

**JARINGAN SYARAF TIRUAN *EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)* UNTUK MEMPREDIKSI KONDISI CUACA
DI WILAYAH MALANG**

SKRIPSI

**OLEH
QOID HUMAINI
NIM. 10610075**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK
IBRAHIM MALANG
2015**

**JARINGAN SARAF TIRUAN *EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)*
UNTUK MEMPREDIKSI KONDISI CUACA
DI WILAYAH MALANG**

SKRIPSI

**Diajukan Kepada
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan
dalam Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)**

**Oleh
Qoid Humaini
NIM. 10610075**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2015**

**JARINGAN SARAF TIRUAN *EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)*
UNTUK MEMPREDIKSI KONDISI CUACA
DI WILAYAH MALANG**

SKRIPSI

Oleh
Qoid Humaini
NIM. 10610075

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 12 oktober 2015

Pembimbing I,

Pembimbing II,

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

H. Wahyu H. Irawan, M.Pd
NIP. 19710420 200003 1 003

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Abdussakir, M.Pd
NIP. 19751006 200312 1 001

**JARINGAN SARAF TIRUAN *EXTREME LEARNING MACHINE (ELM)*
UNTUK MEMPREDIKSI KONDISI CUACA
DI WILAYAH MALANG**

SKRIPSI

Oleh
Qoid Humaini
NIM. 10610075

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan
Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)

Tanggal 03 Desember 2015

Penguji Utama : Abdul Aziz, M.Si

Ketua Penguji : Mohammad Jamhuri, M.Si

Sekretaris Penguji : Dr. Sri Harini, M.Si

Anggota Penguji : H. Wahyu H. Irawan, M.Pd

Mengesahkan,
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Abdussakir, M.Pd
NIP. 19751006 200312 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Qoid Humaini

NIM : 10610075

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul : Jaringan Saraf Tiruan *Extreme Learning Machine*
untuk Memprediksi Kondisi Cuaca di Wilayah Malang.

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan hasil pikiran atau tulisan orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada kajian pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 10 Oktober 2015
Yang membuat pernyataan,

Qoid Humaini
NIM. 10610075

MOTO

قُلْ إِنَّ صَلَاتِي وَنُسُكِي وَمَحْيَايَ وَمَمَاتِي لِلَّهِ رَبِّ الْعَالَمِينَ

“Katakanlah: Sesungguhnya sembahyangku, ibadahku, hidupku dan matiku hanyalah untuk Allah, Tuhan semesta alam” (QS. Al-An’am/162).



PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ibunda tercinta Muslihatun yang selalu mendoakan

dan memberikan semangat pada penulis

Ayahanda tersayang Abdul Jauhar yang selalu menginspirasi

penulis dengan kegigihan dan kesabarannya

Ketiga saudari tercinta Ika Agustina, Siti Maulida, dan

Fitri yang senantiasa memberikan motivasi yang tiada tara.



KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah Swt. atas rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga penulis dapat merampungkan penulisan skripsi yang berjudul “Jaringan Saraf Tiruan *Extreme Learning Machine (ELM)* untuk Memprediksi Kondisi Cuaca di Wilayah Malang” ini dengan baik dan benar. Shalawat dan salam semoga senantiasa tercurahkan kepada Rasulullah Muhammad Saw. yang telah menuntun umat manusia dari jaman jahiliyah menuju jaman ilmiah.

Selanjutnya penulis ucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah mengarahkan, membimbing, dan memberikan pemikirannya sehingga skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. Mudjia Raharjo, M.Si, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. drh. Hj. Bayyinatul Muchtaromah, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Abdussakir, M.Pd, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan dan arahan yang terbaik selama penyelesaian skripsi ini.
5. H. Wahyu Henky Irawan, M.Pd, selaku dosen pembimbing keagamaan yang telah memberikan saran dan bimbingan yang terbaik selama penulisan skripsi ini.
6. Ari Kusumastuti, M.Si, M.Pd, selaku dosen wali.

7. Seluruh dosen Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang dan seluruh staf serta karyawan.
8. Kedua orang tua penulis, Bapak Abdul Jauhar dan Ibu Muslihatun, dan saudara yang telah memberikan segala yang terbaik untuk penulis.
9. Teman-teman mahasiswa Jurusan Matematika angkatan 2010.
10. Semua pihak yang tidak mungkin penulis sebut satu persatu, penulis ucapkan terima kasih atas bantuannya.

Semoga skripsi ini bermanfaat dan dapat menambah wawasan keilmuan khususnya bidang matematika. Amin.

Malang, Desember 2015

Penulis



DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
HALAMAN PENGANTAR	
HALAMAN PERSETUJUAN	
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	
HALAMAN MOTO	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR SIMBOL	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
ملخص	xviii

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Masalah	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Sistematika Penulisan	5

BAB II KAJIAN PUSTAKA

2.1 Sejarah Jaringan Saraf Tiruan	7
2.2 Konsep Jaringan Saraf Tiruan	9
2.3 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan	10
2.4 Fungsi Aktivasi	12
2.5 Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan	15
2.6 Jaringan Saraf Tiruan <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	15
2.6.1 Perambatan Maju (<i>Feedforward</i>)	16
2.6.2 <i>Invers Semu (Pseudoinvers)</i>	17
2.6.3 <i>Single Hidden Layer Feedforward Neural Network</i> (SLFNs)	18

2.6.4	Algoritma ELM	19
2.6.5	Struktur Jaringan Saraf Tiruan ELM	20
2.6.6	Proses Belajar dengan Pengawasan	20
2.6.7	Inisialisasi Bobot dan Bias	22
2.7	Cuaca	22
2.7.1	Suhu Udara	22
2.7.2	Angin	23
2.7.3	Kelembaban Udara	24
2.7.4	Curah Hujan	26
2.7.5	Awan	28
2.8	Prediksi Hujan dalam Islam	29

BAB III METODE PENELITIAN

3.1	Pendekatan Penelitian	31
3.2	Metode Pengumpulan Data	31
3.3	Tahapan <i>Training</i> JST ELM	32
3.4	Tahapan Model JST untuk Memprediksi Cuaca	35

