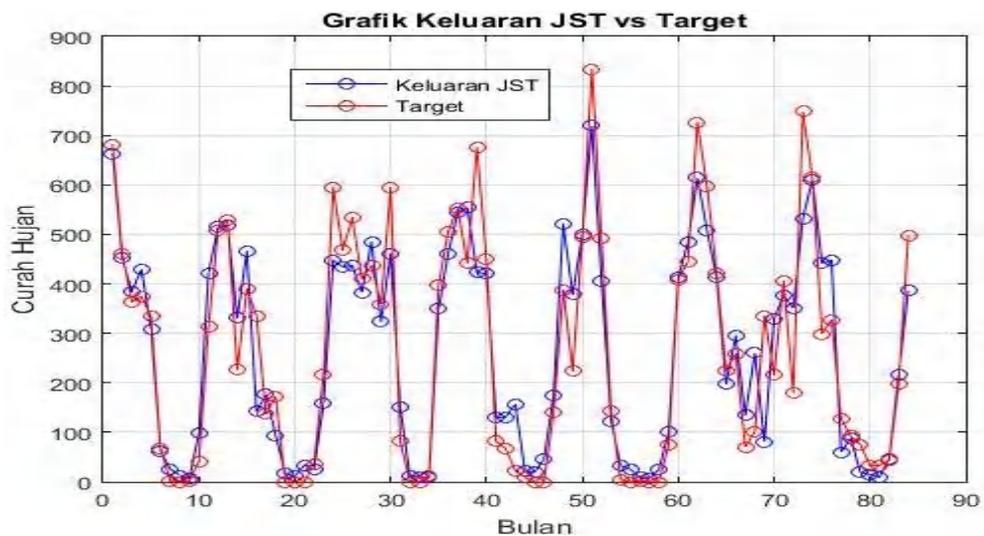
Hasil plotting grafik antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.84X + 0.051$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh nilai *korelasi* sebesar 0.93115 atau sekitar 93% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau model jaringan

melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 4.11.



Gambar 4. 11 Performa dan Regresi Output Algoritma BP – C5

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 4.12 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 4. 12 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – C5

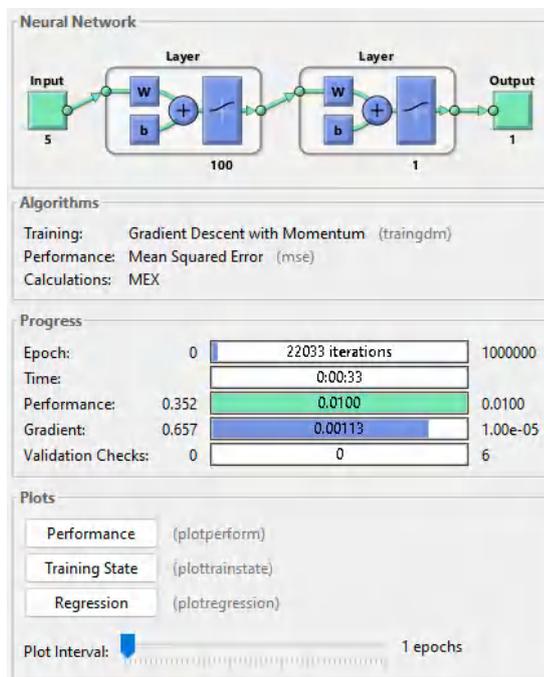
4.4.4 Komposisi Data 80:20

Hasil pelatihan jaringan *Backpropagation* dengan komposisi data 80% data latih dan 20% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Kinerja Pelatihan Jaringan *Backpropagation* (D)

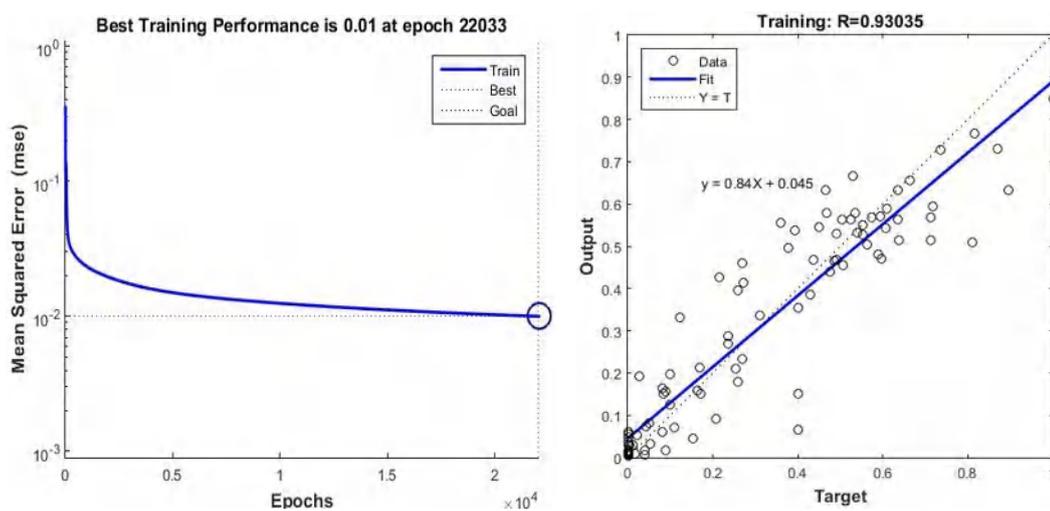
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	BP – D1	0.01345	1000000	0.90473	> 3 Jam
2	BP – D2	0.01000	220872	0.93025	00:11:45
3	BP – D3	0.01000	112195	0.93037	00:02:38
4	BP – D4	0.01000	28301	0.93065	00:00:33
5	BP – D5	0.01000	22033	0.93035	00:00:33

Dari Tabel 4.7 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **BP – D5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.01 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 22033 dengan waktu 33 detik.



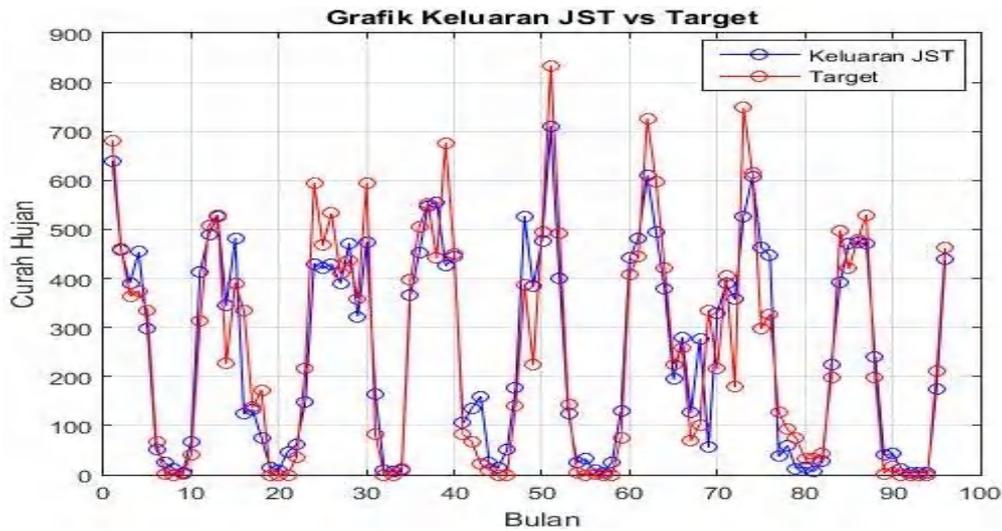
Gambar 4. 13 Proses Pelatihan Algoritma BP – D5

Berdasarkan grafik plotting antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.84X + 0.045$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh dengan nilai *korelasi* sebesar 0.93035 atau sekitar 93% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau model jaringan melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 4.14.



Gambar 4. 14 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – D5

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 4.15 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 4. 15 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP – D5

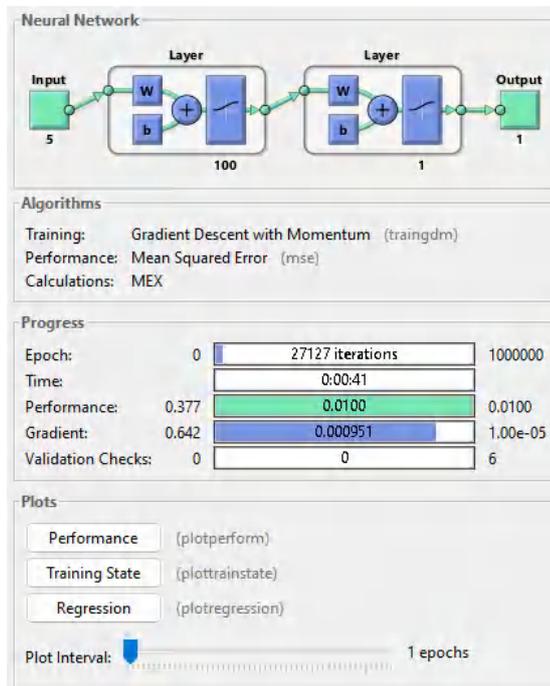
4.4.5 Komposisi Data 90:10

Hasil pelatihan jaringan *Backpropagation* dengan komposisi data 90% data latih dan 10% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 4.8.

Tabel 4. 8 Kinerja Pelatihan Jaringan *Backpropagation* (E)

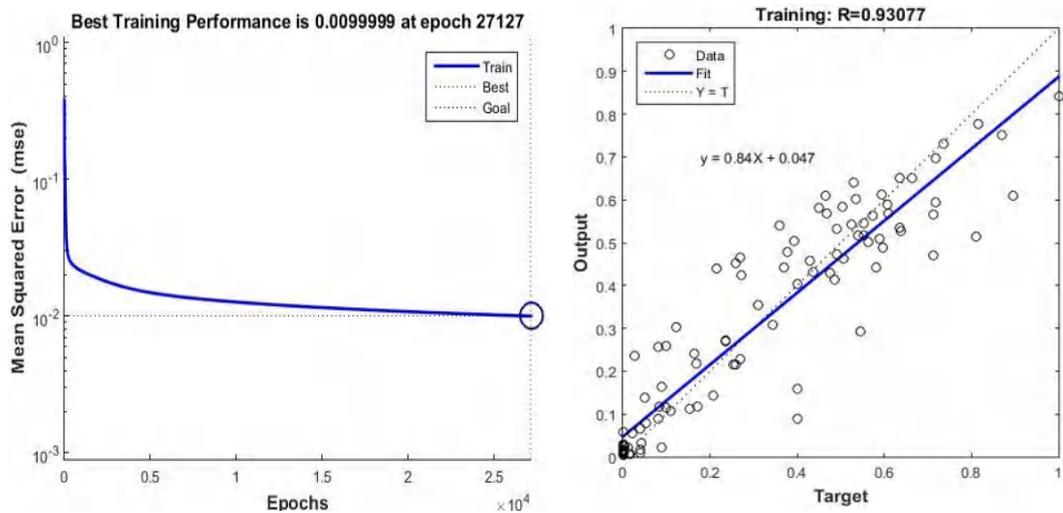
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	BP – E1	0.01329	1000000	0.90620	> 3 Jam
2	BP – E2	0.01000	335552	0.93048	00:24:28
3	BP – E3	0.01000	132422	0.93067	00:03:58
4	BP – E4	0.00999	37489	0.93124	00:00:44
5	BP – E5	0.00999	27127	0.93077	00:00:41

Dari Tabel 4.8 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **BP – E5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00999 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 27127 dengan waktu 41 detik.