BAB IV PEMBAHASAN

4.1	Deskripsi Data Cuaca di BMKG Karangploso Malang Tahun 2013-2014	36
4.1.1	Deskripsi Data Kecepatan Angin	37
4.1.2	Deskripsi Data Suhu Udara	39
4.1.3	Deskripsi Data Kelembaban Udara	40
4.1.4	Deskripsi Data Tekanan Udara	41
4.2	Jaringan Saraf Tiruan ELM untuk Memprediksi Cuaca	42
4.2.1	Menetapkan Nilai <i>Input</i>	42
4.2.2	Proses Jaringan Saraf Tiruan <i>ELM</i>	42
4.2.3	Hasil Analisis Jaringan Saraf Tiruan <i>ELM</i>	48
4.2.4	Pemodelan Arsitektur Cuaca dengan Jaringan Saraf Tiruan	49
4.2.5	Penentuan Arsitektur Jaringan Optimal	50
4.2.6	Prediksi Cuaca Menggunakan Jaringan Optimal	52
4.3	Kajian Agama	53

BAB V PENUTUP

5.1	Kesimpulan	56
5.2	Saran	56

DAFTAR PUSTAKA 58
LAMPIRAN-LAMPIRAN
RIWAYAT HIDUP



DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Deskripsi Data Cuaca di BMKG Karangploso Malang 2013-2014	37
Tabel 4.2 Deskripsi Data Kecepatan Angin	37
Tabel 4.3 Deskripsi Data Suhu Udara	38
Tabel 4.4 Deskripsi Data Kelembaban Udara	39
Tabel 4.5 Deskripsi Data Tekanan Udara	40
Tabel 4.6 Hasil Analisis JST dengan Perubahan Iterasi dan <i>Hidden Node</i>	48
Tabel 4.7 Hasil Proses <i>Testing</i>	51



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jaringan Saraf dengan Lapisan Tunggal	10
Gambar 2.2 Jaringan Saraf dengan Banyak Lapisan	11
Gambar 2.3 Jaringan Saraf dengan Lapisan Kompetitif	12
Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid Biner</i>	13
Gambar 2.5 Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid Bipolar</i>	14
Gambar 2.6 Fungsi Aktivasi Bipolar (<i>Symetric Hard Limit</i>)	14
Gambar 2.7 Langkah Perambatan Maju	17
Gambar 2.8 Model Jaringan Saraf Tiruan <i>Extreme Learning Machine</i>	20
Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan ELM untuk Prakiraan Cuaca	50



DAFTAR SIMBOL

m = Banyak *input*

n = Banyak *hidden layer*

x = Variabel *input*

z = *Hidden layer*

y = *Output*

w = Bobot ke *hidden layer*

β = Bobot ke *output*

t = Target jaringan

H = Matriks keluaran dari *hidden layer*

$\delta_{net z}$ = Penjumlahan kesalahan pada *hidden layer*

δ_z = Faktor kesalahan pada *hidden layer*



ABSTRAK

Humaini, Qoid. 2015. **Jaringan Saraf Tiruan *Extreme Learning Machine (ELM)* untuk Memprediksi Kondisi Cuaca di Malang**. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) H. Wahyu Henky Irawan, M.Pd.

Kata kunci: Jaringan Saraf Tiruan, *Extreme Learning Machine*, Unsur-unsur Cuaca

Jaringan saraf tiruan adalah suatu metode pengelompokan dan pemisahan data yang merupakan representasi dari otak manusia. Elemen mendasar dari jaringan saraf tiruan ini adalah bagaimana memproses sistem dan beberapa struktur sehingga menjadi sebuah informasi. Jaringan saraf tiruan dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi suatu data. Proses dari jaringan saraf tiruan ini menggunakan *SLFNs (single hidden layer feedforward)* yang dilihat dari nilai *error*-nya.

Cuaca merupakan suatu keadaan rata-rata udara sehari-hari disuatu tempat tertentu dan meliputi wilayah yang sempit dalam jangka waktu yang singkat. Keadaan dari cuaca mudah berubah-ubah, karena disebabkan oleh tekanan udara, suhu, angin, dan kelembapan udara. Penelitian jaringan saraf tiruan yang diaplikasikan pada kondisi cuaca ini bertujuan untuk mendapatkan arsitektur yang optimal.

Pada penelitian ini didapatkan model optimal dari proses *training* jaringan saraf tiruan *ELM (extreme learning machine)* untuk prediksi cuaca di Malang, yang terdiri dari 4 unit *input* (kecepatan angin, suhu udara, kelembapan udara, dan tekanan udara), 4 unit *hidden* pada 1 *hidden layer*, dan 1 unit *output* (hujan atau tidak hujan). Sebagaimana hasil *output* jaringan saraf tiruan dengan menggunakan data *testing* menghasilkan 80% memenuhi kriteria data dan 20% tidak memenuhi kriteria data, dengan keterangan hujan (Maret 2014) dan tidak hujan (Agustus 2014). Sehingga pada prediksi data *testing* menggunakan model jaringan saraf tiruan menghasilkan galat 20%.

ABSTRACT

Humaini, Qoid. 2015. **Extreme Learning Machine (ELM) Artificial Neural Network for Weather Forecasting in Malang Region**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisor: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) H. Wahyu Henky Irawan, M.Pd.
Keywords: Artificial Neural Network, Extreme Learning Machine (ELM), Weather Elements

The artificial neural network is a method of grouping and separating data that is a representation of the human brain. The fundamental elements of artificial neural networks is how to process systems and structures so that it becomes an information. Artificial neural network is created to solve a specific problem such as pattern recognition or data classification. The process of using the artificial neural network *SLFNs (single hidden layer feedforward)* seen from the value of its error.

Weather is a condition of the average daily air at any given place and covers a narrow area in a short period of time. The state of the weather is changeable, because it is caused by air pressure, temperature, wind, and humidity. Artificial neural networks that research are applied in weather conditions aims to obtain the optimal architecture.

In this research, the optimal models are obtained from artificial neural network training process ELM (*extreme learning machine*) for weather prediction in Malang, which consists of 4 input unit (wind speed, air temperature, air humidity, and air pressure), 4 hidden unit in one hidden layer, and one output unit (rain or no rain). The output of generated artificial neural networks using data testing shots that 80% of the test met the criteria of data and 20% other did not meet the criteria of the data, with caption rains (March 2014) and not rain (August 2014). So that the testing of data prediction using artificial neural network model generates an error of 20%.

ملخص

حمين، فهد. 2015. الشبكة العصبية الاصطناعية **Extreme Learning Machine (ELM)** لتوقعات الطقس في المنطقة مالانج. البحث الجامعي. شعبة الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا الجامعة الإسلامية الحكومية مولانا مالك ابراهيم مالانج. المشرف: (١) الدكتور سري هارين، الماجستير. (٢) الحاج. وحيو. ح. اران، الماجستير. كلمات الرئيسية: الشبكات العصبية الاصطناعية، **Extreme Learning Machine**، عناصر الطقس.

الشبكة العصبية الاصطناعية هو وسيلة ل تجميع البيانات و فاصلها التي كانت تمثيل الدماغ البشري. العناصر الأساسية للشبكات العصبية هي كيفية معالجة النظم والهيكل بحيث تصبح المعلومات. الشبكة العصبية الاصطناعية قامت بما حل مشكلة معينة مثل التعرف على الأنماط أو تصنيف البيانات. عملية شبكة عصبية اصطناعية تستخدم *SLFNs* الذي كما يرى من قيمة خطئه.

الطقس هو حالة من متوسط الجوية اليومية في أي لحظة معينة و يغطي مساحة التي هي ضيقة في فترة قصيرة من الزمن. حالة الطقس غير قابلة للتغيير، لأن سببه ضغط الهواء ودرجة الحرارة والرياح والرطوبة. بحث الشبكات العصبية الاصطناعية يتم تطبيقها في الظروف الجوية تهدف إلى الحصول على العمارة المثلى.

هذه الدراسة حصلت عليها أفضل النموذج من عملية تدريب شبكة عصبية اصطناعية *ELM* للتنبؤ بأحوال الطقس في مالانج، والذي يتألف من أربع وحدات الإدخالية (سرعة الرياح، درجة حرارة الهواء، الرطوبة الجوية، و ضغط الهواء)، أربع وحدات في الطبقة المخفية، و وحدة الإدخالية (المطر أو غير المطر). نتيجة الشبكة العصبية باستخدام اختبار البيانات حصلت عليها اجتمعت 80% تستوف معايير البيانات و 20% لم تستوف معايير البيانات، مع هطول الأمطار (مارس 2014) وغير الأمطار (أغسطس 2014) ذلك أن اختبار التنبؤ البيانات باستخدام نموذج الشبكة العصبية بإنشاء خطأ قدره 20%.

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Artificial neural network (jaringan saraf tiruan) merupakan topik yang sering dibicarakan dan mengundang banyak kekaguman dalam dasawarsa terakhir. Hal ini disebabkan karena jaringan saraf tiruan mampu meniru cara kerja otak manusia yang memiliki struktur sangat kompleks dan memiliki kemampuan yang luar biasa. Jaringan syaraf tiruan dapat digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi aproksimasi non linear, klasifikasi dan cluster dan regresi non parametrik atau sebuah simulasi dari koleksi model syaraf biologi (Hermawan, 2006:36). Pada otak manusia terdapat *neuron* yang mana bekerja sebagai penerima sinyal *input* dari *neuron* yang lain melalui dendrit dan mengirimkan sinyal yang dibangkitkan oleh badan sel melalui *akson*. Sedangkan pada *neuron* buatan, proses penginputan informasi dilakukan melalui *node-node* atau unit-unit *input*.

Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang mencoba menirukan bagaimana otak manusia berfungsi, Proses kerja dari jaringan saraf tiruan adalah untuk menggambarkan dan mengelompokkan bentuk yang berbeda dari beberapa populasi yang telah diketahui, sehingga populasi tersebut terpisah dengan baik serta dapat menentukan fungsi pembeda antar kelompok dan mengklasifikasikan objek baru ke dalam kelas atau kelompok. Sesuai dengan sistem kerjanya di atas, struktur jaringan saraf tiruan terdiri dari tiga *layer* yaitu *input layer*, lapisan *hidden layer* dan *output*

layer. Masing-masing *layer* diberikan pembobot yang akan mentransformasi nilai *input* menjadi nilai *output*. Setiap *layer* terdiri dari beberapa *neuron* dan antar *neuron-neuron* ini akan terhubung dengan *neuron-neuron* lain pada *layer* terdekat (Ripley, 1996:151).

Kelebihan dari jaringan saraf tiruan ini tidak perlu adanya asumsi bahwa data harus berdistribusi multivariat normal dan metode ini mempunyai ketelitian yang sangat tinggi serta dapat membantu dalam menyederhanakan berbagai permasalahan yang tidak bisa diselesaikan dengan menggunakan pendekatan matematis atau pendekatan numerik (Stern, 1996:128).

Penelitian tentang jaringan saraf tiruan telah diteliti oleh beberapa peneliti diantaranya: Hidayat dan Suprpto (2012) telah meneliti tentang *minimalisasi nilai error peramalan dengan algoritma extreme learning machine (ELM)*, dan Fardani et. al. (2015) meneliti tentang *sistem pendukung keputusan peramalan jumlah kunjungan pasien menggunakan metode extreme learning machine (ELM) (studi kasus: poli gigi RSUD Dr. Wahidin Sudiro Husodo Mojokerto)*.

Berdasarkan perkembangan penelitian tersebut, dalam penelitian ini akan diteliti tentang jaringan saraf tiruan *extreme learning machine (ELM)* yang merupakan sebuah metode pembelajaran maju yang dikembangkan dengan memanfaatkan teori matriks pada ilmu matematika, dalam pelatihannya menggunakan bobot *input* dan bias dapat dipilih secara *random* (Huang, 2006:490).