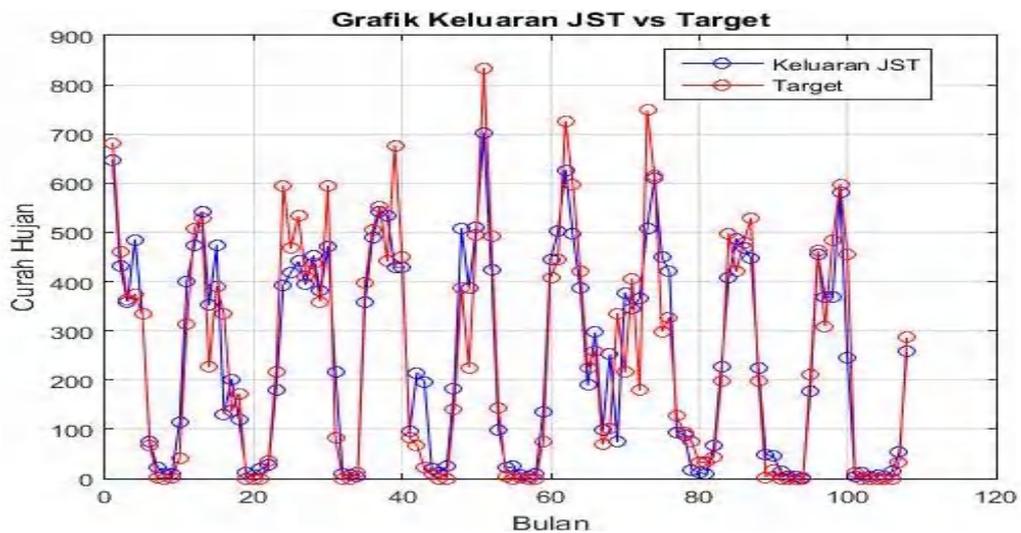
Gambar 4. 16 Proses Pelatihan Algoritma BP – E5

Hasil plotting grafik antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.84X + 0.047$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh nilai *korelasi* sebesar 0.93077 atau sekitar 93% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan. Atau dengan kata lain model jaringan melakukan pemetaan yang baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 4.17.



Gambar 4. 17 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – E5

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 4.18 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 4. 18 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP–E5

4.5 Pengujian Jaringan

Setelah diperoleh bobot optimal dan arsitek jaringan yang sesuai dari masing-masing algoritma pelatihan, maka selanjutnya adalah melakukan proses

pengujian atau *testing*. Tahap ini dilakukan untuk mengetahui kinerja jaringan 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 guna mengetahui keakuratan sistem yang telah dibuat. Semakin kecil *error* atau *deviasi* antara prediksi dan target, maka model akan semakin *presisi* dan akurat. Jaringan yang diuji adalah jaringan terbaik dengan nilai MSE terkecil saat dilakukan proses pelatihan (*training*). Hasil uji kinerja jaringan selengkapnya ditunjukkan oleh Tabel 4.9.

Tabel 4. 9 Hasil Uji Kinerja Jaringan *Backpropagation* (BP)

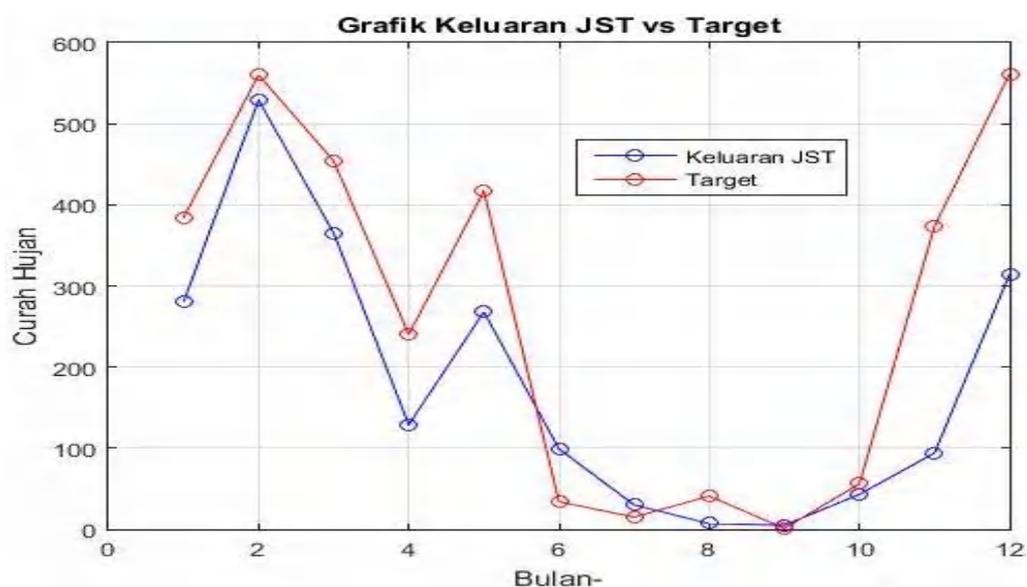
Nama Pelatihan	Komposisi Data	Arsitektur	MSE Testing
BP – A5	50:50	5 – 100 – 1	0.03695
BP – B5	60:40	5 – 100 – 1	0.02547
BP – C5	70:30	5 – 100 – 1	0.02525
BP – D5	80:20	5 – 100 – 1	0.03219
BP – E5	90:10	5 – 100 – 1	0.02381

Dari Tabel 4.9 diketahui bahwa hasil pengujian jaringan algoritma *Backpropagation* **BP-E5** dengan komposisi data 90:10 atau 90% data latih dan 10% data uji dan jumlah neuron 100 pada *hidden layer* menunjukkan performa kinerja terbaiknya saat pelatihan maupun pengujian. Didapatkan nilai MSEnya paling kecil yaitu 0.02381 atau jika dikonversi kembali ke curah hujan rata-rata kesalahan sekitar 19 mm. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semakin panjang target atau prediksi yang kita lakukan maka nilai MSE atau tingkat kesalahan juga akan semakin besar atau kurang akurat. Sebaliknya output akan semakin akurat

jika target yang ditetapkan tidak terlalu panjang. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Mishra *et al.*, (2018) yang menyatakan bahwa semakin banyak data latih akan semakin baik jaringan yang kita bangun dan semakin sedikit target akan semakin akurat prediksi yang dilakukan oleh jaringan.

4.5.1 Kesimpulan

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. Hasil prediksi dibandingkan data aktualnya dengan perhitungan algoritma *Backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 4.19.



Gambar 4. 19 Grafik Curah Hasil Prediksi *Backpropagation* dan Hujan Aktual

Dari hasil pengujian jaringan pada Tabel 4.9 dapat disimpulkan bahwa jaringan BP-E5 adalah jaringan dengan arsitektur terbaik yang dilatih dengan metode

Backpropagation. Jaringan ini telah memberikan hasil terbaiknya saat dilakukan pengujian dengan nilai MSE terkecil 0.02381 dan nilai *korelasi* sebesar 0.89179.

Al-Quran menjelaskan bahwa Allah menciptakan semua yang ada di bumi dengan cepat tepat dan serasi. Dalam surat AL-Qamar ayat 49 Allah telah menciptakan segala sesuatunya disesuaikan dengan fungsi dan manfaat masing-masing. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman:

إِنَّا كُلَّ شَيْءٍ خَلَقْنَاهُ بِقَدَرٍ

Artinya: *Sesungguhnya Kami menciptakan segala sesuatu sesuai dengan ukuran.* Al-Qamar [54]:49.

Allah menciptakan seluruh makhluk sesuai dengan ketentuan dan hukum-hukum-Nya. Dalam ayat lain Al-Furqan ayat 2, Allah berfirman tentang ketetapan atau takdir setiap makhluknya, yaitu:

وَخَلَقَ كُلَّ شَيْءٍ فَقَدَرَهُ تَقْدِيرًا

Artinya: *Dan Dia menciptakan segala sesuatu, lalu menetapkan ukuran-ukurannya dengan tepat.* Al-Furqan [25]:2.

Pemilihan komposisi dan jumlah neuron sangatlah berpengaruh terhadap hasil prediksi yang dihasilkan. Dengan pemilihan metode dan dengan komposisi data yang tepat maka akan menghasilkan prakiraan curah hujan yang tepat.

BAB V PREDIKSI CURAH HUJAN DENGAN *LEVENBERG MARQUARDT*

5.1 Pelatihan Jaringan *Levenberg marquardt* (LM)

Proses pelatihan algoritma *Levenberg marquardt* sama dengan pelatihan algoritma *Backpropagation* hanya pada update bobotnya saja yang membedakannya. Pembuatan jaringannya dapat dilihat pada Gambar 5.1.

```
% Pembuatan JST
rng('default');
net = newff(minmax(data_latih), [100 1], {'logsig', 'logsig'}, 'trainlm');

% Proses training
[net_keluaran, tr, Y, E] = train(net, data_latih, target_latih);

% Simpan Jaringan
save net.mat net_keluaran
```

Gambar 5. 1 Pembuatan Jaringan

Pada jaringan yang dilatih dengan algoritma *Levenberg marquardt* membentuk arsitektur yang lebih sederhana dibandingkan algoritma *Backpropagation*. Karena hanya membutuhkan sedikit *epoch* dan waktu yang sangat singkat (satu 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. Hasil perhitungan kinerja pelatihan algoritma *Levenberg marquardt* berdasarkan komposisi data selengkapnya sebagai berikut:

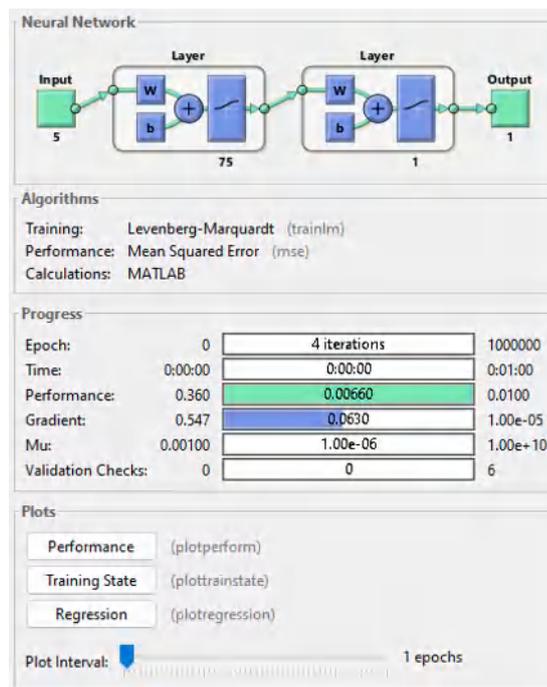
5.1.1 Komposisi Data 50:50

Hasil perhitungan kinerja algoritma *Levenberg marquardt* dengan komposisi data 50% data latih dan 50% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 5.1.