Jaringan saraf tiruan juga merupakan salah satu perkembangan dari peramalan, sedangkan peramalan adalah salah satu bagian dari ilmu statistika

yang digunakan untuk meramalkan suatu kemungkinan yang akan terjadi di masa yang akan datang, berdasarkan pada data masa lampau yang dianalisis dengan menggunakan cara-cara tertentu. Salah satu aplikasi dari jaringan saraf tiruan itu sendiri adalah peramalan cuaca. Cuaca merupakan suatu aktivitas fenomena alam dalam waktu beberapa hari. Cuaca rata-rata dengan jangka waktu yang lebih lama dikenal sebagai iklim. Aspek cuaca ini diteliti lebih lanjut oleh ahli klimatologi, untuk tanda-tanda perubahan iklim. Unsur-unsur cuaca meliputi curah hujan, suhu udara, tekanan udara, kelembaban udara, dan awan. Cuaca terdiri dari seluruh fenomena yang terjadi di atmosfer bumi (Rafi'i, 2010:1).

Di dalam al-Quran sudah dijelaskan sebagian tentang cuaca, misalnya di surah Ar-Rum ayat 48:

اللَّهُ الَّذِي يُرْسِلُ الرِّيحَ فَتُثِيرُ سَحَابًا فَيَبْسُطُهُ فِي السَّمَاءِ كَيْفَ يَشَاءُ وَيَجْعَلُهُ كِسْفًا فَتَرَى
الْوَدْقَ تَخْرُجُ مِنْ خَلَلِهِ ۖ فَإِذَا أَصَابَ بِهِ ۖ مَنْ يَشَاءُ مِنْ عِبَادِهِ إِذَا هُمْ يَسْتَبْشِرُونَ ﴿٤٨﴾

Artinya: *‘Dialah Allah yang mengirimkan angin, lalu angin itu menggerakkan awan dan Allah membentangkannya di langit menurut yang dikehendaki-Nya, dan menjadikannya bergumpal-gumpal, lalu kamu lihat air hujan keluar dari celah-celahnya. maka, apabila hujan itu turun mengenai hamba-hamba-Nya yang dikehendaki-Nya, tiba-tiba mereka menjadi gembira’*.

Ayat di atas menjelaskan tentang proses terjadinya hujan, yang mana angin menjadi faktor utama turunnya hujan. Dalam ilmu pengetahuan banyak faktor untuk penentuan turunnya hujan seperti suhu udara, kelembaban udara, kecepatan angina, dan tekanan udara. Ayat di atas dapat dikaitkan dengan metode jaringan saraf tiruan dalam hal untuk memprediksi cuaca.

Kemampuan jaringan saraf tiruan *extreme learning machine* sangat cocok untuk memprediksi cuaca, karena jaringan *extreme learning machine* memiliki pembelajaran yang relatif cepat dan mampu memberikan *error* yang sangat kecil. Unsur-unsur cuaca dapat dijadikan pedoman atau acuan keadaan cuaca pada suatu tempat. Jaringan ini menggunakan satu *hidden layer feedforward* sebagai pembelajaran dengan pemberian bobot *input* dan bias dipilih secara *random*. Berdasarkan uraian di atas, maka penulis menjelaskan lebih dalam tentang memprediksi cuaca dengan mengangkat judul skripsi "Jaringan Saraf Tiruan *Extreme Learning Machine (ELM)* untuk Memprediksi Kondisi Cuaca di Wilayah Malang".

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang di atas, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana model jaringan saraf tiruan *extreme learning machine* untuk memprediksi cuaca di wilayah Malang?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan penelitian ini adalah untuk mendapatkan model jaringan saraf tiruan dari *extreme learning machine* untuk memprediksi cuaca di wilayah Malang.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah diberikan agar mendapatkan kejelasan pada penelitian ini. Batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Fungsi aktivasi yang dipakai adalah fungsi *sigmoid biner*.
2. Metode yang digunakan jaringan saraf tiruan ELM.
3. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah suhu udara, kecepatan angin, kelembaban udara, dan tekanan udara.
4. Data akan dibagi dua, 80% dari data asli untuk proses *training* jaringan saraf tiruan dan sisanya yaitu 20% untuk proses *testing*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penulisan skripsi ini adalah sebagai berikut:

1. Manfaat bagi Penulis

Untuk memperdalam dan mengembangkan wawasan disiplin ilmu yang telah dipelajari khususnya di bidang statistik.

2. Manfaat bagi instansi

Sumbangan pemikiran sebagai kontribusi nyata terhadap Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

3. Manfaat bagi Pembaca

Sebagai tambahan pengetahuan dan informasi tentang jaringan saraf tiruan.

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan hasil penelitian ini dibagi menjadi lima bab, dan setiap bab dibagi menjadi beberapa sub bab. Materi pokok dari setiap bab adalah sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Pendahuluan meliputi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Kajian pustaka berisi penjelasan jaringan saraf tiruan ELM yang dikutip dari berbagai literatur.

Bab III Metode Penelitian

Metode penelitian berisi tentang pendekatan penelitian, metode pengumpulan data, dan tahapan-tahapan proses jaringan saraf tiruan.

Bab IV Pembahasan

Pembahasan berisi pendeskripsian data dan analisis hasil dari jaringan saraf tiruan ELM.

BAB V Penutup

Penutup berisi kesimpulan dari pembahasan dan saran.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Sejarah Jaringan Saraf Tiruan

Sejarah jaringan saraf tiruan dimulai pada tahun 1940-an, para ilmuwan menemukan bahwa psikologi otak manusia sama dengan metode pemrosesan yang dilakukan oleh komputer. Jaringan saraf tiruan pertama kali didesain oleh Warren McCulloch dan Walter Pitts pada tahun 1943. McCulloch dan Walter Pitts merancang model formal sebagai perhitungan dasar *neuron* dan mencoba untuk menformulasikan model matematis sel-sel otak. Metode yang dikembangkan berdasarkan sistem saraf biologi. Ini merupakan suatu langkah maju dalam industri komputer (Kusumadewi, 2003:208).

Jaringan saraf tiruan dikembangkan berdasarkan model matematis dengan mengasumsikan *neuron-neuron* yang saling berhubungan melalui sinyal-sinyal, dan setiap sambungan antara dua *neuron* mempunyai bobotnya masing-masing yang akan mengalikan sinyal yang ditransmisikan. Tiap *neuron* memiliki fungsi aktivasi yang akan menentukan besaran keluaran.