Tabel 5. 1 Kinerja Pelatihan Jaringan *Levenberg marquardt* (A)

No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	LM – A1	0.00952	14	0.93663	00:00:00
2	LM – A2	0.00784	3	0.94946	00:00:00
3	LM – A3	0.00946	2	0.94130	00:00:00
4	LM – A4	0.00660	4	0.96155	00:00:00
5	LM – A5	0.00908	2	0.94881	00:00:00

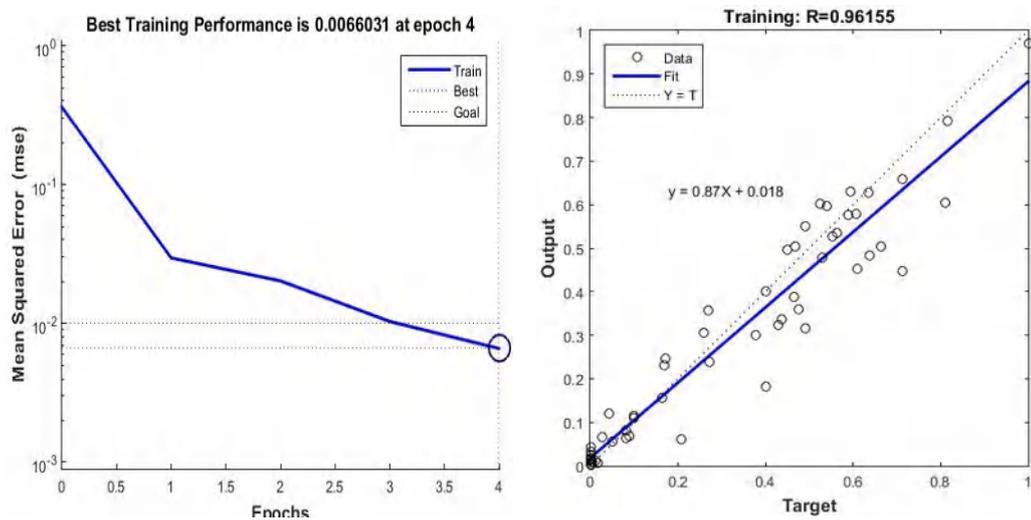
Dari Tabel 5.1 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **LM – A4**, jaringan dengan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 75 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00660 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 4 dengan waktu kurang dari 1 detik.



Gambar 5. 2 Proses Pelatihan Algoritma LM – A4

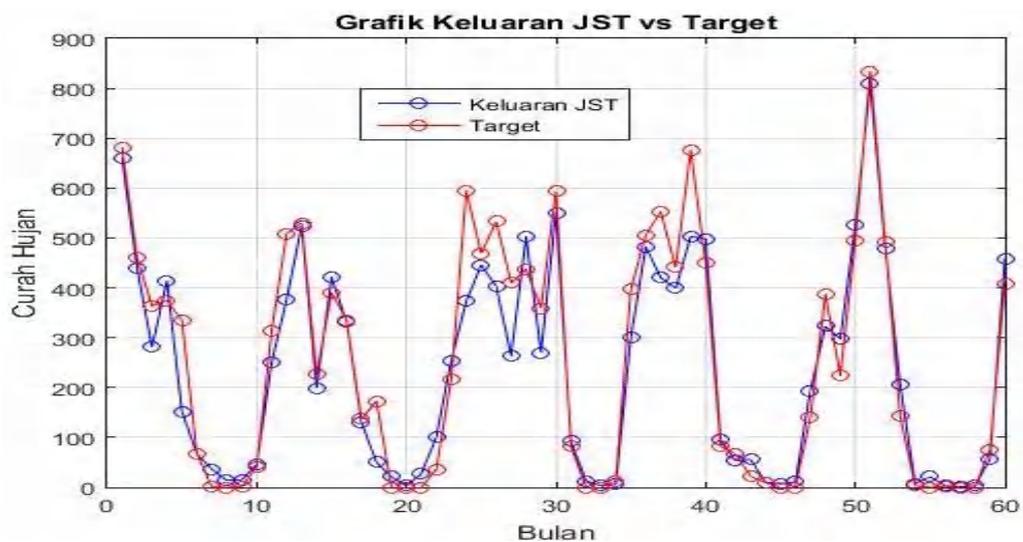
Hasil plotting grafik antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.87X + 0.018$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh nilai *korelasi* sebesar 0.96155 atau sekitar 96% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau model jaringan

melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 5.3.



Gambar 5. 3 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – A4

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 5.4 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 5. 4 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM-A4

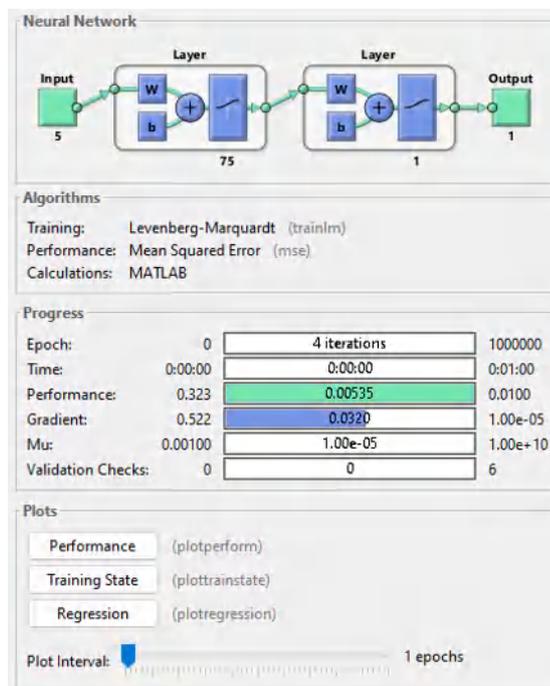
5.1.2 Komposisi Data 60:40

Hasil perhitungan kinerja algoritma *Levenberg marquardt* dengan komposisi data 60% data latih dan 40% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 5.2.

Tabel 5. 2 Kinerja Pelatihan Jaringan *Levenberg marquardt* (B)

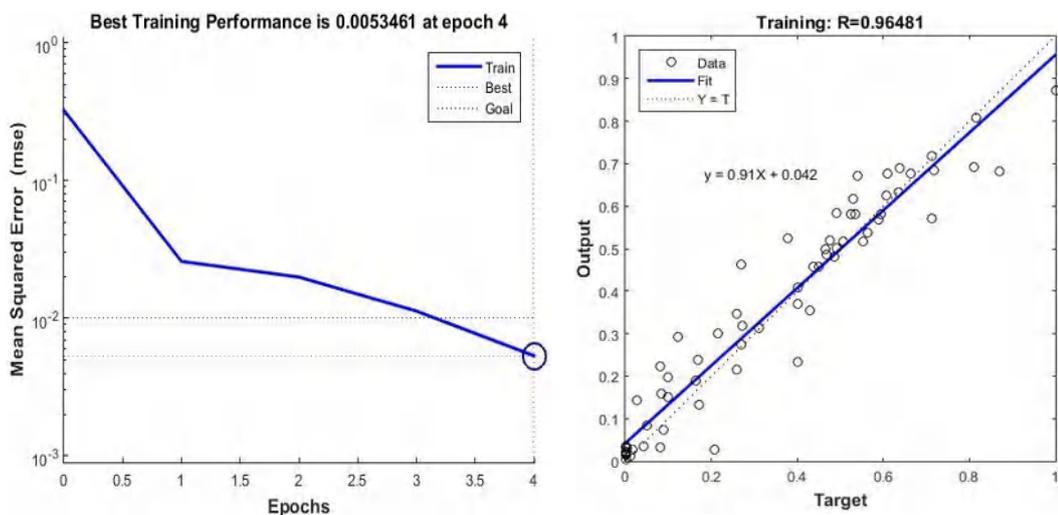
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	LM – B1	0.00998	22	0.92999	00:00:00
2	LM – B2	0.00933	5	0.93508	00:00:00
3	LM – B3	0.00912	6	0.93797	00:00:00
4	LM – B4	0.00534	4	0.96481	00:00:00
5	LM – B5	0.00748	3	0.95280	00:00:00

Dari Tabel 5.2 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **LM – B4**, jaringan dengan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 75 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00534 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 4 dengan waktu kurang dari 1 detik.



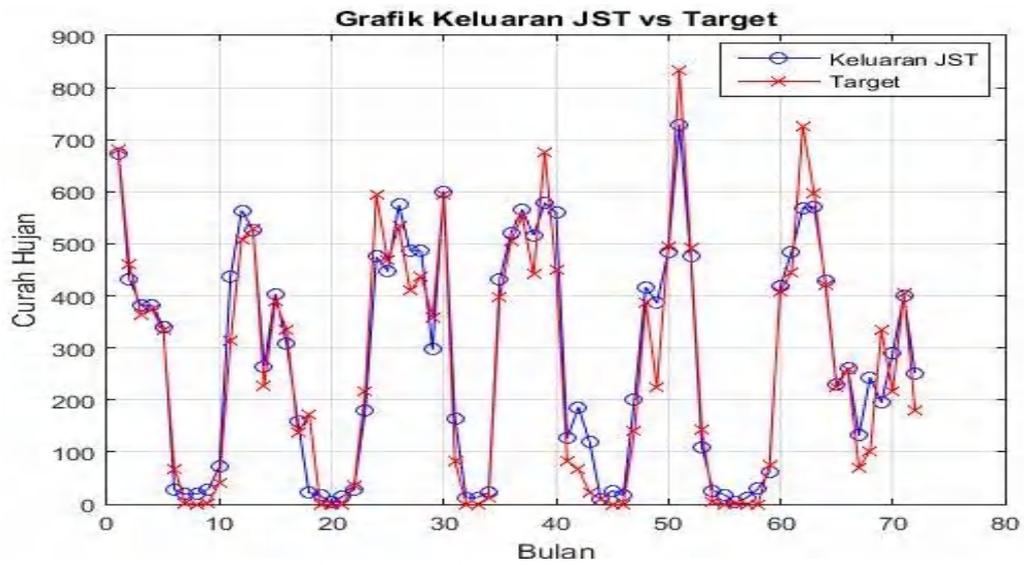
Gambar 5. 5 Proses Pelatihan Algoritma LM – B4

Berdasarkan grafik plotting antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.91X + 0.042$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh dengan nilai *korelasi* sebesar 0.96481 atau sekitar 96% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau jaringan melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 5.6.



Gambar 5. 6 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – B4

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 5.7 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 5. 7 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM-A4

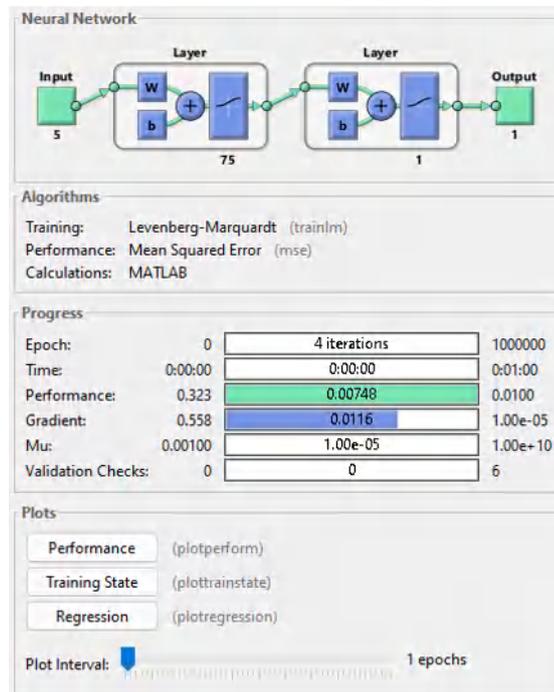
5.1.3 Komposisi Data 70:30

Hasil perhitungan kinerja algoritma *Levenberg marquardt* dengan komposisi data 70% data latih dan 30% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 5.3.

Tabel 5. 3 Kinerja Pelatihan Jaringan *Levenberg marquardt* (C)

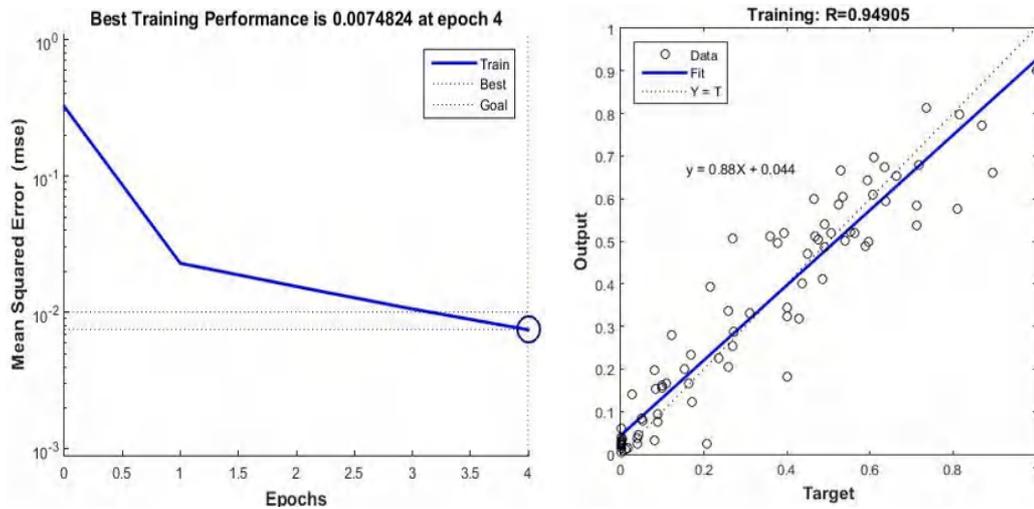
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	LM – C1	0.00933	59	0.93543	00:00:00
2	LM – C2	0.00966	8	0.93374	00:00:00
3	LM – C3	0.00920	7	0.93696	00:00:00
4	LM – C4	0.00748	4	0.94905	00:00:00
5	LM – C5	0.00953	3	0.93791	00:00:00

Dari Tabel 5.3 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **LM – C4**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 75 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00748 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 4 dengan waktu kurang dari 1 detik.



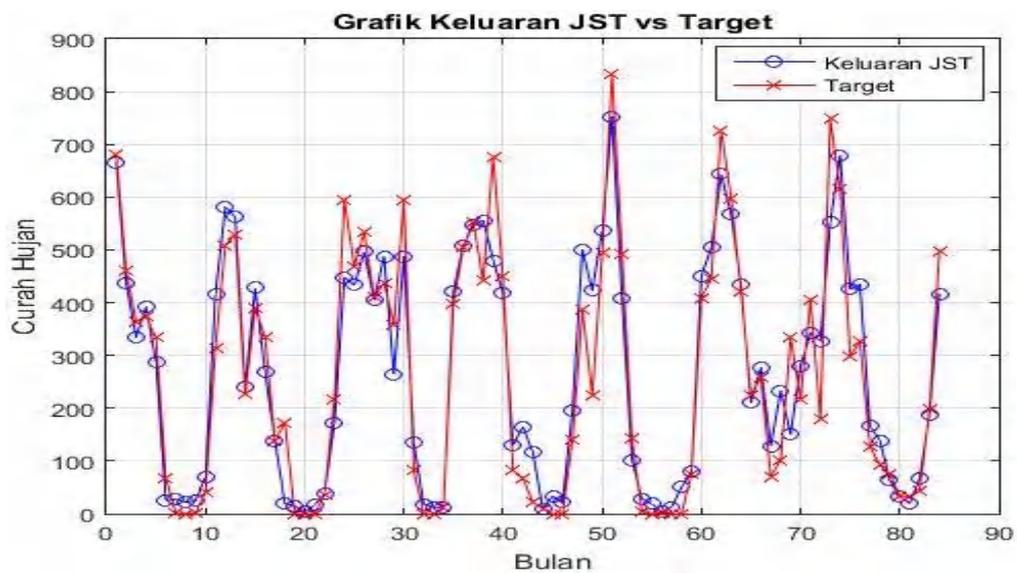
Gambar 5. 8 Proses Pelatihan Algoritma LM – C4

Berdasarkan grafik plotting antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.88X + 0.044$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh dengan nilai *korelasi* sebesar 0.94905 atau sekitar 94% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau jaringan melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 5.9.



Gambar 5. 9 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – C4

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 5.10 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 5. 10 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM–C4

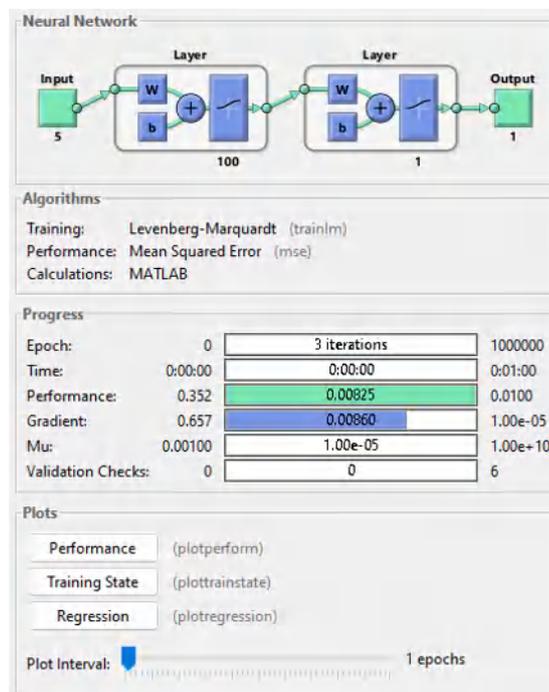
5.1.4 Komposisi Data 80:20

Hasil perhitungan kinerja algoritma *Levenberg marquardt* dengan komposisi data 80% data latih dan 20% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 5.4.

Tabel 5. 4 Kinerja Pelatihan Jaringan *Levenberg marquardt* (D)

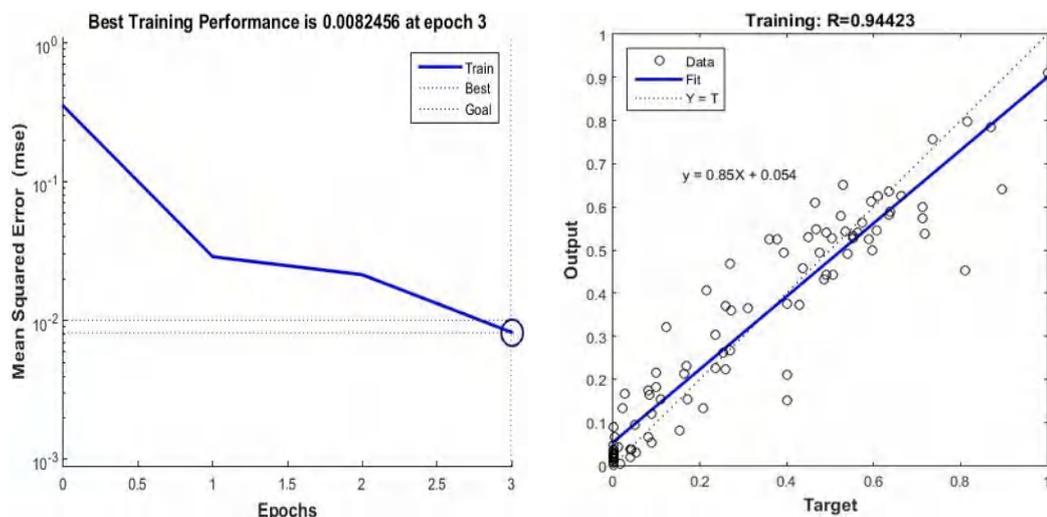
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	LM – D1	0.01125	473	0.92089	00:00:01
2	LM – D2	0.00974	7	0.93273	00:00:00
3	LM – D3	0.00975	5	0.93243	00:00:00
4	LM – D4	0.00840	3	0.94188	00:00:00
5	LM – D5	0.00825	3	0.94423	00:00:00

Dari Tabel 5.4 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **LM – D5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00825 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 3 dengan waktu kurang dari 1 detik.