Masa-masa keemasan jaringan saraf tiruan pada tahun 1950-an dan 1960-an. Rosenblatt memperkenalkan konsep *perceptron*, suatu jaringan yang terdiri atas 2 *layer* yang saling berhubungan. *Perceptron* ini memberikan ilustrasi tentang dasar-dasar sistem *intelegensia* secara umum. *Perceptron convergence theorem* merupakan hasil kerja Rosenblatt pada tahun 1962, yang membuktikan bahwa bila setiap *perceptron* dapat memilah-milah 2 pola yang berbeda maka siklus pelatihannya dapat dilakukan dalam jumlah yang terbatas. Akan tetapi

konsep *perceptron* yang diperkenalkan oleh Rosenblatt dikritik oleh Minsky dan Paper pada tahun 1969. Minsky dan Paper mengkritik kelemahan Rosenblatt di dalam memilah-milah pola yang tidak linier, karena pola yang tidak linier siklus pelatihannya tidak dapat dilakukan dalam jumlah yang terbatas (Hermawan, 2006:18-19). Sejak saat itu penelitian dalam bidang jaringan saraf tiruan telah mengalami kevakuman selama kurang lebih 1 dasawarsa.

Penelitian jaringan saraf tiruan terlahir kembali pada tahun 1980-an yang dipelopori oleh Werbos. Werbos memperkenalkan algoritma *backpropagation* untuk melatih *perceptron* dengan banyak lapisan. Setelah itu muncul peneliti-peneliti baru yang memperkenalkan metode-metodenya seperti jaringan *hopfield* yang diperkenalkan oleh Hopfield, *neocognitron*, mesin *boltzmann*, implementasi perangkat keras, sampai dikembangkannya fungsi radial basis tahun 1988 (Kusumadewi, 2003:208-210).

Beberapa dekade belakangan ini, manusia telah banyak mengembangkan sistem yang menirukan perilaku dan kemampuan makhluk hidup. Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya. Jaringan saraf tiruan mampu mengenali kegiatan dengan berbasis pada data masa lalu. Data masa lalu akan dipelajari oleh jaringan saraf tiruan sehingga mempunyai kemampuan untuk memberi keputusan terhadap data yang belum pernah dipelajari.

Jaringan saraf tiruan adalah suatu metode pengelompokan dan pemisahan data yang prinsip kerjanya sama seperti *neural network* pada manusia. Elemen

mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistem pemrosesan informasi. Jaringan saraf tiruan dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran (Puspitaningrum, 2006:12).

2.2 Konsep Jaringan Saraf Tiruan

Konsep dasar jaringan saraf tiruan bisa dilihat dari kerangka kerja dan skema interkoneksi. Kerangka kerja jaringan saraf tiruan dapat dilihat dari jumlah lapisan (*layer*) dan jumlah *node* pada setiap lapisan.

Puspitaningrum (2006:6) mengatakan dalam bukunya, bahwa lapisan dalam jaringan saraf tiruan dapat dibagi menjadi 3 bagian antara lain:

1. Lapisan *Input* (*Input Layer*)

Node-node di dalam lapisan *input* disebut unit-unit *Input*. Unit-unit *input* menerima *input* dari luar. *Input* yang dimasukkan merupakan penggambaran dari suatu masalah.

2. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Node-node di dalam *hidden layer* disebut unit-unit tersembunyi.

3. Lapisan *Output* (*Output Layer*)

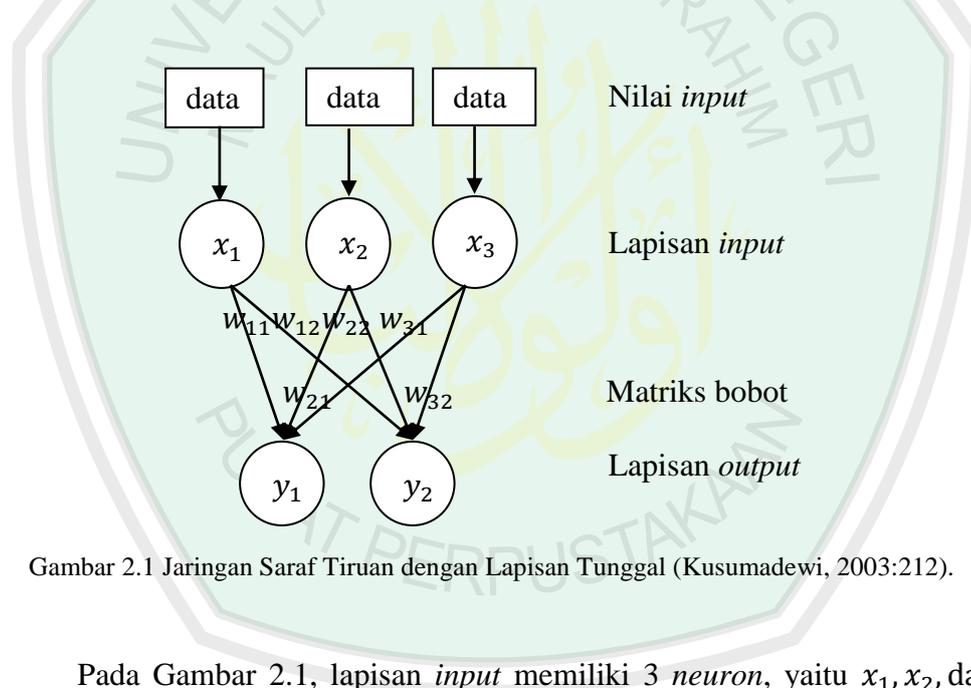
Node-node di dalam lapisan *output* disebut unit-unit *output*. Keluaran atau *output* dari lapisan ini merupakan *output* jaringan saraf tiruan terhadap suatu permasalahan.

2.3 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan dirancang menggunakan suatu aturan yang bersifat menyeluruh (*general rule*) dimana seluruh model jaringan memiliki konsep dasar yang sama. Arsitektur jaringan saraf tiruan memiliki 3 macam lapisan. yaitu:

1. Jaringan dengan Lapisan Tunggal

Jaringan dengan lapisan tunggal hanya memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima *input* kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi *output* tanpa harus melalui lapisan *hidden*.