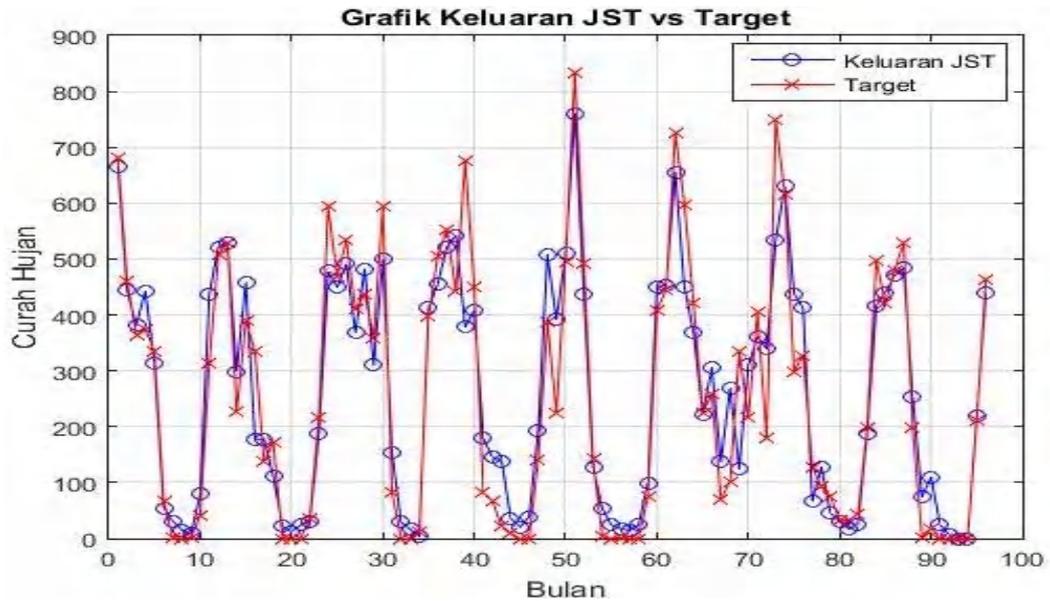
Gambar 5. 11 Proses Pelatihan Algoritma LM – D5

Berdasarkan grafik plotting antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.85X + 0.054$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh dengan nilai *korelasi* sebesar 0.94423 atau sekitar 94% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau jaringan melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 5.12.



Gambar 5. 12 Perfoma dan Regresi Output Algoritma LM – D5

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 5.13 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 5. 13 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma LM–D5

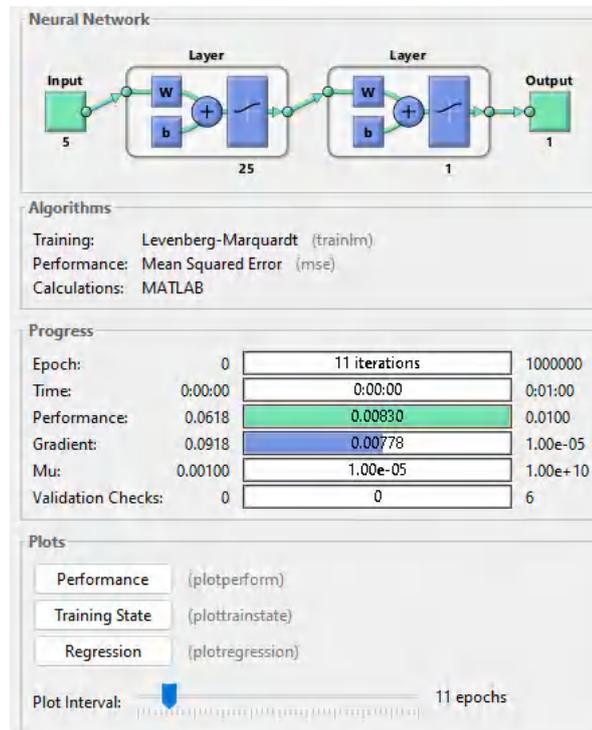
5.1.5 Komposisi Data 90:10

Hasil perhitungan kinerja algoritma *Levenberg marquardt* dengan komposisi data 90% data latih dan 10% data uji selengkapnya ditunjukkan pada Tabel 5.5.

Tabel 5. 5 Kinerja Pelatihan Jaringan *Levenberg marquardt* (E)

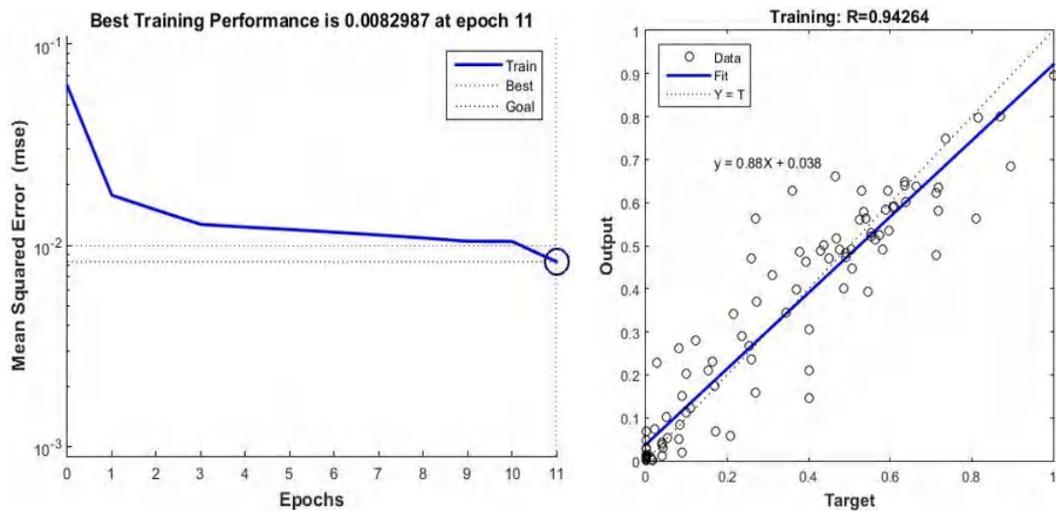
No	Nama Pelatihan	MSE Training	Epoch	Korelasi	Waktu
1	LM – E1	0.01000	137	0.93032	00:00:01
2	LM – E2	0.00829	11	0.94264	00:00:00
3	LM – E3	0.00922	7	0.93624	00:00:00
4	LM – E4	0.00986	3	0.93387	00:00:00
5	LM – E5	0.00890	3	0.94179	00:00:00

Dari Tabel 5.5 diperoleh arsitektur jaringan terbaik yaitu **LM – E5**, jaringan dengan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 100 neuron. Nilai MSE yang dihasilkan pada proses pelatihan sebesar 0.00890 dicapai pada *epoch* atau *iterasi* ke 3 dengan waktu kurang dari 1 detik.



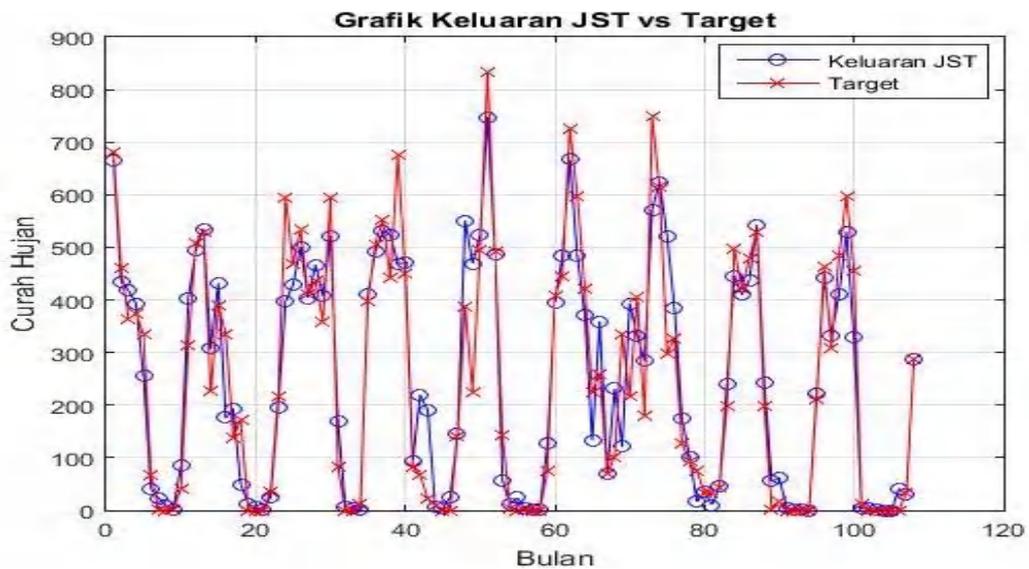
Gambar 5. 14 Proses Pelatihan Algoritma BP – E2

Hasil plotting grafik antara *output* jaringan dan target menghasilkan persamaan $y = 0.88X + 0.038$; dengan y adalah output JST dan X adalah data target (curah hujan). Selain itu diperoleh dengan nilai *korelasi* sebesar 0.94838 atau sekitar 94% pola data latih sama dengan data target memiliki pola kemiripan atau jaringan melakukan pemetaan dengan baik. Analisis *regresi linier* antara *respon* jaringan dan *output* jaringan ditunjukkan pada Gambar 5.15.



Gambar 5. 15 Perfoma dan Regresi Output Algoritma BP – E2

Grafik perbandingan antara hasil keluaran Jaringan Saraf Tiruan (prediksi curah hujan) dengan target (data curah hujan sebenarnya) pada Gambar 5.16 menunjukkan pola yang sama, yang dapat diartikan bahwa jaringan dapat memprediksi curah hujan dengan baik.



Gambar 5. 16 Perbandingan Hasil Keluaran dan Target Algoritma BP–E2

5.2 Pengujian Jaringan

Selanjutnya adalah melakukan proses pengujian atau *testing*. Tahap ini dilakukan untuk mengetahui kinerja algoritma *Levenberg marquardt* dilihat dari nilai MSE yang dihasilkan dibandingkan dengan nilai target atau curah hujan aktualnya (Gambar 5.17).

```
% load jaringan pelatihan
load net.mat

% Hasil prediksi
hasil_uji = sim(net_keluaran,data_uji);
nilai_error = hasil_uji-target_uji;
hasil_uji = round(hasil_uji*(max_data-min_data)+min_data);

% Performa hasil prediksi
error_MSE = (1/n)*sum(nilai_error.^2);
```

Gambar 5. 17 Pengujian Jaringan

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 uji kinerja jaringan selengkapnya ditunjukkan oleh Tabel 5.6.

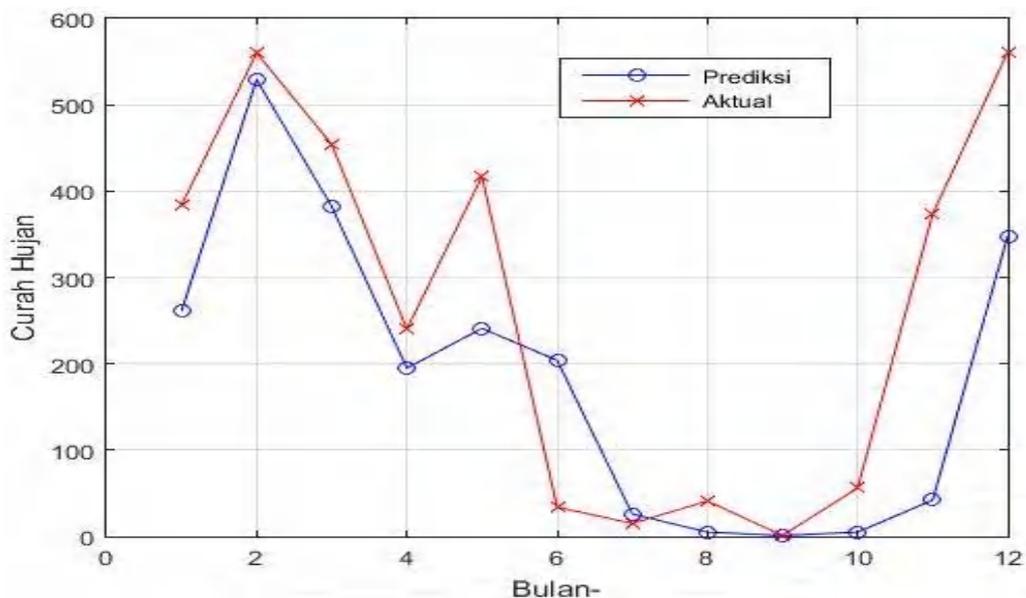
Tabel 5. 6 Hasil Uji Kinerja Jaringan *Levenberg marquardt* (LM)

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

Dari Tabel 5.6 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 nilai MSE terkecil yaitu 0.02900 atau jika dikonversi kembali ke curah hujan rata-rata kesalahan sekitar 24 mm.

5.3 Kesimpulan

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. Hasil prediksi dibandingkan data aktualnya dengan perhitungan algoritma *Levenberg marquardt* dapat dilihat pada Gambar 5.18.



Gambar 5. 18 Grafik Curah Hasil Prediksi *Levenberg marquardt* dan Hujan Aktual

Dari hasil pengujian jaringan pada Tabel 5.6 dapat disimpulkan bahwa jaringan **LM-E5** adalah jaringan dengan arsitektur terbaik yang dilatih dengan metode *Levenberg marquardt*. Jaringan ini telah memberikan hasil terbaiknya saat dilakukan pengujian dengan nilai MSE terkecil 0.02900 dengan nilai *korelasi* sebesar 0.82236.

Selanjutnya Jaringan **LM-E5** akan digunakan untuk keperluan memprediksi curah hujan kedepannya. Ciptaan Allah dialam ini memiliki banyak sekali hikmah yang dapat kita petik jika kita mau merenungi. Firman Allah merupakan sumber ilmu yang luas karena Allah yang maha mengatur yang menciptakan alam semesta dengan ukuran (takaran) yang pas. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman dalam surat Al-Qamar ayat 49:

إِنَّا كُلَّ شَيْءٍ خَلَقْنَاهُ بِقَدَرٍ

Artinya: *Sesungguhnya Kami menciptakan segala sesuatu sesuai dengan ukuran.* Al-Qamar [54]:49.

Pemilihan komposisi dan jumlah neuron sangatlah berpengaruh terhadap hasil prediksi yang dihasilkan. Dengan pemilihan metode dan dengan komposisi data yang tepat maka akan menghasilkan prakiraan curah hujan yang tepat. Oleh karena itu Allah menyuruh kita untuk merenungi ciptaan-Nya dan mengambil hikmahnya. Diterangkan dalam Al-Quran surat Adz-Dzaariyaat ayat 20, Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman:

وَفِي الْأَرْضِ آيَاتٌ لِّلْمُؤْمِنِينَ

Artinya: *Di bumi terdapat tanda-tanda (kebesaran Allah) bagi orang-orang yang yakin.* Az-Zariyat [51]:20.

BAB VI

PEMBAHASAN

Kinerja algoritma *Backpropagation* dengan fungsi pembelajaran *gradient descent* dengan *momentum (traingdm)* menunjukkan performa kinerja yang cukup baik. Akan tetapi proses untuk mencapai *konvergensinya* membutuhkan waktu yang agak lama dibandingkan dengan algoritma *Levenberg marquardt*. Banyak sedikitnya komposisi data sangat berpengaruh terhadap proses pembelajaran jaringan, semakin banyak data latih yang dipelajari oleh sistem semakin lama pula waktu yang dibutuhkan.

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.

Ditinjau dari segi waktu algoritma *Backpropagation* membutuhkan waktu lebih lama dibandingkan *Levenberg marquardt*. Seperti pada jaringan dengan nama pelatihan A1, B1, C1, D1 dan E1 yang membutuhkan waktu diatas 1 – 3 jam untuk mencapai *target error* 0.01 jika menggunakan algoritma *Backpropagation* akan tetapi hanya butuh 0 – 1 detik saja jika menggunakan algoritma *Levenberg marquardt*.

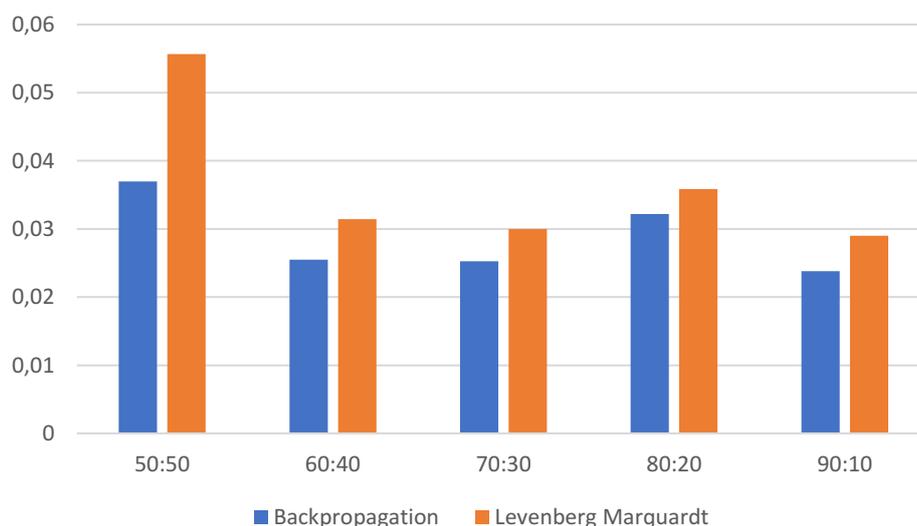
Tabel 6. 1 MSE Training dan MSE Testing

No	<i>Backpropagation</i>		<i>Levenberg marquardt</i>	
	MSE Training	MSE Testing	MSE Training	MSE Testing
1	0.00999	0.03695	0.00660	0.05567
2	0.00999	0.02547	0.00534	0.03142
3	0.00999	0.02525	0.00748	0.02999
4	0.01000	0.03219	0.00825	0.03586
5	0.00999	0.02381	0.00829	0.02900

Nilai MSE algoritma *Backpropagation* dan *Levenberg marquardt* saat pelatihan (*training*) menunjukkan hasil yang lebih tinggi dibandingkan saat dilakukan pengujian (*testing*). Menurut Ying, (2019), kondisi ini wajar dan sering terjadi dalam *Supervised Machine Learning* atau biasa disebut dengan *overfitting*. *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.

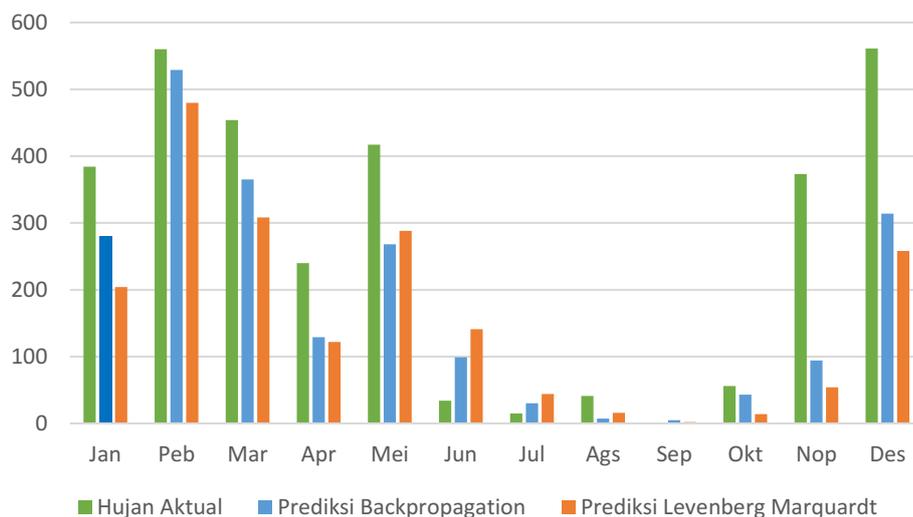
Badieah *et al.*, (2016) menyatakan peristiwa *overfitting* ini ditandai dengan kecilnya nilai MSE yang dihasilkan pada proses *training* sedang pada proses *validasi* nilai MSE lebih besar dibandingkan dengan hasil *training*. Hal ini menandakan jaringan terlalu menghafal pola data pada dataset *training* dan tidak bisa menggeneralisasi data yang baru.

Proses evaluasi atau pengujian jaringan dilakukan bertujuan untuk *memvalidasi* keakuratan dari implementasi model. Pengujian yang dilakukan adalah pengujian model peramalan untuk pengenalan pola hujan yang diberikan. Pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah model bisa diterima dan dapat digunakan dengan membandingkan nilai MSEnya ketika data aktual dibandingkan dengan targetnya. Menurut Mishra *et al.*, (2018) 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. Hasil pengujian jaringan dengan algoritma *Backpropagation* secara umum menunjukkan perfoma kinerja terbaik dibandingkan dengan algoritma *Levenberg marquardt*. Selengkapnya perbandingan nilai MSE yang diperoleh dengan menggunakan kedua metodetersebut ditunjukkan pada Gambar 6.1.