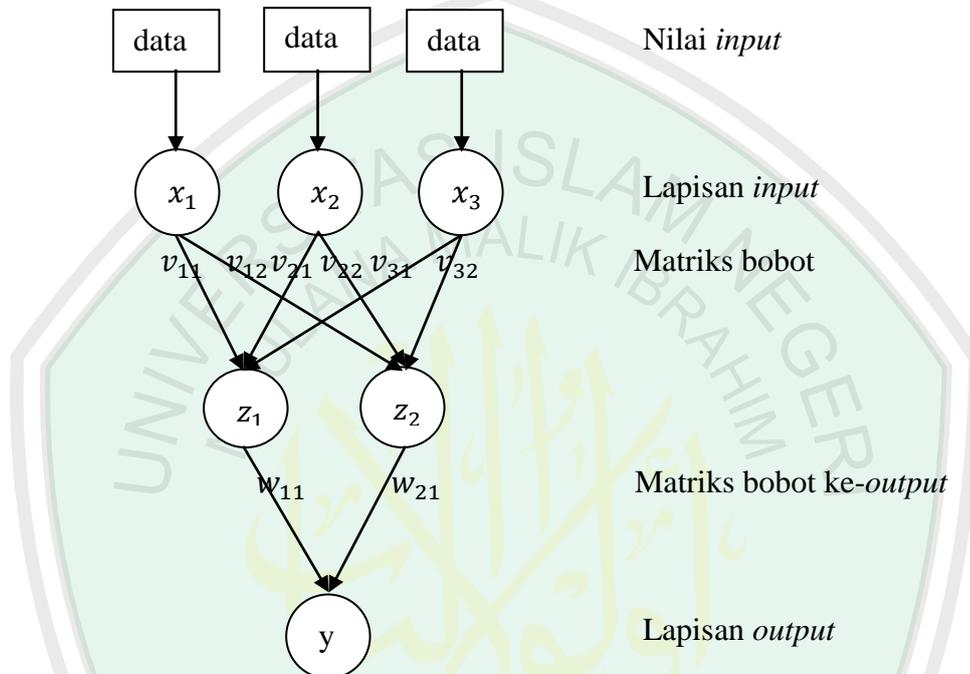


Gambar 2.1 Jaringan Saraf Tiruan dengan Lapisan Tunggal (Kusumadewi, 2003:212).

Pada Gambar 2.1, lapisan *input* memiliki 3 *neuron*, yaitu x_1 , x_2 , dan x_3 , sedangkan lapisan *output* memiliki 2 *neuron*, yaitu y_1 dan y_2 . *Neuron-neuron* pada kedua lapisan saling berhubungan. Seberapa besar hubungan antara 2 *neuron* ditentukan oleh bobot yang bersesuaian. Semua unit *input* akan dihubungkan dengan setiap *unit output* (Kusumadewi, 2003:212).

2. Jaringan dengan Banyak Lapisan

Jaringan dengan banyak lapisan memiliki lapisan yang lebih dari satu yang terletak di antara lapisan *input* dan lapisan *output* (memiliki 1 atau lebih lapisan tersembunyi).



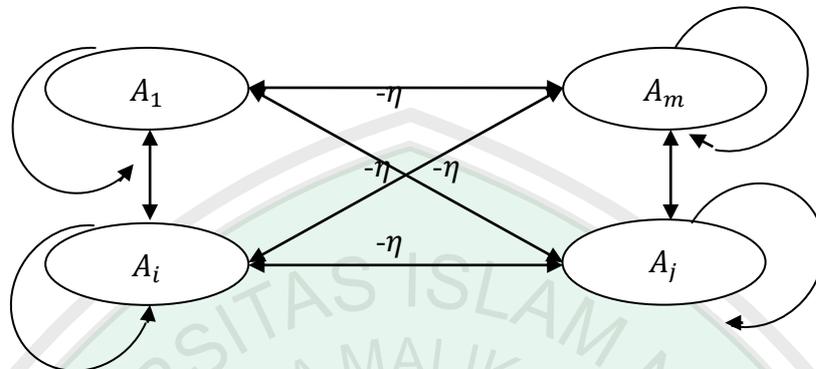
Gambar 2.2 Jaringan Saraf Tiruan dengan Banyak Lapisan (Kusumadewi, 2003:213).

Gambar 2.2, pada umumnya terdapat lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dari pada jaringan dengan lapisan tunggal, tentu saja dengan pembelajaran yang lebih rumit (Kusumadewi, 2003:212-213).

3. Jaringan dengan Lapisan Kompetitif

Umumnya, hubungan antar *neuron* pada lapisan kompetitif ini tidak diperlihatkan pada diagram arsitektur. Gambar 2.3, menunjukkan salah satu

contoh arsitektur jaringan dengan lapisan kompetitif yang memiliki bobot $-\eta$ (Kusumadewi, 2003:213).



Gambar 2.3 Jaringan Saraf Tiruan dengan Lapisan Kompetitif (Kusumadewi, 2003:214).

2.4 Fungsi Aktivasi

Dalam jaringan saraf tiruan, fungsi aktivasi dipakai untuk menentukan keluaran suatu *neuron*, argumen fungsi aktivasi adalah *net input* (kombinasi linier *input* dan bobotnya) (Siang, 2009:26). Beberapa fungsi aktivasi yang dipakai dalam jaringan saraf tiruan salah satunya fungsi *sigmoid biner*.

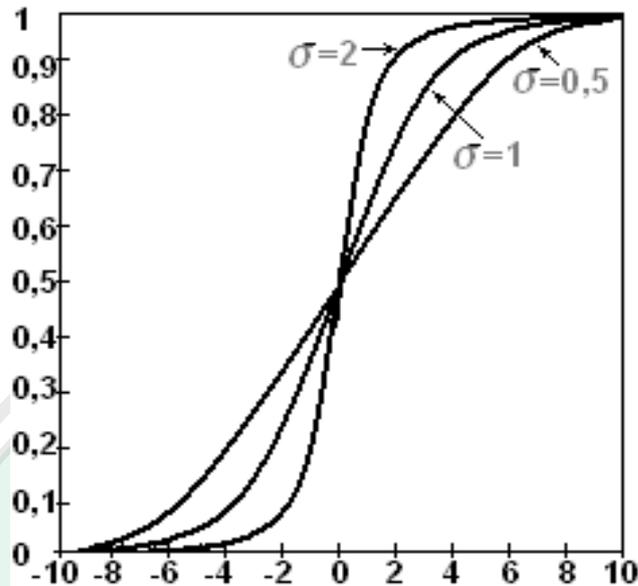
Fungsi ini digunakan untuk jaringan saraf tiruan yang dilatih dengan menggunakan metode *backpropagation*. Fungsi *sigmoid biner* memiliki nilai pada *range* 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf tiruan yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada *interval* 0 sampai 1. Namun, fungsi ini juga digunakan oleh jaringan saraf tiruan yang nilai *output*nya 0 atau 1.

Fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam jaringan saraf tiruan di antaranya:

1. Fungsi Sigmoid Biner

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{\sigma x}} \quad (2.1)$$

dengan: $f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$



Gambar 2.4 Fungsi Aktivasi *Sigmoid Biner* (Kusumadewi, 2003:218).

2. Fungsi *Sigmoid Bipolar*

Fungsi *sigmoid bipolar* hampir sama dengan fungsi *sigmoid biner*, hanya saja *output* dari fungsi ini memiliki *range* antara 1 sampai -1.

Fungsi *sigmoid bipolar* dirumuskan sebagai:

$$y = f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2.2)$$

dengan: $f'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)]$

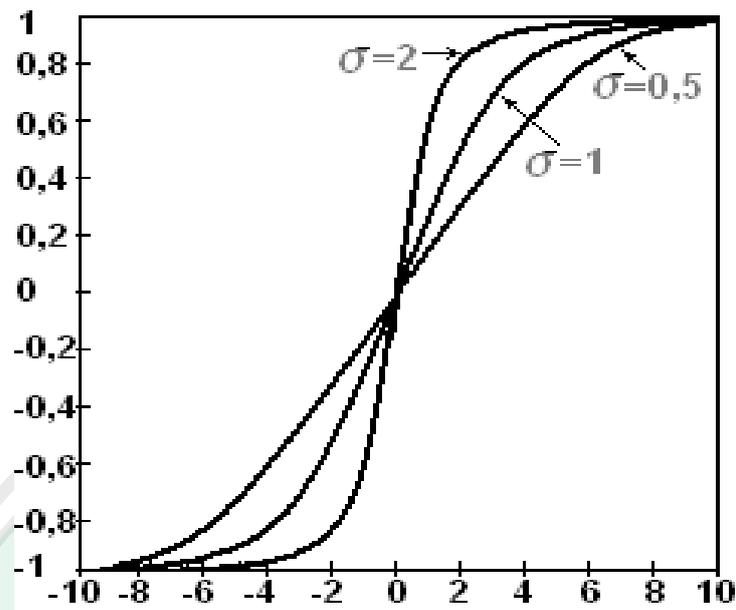
Fungsi ini sangat dekat dengan fungsi *hyperbolic tangent*. Keduanya memiliki *range* antara -1 sampai 1. Untuk fungsi *hyperbolic tangent*, dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.3)$$

atau

$$y = f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (2.4)$$

dengan: $f'(x) = [1 + f(x)][1 - f(x)]$

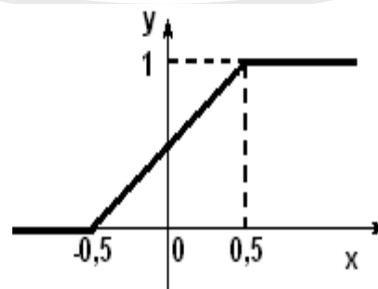


Gambar 2.5 Fungsi Aktivasi *Sigmoid Bipolar* (Kusumadewi, 2003:219).

3. Fungsi *Saturating Linear*

Fungsi ini akan bernilai 0 jika *inputnya* kurang dari $-\frac{1}{2}$, dan bernilai 1 jika *inputnya* lebih dari $\frac{1}{2}$. Sedangkan jika nilai *input* terletak antara $-\frac{1}{2}$ dan $\frac{1}{2}$, maka *outputnya* akan bernilai sama dengan *input* ditambah $\frac{1}{2}$ (Gambar 2.6). Fungsi *Saturating linear* dirumuskan sebagai,

$$y = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 0,5 \\ x + 0,5 & \text{jika } -0,5 \leq x \leq 0,5 \\ 0 & \text{jika } x \leq -0,5 \end{cases} \quad (2.5)$$



Gambar 2.6 Fungsi Aktivasi *Bipolar* (Kusumadewi, 2003:219).

2.5 Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan banyak diaplikasikan ke berbagai bidang keilmuan antara lain:

1. Peramalan

Jaringan saraf tiruan dapat dipakai untuk meramalkan apa yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan pola kejadian yang ada di masa yang lampau. Ini dapat dilakukan mengingat kemampuan jaringan saraf tiruan untuk mengingat dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya (Siang, 2009:5).

2. Pengenalan Pola

Jaringan saraf tiruan dapat dipakai untuk mengenali pola (misal huruf, angka, suara, wajah, dan tanda tangan) yang sudah sedikit berubah. Hal ini mirip dengan otak manusia yang masih mampu mengenali orang yang sudah beberapa waktu tidak dijumpainya.

3. *Signal Processing*

Jaringan saraf tiruan model *adaline* dapat dipakai untuk menekan *noise* dalam saluran telepon.

Di samping area-area tersebut jaringan saraf tiruan juga dapat menyelesaikan masalah dalam bidang kontrol, kedokteran, dan lain-lain.

2.6 Jaringan Saraf Tiruan *Extreme Learning Machine (ELM)*

Extreme learning machine merupakan jaringan saraf tiruan *feedforward* dengan satu *hidden layer* atau biasa disebut dengan istilah *single hidden layer feedforward neural network* (SLFNs) (Huang, 2006:492). Metode ELM dibuat

untuk mengatasi kelemahan-kelemahan dari jaringan saraf tiruan *feedforward* terutama dalam hal *learning speed*. Algoritma ELM tidak melatih bobot *input* ataupun bias, ELM melatih untuk memperoleh bobot keluarannya dengan menggunakan *norm-least-squares solution* dan *moore-penrose inverse* pada sistem linier secara umum. Dengan menemukan *node* yang memberikan nilai *output* maksimal, dan parameter-parameter seperti *input weight* dan bias dipilih secara *random*, sehingga ELM memiliki *learning speed* yang cepat dan mampu menghasilkan *good generalization performance*.