Gambar 6. 1 Grafik Perbandingan MSE

Berdasarkan grafik perbandingan MSE diatas, komposisi data 90:10 menunjukkan perfoma terbaik dibandingkan komposisi data yang lain. Algoritma *Backpropagation* dengan nama pelatihan **BP – E5** dengan jumlah neuron 100 pada *hidden layer* menunjukkan perfoma kinerja terbaik diantara semua arsitektur. Nilai MSE yang dihasilkan 0.02381 atau jika dikonversikan ke curah hujan rata-rata *erornya* sebesar 19 mm. Semakin kecil nilai MSE akan menghasilkan prediksi curah hujan yang mendekati dengan data aslinya sehingga akan membentuk pola yang sama. Sedangkan algoritma *Levenberg marquardt* terbaik dengan nama pelatihan **LM – E5** dengan jumlah neuron 100 pada *hidden layer* menghasilkan nilai MSE 0.02900 atau jika dikonversikan ke curah hujan rata-rata *erornya* sebesar 24 mm. Walaupun hasil prediksi curah hujan tidak bisa tepat sesuai target atau data aktualnya akan tetapi polanya menunjukkan kesamaan. Selengkapnya dapat dilihat pada Gambar 6.2.

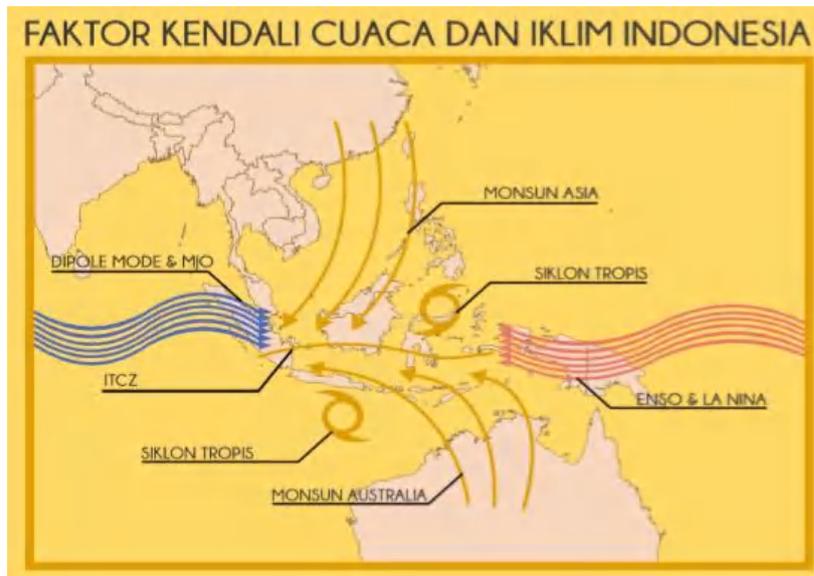


Gambar 6. 2 Grafik Perbandingan Hasil Prakiraan Curah Hujan

Banyak faktor yang mempengaruhi intensitas curah hujan yang turun di suatu wilayah. Anomali jumlah curah hujan dimungkinkan akibat faktor-faktor cuaca atau iklim yang mempengaruhinya. 3 faktor utama yang berpengaruh terhadap kondisi curah hujan di Indonesia (BMKG, 2019) yaitu:

- a. Faktor Global seperti Elnino dan Lanina, Dipole Mode dan MJO (*Meden Julian Oscilation*).
- b. Faktor Regional seperti monsun, siklon tropis, *shearline* dan *konvergensi* atau ITCZ (*Inter Tropical Convergence Zone*)
- c. Faktor Lokal seperti letak geografis, angin darat/laut/lembah/gunung, *konvektivitas* dan stabilitas udara.

Prediksi curah hujan dengan parameter temperatur, kelembaban, tekanan, angin dan penyinaran matahari adalah data cuaca pengamatan di lapangan, jadi hubungan yang dilakukan hanya terbatas pada prediksi curah hujan dan pemrosesan data lokal tanpa memperhatikan faktor-faktor lain yang mempengaruhinya, seperti faktor regional dan global yang sangat berpengaruh. Fenomena Elnino dan Lanina bisa mengurangi dan menambah curah hujan harian maupun bulanan. Kemudian ada monsun yang menyebabkan perubahan musim penghujan dan kemarau juga adanya siklon tropis yang menimbulkan hujan lebat bahkan ekstrim di suatu wilayah.



Gambar 6. 3 Faktor Pengendali Cuaa dan Iklim Indonesia

Hujan merupakan fenomena alam di muka bumi yang dianggap sebagai berkah dalam islam karena hujan disebut puluhan kali dalam ayat Al-Quran. Banyak ahli yang menjelaskan tentang proses terjadinya hujan yang merupakan bagian dari siklus hidrologi, akan tetapi proses ini sudah tercantum dan dijelaskan dalam Al-quran. Saat manusia di bumi belum banyak yang mengenal bagaimana terjadinya hujan, Allah dalam Al-Quran sudah berfirman secara jelas lewat ayat-ayat-Nya. Seperti dalam Al-Quran surat Az-Zukhruf ayat 11, Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman:

وَالَّذِي نَزَّلَ مِنَ السَّمَاءِ مَاءً بِقَدَرٍ فَأَنْشَرْنَا بِهِ بَلْدَةً مَيْتًا كَذَلِكَ تُخْرَجُونَ

Artinya: Yang menurunkan air dari langit dengan suatu ukuran, lalu dengan air itu Kami menghidupkan negeri yang mati (tandus). Seperti itulah kamu akan dikeluarkan (dari kubur). Az-Zukhruf [43]:11.

Hujan diturunkan oleh Allah dari langit sesuai keperluan guna menghidupkan dan mesuburkan tanaman dan tumbuhan yang ada di bumi. Allah menurunkan hujan tidak melebihi dari yang dibutuhkan manusia agar tidak melimpah ruah dan melampaui batas yang akhirnya akan menimbulkan bencana.

Turunnya hujan sudah sesuai dengan ukuran dan kadarnya, sehingga dengan turunnya hujan akan menciptakan kemakmuran negeri yang telah mati yang tidak lagi ditumbuhi tanaman dan pepohonan.

Surat AL-Qamar ayat 49 Allah telah menciptakan segala sesuatunya disesuaikan dengan fungsi dan manfaat masing-masing. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman:

إِنَّا كُلَّ شَيْءٍ خَلَقْنَاهُ بِقَدَرٍ

Artinya: *Sesungguhnya Kami menciptakan segala sesuatu sesuai dengan ukuran.* Al-Qamar [54]:49.

Makhluk diciptakan oleh Allah semuanya sudah sesuai dengan ketentuan dan hukum yang ditetapkan-Nya. Dalam ayat lain Al-Furqan ayat 2, Allah juga berfirman mengenai ketetapan atau takdir yaitu:

وَخَلَقَ كُلَّ شَيْءٍ فَقَدَرَهُ تَقْدِيرًا

Artinya: *Dan Dia menciptakan segala sesuatu, lalu menetapkan ukuran-ukurannya dengan tepat.* Al-Furqan [25]:2.

Walaupun sudah ditetapkan kadar sesuatunya oleh Allah akan tetapi manusia wajib berusaha dan ketentuan-Nya diserahkan kepada Allah sesuai firman Allah:

وَأَنْ لَّيْسَ لِلْإِنْسَانِ إِلَّا مَا سَعَىٰ

وَأَنْ سَعْيَهُ سَوْفَ يُرَىٰ

Artinya: *bahwa manusia hanya memperoleh apa yang telah diusahakannya [39] sesungguhnya usahanya itu kelak akan diperlihatkan (kepadanya) [40].* An-najm [53]: 39-40.

Usaha manusia untuk memprediksi curah hujan guna mengurangi dampak bencana *hidrometeorology* seperti banjir dan tanah longsor dengan menggunakan berbagai metode prakiraan adalah salah satu usaha yang bisa

dilakukan. Akan tetapi Allah menciptakan dunia ini lengkap dengan takdirnya yang tidak bisa dielakkan oleh makhluknya. Semua merupakan rahasia Allah yang tak bisa diketahui oleh manusi maupun makhluk lain, kecuali qada dan qadar yang telah terjadi dalam kenyataan. Pada ayat lain Allah juga berfirman:

إِنَّ فِي خَلْقِ السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ وَاخْتِلَافِ اللَّيْلِ وَالنَّهَارِ لَآيَاتٍ لِأُولِي الْأَلْبَابِ

Artinya: *Sesungguhnya dalam penciptaan langit dan bumi serta pergantian malam dan siang terdapat tanda-tanda (kebesaran Allah) bagi orang yang berakal.* Ali Imran [3]:190.

Mempelajari fenomena alam dengan memanfaatkan ilmu pengetahuan akan sangat berguna sekali dalam kehidupan. Dengan mengetahui kondisi cuaca yang akan datang, manusia bisa merencanakan apa dan bagaimana dalam menyikapi kondisi yang akan dihadapinya. Dalam surat Ar-Rum ayat 48, Allah mempertegas bahwa Allah yang menciptakan angin bertiup beserta hukum-hukum yang berlaku pada udara. Angin bergerak dari wilayah dengan tekanan udara tinggi atau padat menuju daerah dengan tekanan udaranya rendah atau renggang.

اللَّهُ الَّذِي يُرْسِلُ الرِّيحَ فَتَنْثِيرُ سَحَابًا فَيَبْسُطُهُ فِي السَّمَاءِ كَيْفَ يَشَاءُ وَيَجْعَلُهُ كِسْفًا فَنَرَى الْوَدْقَ

يَخْرُجُ مِنْ خِلَالِهِ فَإِذَا أَصَابَ بِهِ مَنْ يَشَاءُ مِنْ عِبَادِهِ إِذَا هُمْ يَسْتَبْشِرُونَ

Artinya: *Allahlah yang mengirim angin, lalu ia (angin) menggerakkan awan, kemudian Dia (Allah) membentangkannya di langit menurut yang dikehendaki-Nya dan Dia menjadikannya bergumpal-gumpal, lalu engkau melihat hujan keluar dari celah-celahnya. Maka, apabila Dia menurunkannya kepada hamba-hamba-Nya yang dikehendaki-Nya, seketika itu pula mereka bergembira.* Ar-Rūm [30]:48.

Kemudian pada surat An-Nur ayat 43 secara detail membahas tentang hujan, Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman:

أَلَمْ تَرَ أَنَّ اللَّهَ يُزْجِي سَحَابًا ثُمَّ يُؤَلِّفُ بَيْنَهُ ثُمَّ يَجْعَلُهُ رُكَّامًا فَتَرَى الْوَدْقَ يَخْرُجُ مِنْ خِلَالِهِ
 وَيُنزِّلُ مِنَ السَّمَاءِ مِنْ جِبَالٍ فِيهَا مِنْ بَرَدٍ فَيُصِيبُ بِهِ مَنْ يَشَاءُ وَيَصْرِفُهُ عَنِ مَنْ يَشَاءُ يَكَادُ
 سَنَا بَرْقُهُ يَذْهَبُ بِالْأَبْصَارِ

Artinya: Tidakkah engkau melihat bahwa sesungguhnya Allah mengarahkan awan secara perlahan, kemudian mengumpulkannya, lalu menjadikannya bertumpuk-tumpuk. Maka, engkau melihat hujan keluar dari celah-celahnya. Dia (juga) menurunkan (butiran-butiran) es dari langit, (yaitu) dari (gumpalan-gumpalan awan seperti) gunung-gunung. Maka, Dia menimpakannya (butiran-butiran es itu) kepada siapa yang Dia kehendaki dan memalingkannya dari siapa yang Dia kehendaki. Kilauan kilatnya hampir-hampir menghilangkan penglihatan. An-Nūr [24]:43.

Pendapat dari beberapa pakar sains dan teknologi, syarat terjadinya hujan turun yaitu dimulai dengan terbentuknya awan Cumulus yang membawa banyak uap air. Gumpalan awan Cumulus yang posisinya saling berpecah akan disatukan oleh angin. Pada saat awan sudah menyatu, akan terjadi gerakan angin yang mengarah ke atas dan membawa kumpulan awan ini, yang kemudian menjadi awan Cumulonimbus ke atas. Proses pengangkatan masa udara sampai pada ketinggian (dan suhu) ideal, menyebabkan uap air akan berubah menjadi kristal-kristal es. Pada saat kristal es turun ke bumi, dan suhu berubah menjadi lebih tinggi kemudian akan berubah menjadi butiran air hujan.

Prediksi curah hujan adalah hasil dari proses pengamatan kondisi atmosfer suatu tempat dan waktu tertentu. Prakiraan curah hujan maupun cuaca hukumnya boleh-boleh saja dan secara tegas dinyatakan oleh para ulama bukanlah bagian dari ramalan penyihir yang haram. Prakiraan merupakan hasil dari pengamatan unsur-unsur cuaca yang ada di atmosfer seperti tekanan udara, suhu udara, arah dan kecepatan angin, kelembaban udara dan lain-lain. Prakiraan cuaca

berbeda dengan ramalan penyihir atau dukun yang meramalkan berdasarkan penerawangan (gaib). Fenomena prediksi cuaca tidak ada kontradiksi dengan ayat Al-Quran, hal ini disebabkan prediksi bukan termasuk ilmu ghaib, akan tetapi hasil penelitian kondisi atau keadaan cuaca yang bisa bernilai benar dan salah. Semua tergantung pada keputusan Allah, oleh karena itu seseorang dilarang untuk memastikan dalam membuat prediksi. Allah Subhanahu wa Ta'ala berfirman dalam Al-Quran surat Luqman ayat 34:

إِنَّ اللَّهَ عِنْدَهُ عِلْمُ السَّاعَةِ وَيُنَزِّلُ الْغَيْثَ وَيَعْلَمُ مَا فِي الْأَرْحَامِ وَمَا تَدْرِي نَفْسٌ مَّاذَا تَكْسِبُ غَدًا
وَمَا تَدْرِي نَفْسٌ بِأَيِّ أَرْضٍ تَمُوتُ إِنَّ اللَّهَ عَلِيمٌ خَبِيرٌ

Artinya: *Sesungguhnya Allah memiliki pengetahuan tentang hari Kiamat, menurunkan hujan, dan mengetahui apa yang ada dalam rahim. Tidak ada seorang pun yang dapat mengetahui (dengan pasti) apa yang akan dia kerjakan besok.603) (Begitu pula,) tidak ada seorang pun yang dapat mengetahui di bumi mana dia akan mati. Sesungguhnya Allah Maha Mengetahui lagi Maha Teliti. Luqmān [31]:34.*

Prakiraan cuaca didasarkan pada perhitungan ilmiah berdasarkan pergerakan angin dan awan yang menjadi indikator utama hujan. Kesemuanya adalah bagian hukum Allah AWT atas alam semesta jadi tidak dikategorikan sebagai ramalan dalam perkara gaib yang mutlak menjadi hak dan otoritas Tuhan semata. Prediksi cuaca memakai acuan-acuan yang jelas dan bersifat indrawi yaitu dengan cara adaptasi cuaca atau mempelajari perilaku kondisi cuaca yang dinamis, sehingga manusia bisa mengetahui dan memprediksi kondisi cuaca hujan atau tidak. Salah satu metode yang bisa digunakan untuk mempelajari perilaku kondisi cuaca adalah ANN (*Artificial Neural Network*) atau yang lebih sering kita kenal dengan Jaringan Syaraf Tirun.

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pelatihan dan uji jaringan dalam memprediksi curah hujan dengan memvariasikan komposisi data latih dan data testing kemudian jumlah *neuron* diperoleh kesimpulan:

- a. Hasil pengujian jaringan terbaik algoritma *Backpropagation* adalah jaringan dengan nama pelatihan **BP – E5**, yaitu jaringan dengan komposisi data 90% data latih dan 10% data uji dan jumlah neuron 75 pada *hidden layer*. Perfoma yang didapatkan adalah nilai MSE *training* 0.00999 dicapai pada epoch ke 27127 dalam waktu 4 detik dan MSE *testing* sebesar 0,02381.
- b. Hasil pengujian jaringan terbaik algoritma *Levenberg marquardt* adalah jaringan dengan nama pelatihan **LM – E2**, yaitu jaringan dengan komposisi data 90% data latih dan 10% data uji dan jumlah neuron 25 pada *hidden layer*. Perfoma yang didapatkan adalah nilai MSE *training* 0.00829 dicapai pada epoch ke 3 dalam waktu kurang dari 1 detik dan MSE *testing* sebesar 0,02900.
- c. Algoritma *Backpropagation* **BP – E5** adalah metode terpilih dan sesuai untuk digunakan dalam prediksi curah hujan di Kabupaten Nganjuk karena menunjukkan perfoma kinerja yang lebih baik dibandingkan perhitungan dengan menggunakan algoritma *Levenberg marquardt*.

7.2 Saran

Nilai MSE yang dihasilkan dalam proses pengujian menunjukkan bahwa Jaringan Saraf Tiruan dengan algoritma pelatihan *Backpropagation* cukup baik untuk digunakan sebagai metode prediksi curah hujan. Kedua nilai tersebut dapat ditingkatkan performanya dengan cara memperbanyak data latih dengan menambahkan faktor 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.

DAFTAR PUSTAKA

- Abimbola Helen, A., Bolanle, O. A., & Samuel, F. O. (2016). Comparative Analysis of Rainfall Prediction Models Using Neural Network and Fuzzy Logic. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, 6, 2231–2307.
- Badieah, B., Gernowo, R., & Surarso, B. (2016). Metode Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Performa Mahasiswa Pada Pembelajaran Berbasis Problem Based Learning (PBL). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 6(1), 46. <https://doi.org/10.21456/vol6iss1pp46-58>
- BMKG. (2019). *Masyarakat Indonesia Sadar Iklim dan Cuaca*. 9–25.
- Chatterjee, S., Datta, B., Sen, S., Dey, N., & Debnath, N. C. (2018). Rainfall Prediction Using Deep Neural Network. *Lecture Notes in Networks and Systems*, 204, 99–110. https://doi.org/10.1007/978-981-16-1089-9_9
- Geetha, A., & Nasira, G. M. (2015). Data mining for meteorological applications: Decision trees for modeling rainfall prediction. *2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, IEEE ICCIC 2014*, 0–3. <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2014.7238481>
- Hashim, F. R., Nik Daud, N. G., Ahmad, K. A., Adnan, J., & Rizman, Z. I. (2018). Prediction of Rainfall Based on Weather Parameter Prediction of Rainfall Based on Weather Parameter Using Artificial Neural Network. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 4(1), 9–10. <http://dx.doi.org/10.4314/jfas.v10i1s.7>
- Kala, A., & Vaidyanathan, S. G. (2018). Prediction of Rainfall using Artificial neural Network. *Proceedings of the International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA 2018)*, 5(3), 248–253.
- Kementrian Agama Republik Indonesia, A.-Q. L. pentashihan mushaf. (2019). *Lajnah pentashihan mushaf*. <https://Quran.Kemenag.Go.Id/Surah/3/156>. <https://quran.kemenag.go.id/>
- Mishra, N., Soni, H. K., Sharma, S., & Upadhyay, A. K. (2018). Development and analysis of Artificial Neural Network models for rainfall prediction by using time-series data. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, 10(1), 16–23. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2018.01.03>
- Mohd Safar, N. Z., Ramli, A. A., Mahdin, H., Ndzi, D., & Ku Khalif, K. M. N. (2019). Rain prediction using fuzzy rule based system in north-west

Malaysia. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 14(3), 1564–1573. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v14.i3.pp1564-1573>

Niu, J., & Zhang, W. (2015). Comparative Analysis of Statistical Models in Rainfall Prediction. *Proceeding of the 2015 IEEE International Conference on Information and Automation Lijiang, China, August 2015*, 104(5), 57–60.

Purnomo, H. D., Hartomo, K. D., & Prasetyo, S. Y. J. (2017). Preface: International Conference on Recent Trends in Physics (ICRTP 2016). *Journal of Physics: Conference Series*, 755(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/755/1/011001>

Shukla, D., Rajvir, V., & Patel, M. S. (2018). Rainfall Prediction Using Neural Network. *Computational Intelligence-Based Time Series Analysis*, 127–141.

Suparta, W., & Samah, A. A. (2020). Rainfall prediction by using ANFIS times series technique in South Tangerang, Indonesia. *Geodesy and Geodynamics*, 11(6), 411–417. <https://doi.org/10.1016/j.geog.2020.08.001>

Vamsidhar, E., Varma, K., Rao, P. S., & Satapati, R. (2010). Prediction of rainfall using *backpropagation* neural network model. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 2(4), 1119–1121.

Ying, X. (2019). An Overview of Overfitting and its Solutions. *Journal of Physics: Conference Series*, 1168(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1168/2/022022>