2.6.1 Perambatan Maju (*Feedforward*)

Perambatan maju adalah suatu jaringan lapis banyak (*multilayer network*) dengan sinyal masukan yang dipropagasikan maju melalui beberapa lapis *neuron* sebelum keluaran jaringannya dihitung (Pandjaitan, 2007:27). Perambatan maju dimulai dengan memberikan pola masukan ke lapisan masukan. Pola masukan ini merupakan nilai aktivasi unit-unit *input*. Dengan melakukan perambatan maju dihitung nilai aktivasi pada unit-unit di lapisan berikutnya. Pada setiap lapisan, tiap unit pengolah melakukan penjumlahan bobot dan menerapkan fungsi *sigmoid* untuk menghitung keluarannya.

Untuk menghitung nilai penjumlahan bobot digunakan rumus:

$$S_j = \sum_{i=0}^n a_i w_{ji} \quad (2.6)$$

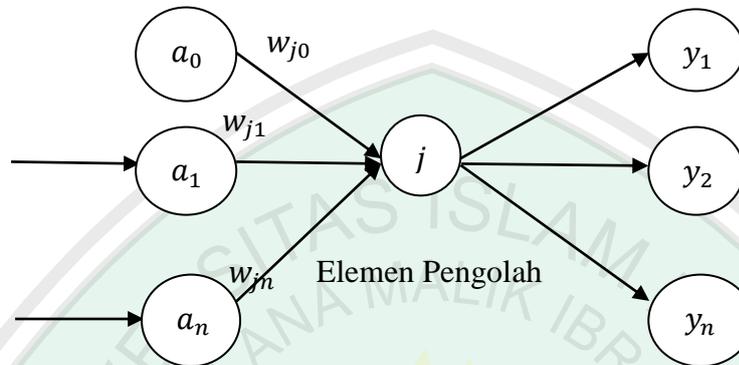
dengan :

a_i = Masukan yang berasal dari unit i

w_{ji} = Bobot sambungan dari unit i ke unit j

Setelah nilai S_j dihitung, fungsi *sigmoid* diterapkan pada S_j untuk membentuk $f(S_j)$. Fungsi *sigmoid* ini mempunyai persamaan:

$$f(S_j) = \frac{1}{1+e^{-s_j}}$$



Gambar 2.7 Langkah Perambatan Maju (Hermawan, 2006:51).

2.6.2 Invers Semu (*Pseudoinvers*)

Konsep *invers* matriks yang sudah dipelajari merupakan konsep *invers* matriks yang terbatas pada matriks persegi berordo $n \times n$ dan *non singular*. Matriks yang berordo $m \times n$ yang *singular* tidak mempunyai *invers*. Akan tetapi, terdapat matriks yang seolah-olah menjadi *invers* untuk matriks yang berordo $m \times n$ yang *singular*. Matriks tersebut dinamakan *invers semu* (*pseudoinvers*).

Definisi *Invers Semu* (*pseudoinvers*) (Setiadji, 2006:4).

Diberikan matriks A berukuran $m \times n$ atas bilangan kompleks, suatu matriks X yang memenuhi:

- i. $AXA = A$
 - ii. $(AXA)^* = XA$
 - iii. $(AX)^* = AX$
- (2.7)

dimana $()^*$ adalah notasi konjugat transpose dari suatu matriks, disebut *invers semu* (*pseudoinvers*) dari matriks A dan dinotasikan dengan A^+ .

2.6.3 Single Hidden Layer Feedforward Neural Network (SLFNs)

Standard SLFNs dengan unit *hidden* sebanyak m dan fungsi aktivasi $g(x)$ dapat di gambarkan secara matematis (Huang, 2006:490) sebagai berikut:

$$\sum_{j=1}^m \beta_j g(z_{net_j}) = t_i \quad (2.8)$$

$$z_{net_j} = w_{ji} \cdot x_i + b_j \quad (2.9)$$

dimana:

$i = 1, 2, \dots, n.$

$j = 1, 2, \dots, m.$

$n =$ Jumlah *input*

$m =$ Jumlah lapisan *hidden*

$\beta_j =$ Merupakan vektor bobot yang menghubungkan antara lapisan *hidden* ke- i dan lapisan *output*.

$w_{ji} =$ Merupakan bobot vektor yang menghubungkan lapisan *input* ke- i ke lapisan *hidden* ke- j .

$x_i =$ Lapisan *input* yang terdiri dari i jumlah *input*.

$b_j =$ Merupakan vektor bias pada lapisan *hidden* ke- j .

$y =$ Nilai *output* jaringan saraf tiruan.

SLFNs dengan m jumlah unit *hidden* dan fungsi aktivasi $g(x)$ diasumsikan dapat meng-*aproksimasi* dengan tingkat *error* 0 atau dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\sum_{i=1}^n \|y_i - t_i\| = 0 \text{ sehingga } y_i = t_i \quad (2.10)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|y_i - t_i\|^2 \quad (2.11)$$

dimana:

y_i = Nilai *output* jaringan saraf tiruan.

t_i = Nilai target atau *output* yang diinginkan pada setiap keluaran.

Untuk jumlah unit *input* sebanyak n dan jumlah unit *hidden* sebanyak m , dapat disusun sebuah matriks H yang berisi hasil keluaran dari lapisan *hidden* yang berukuran $m \times n$. Persamaan yang terbentuk sebagai berikut:

$$H = \begin{bmatrix} g(b_1 + w_{11} \cdot x_1) & \dots & g(b_m + w_{1m} \cdot x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(b_1 + w_{n1} \cdot x_n) & \dots & g(b_m + w_{nm} \cdot x_n) \end{bmatrix} \quad (2.12)$$

sehingga persamaan (2.8) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y = \beta H \quad (2.13)$$

pada metode *extreme learning machine*, bobot *input* dan bias ditentukan secara *random*, dan bobot *output* diperoleh dari persamaan sebagai berikut:

$$\beta = H^+ y \quad (2.14)$$

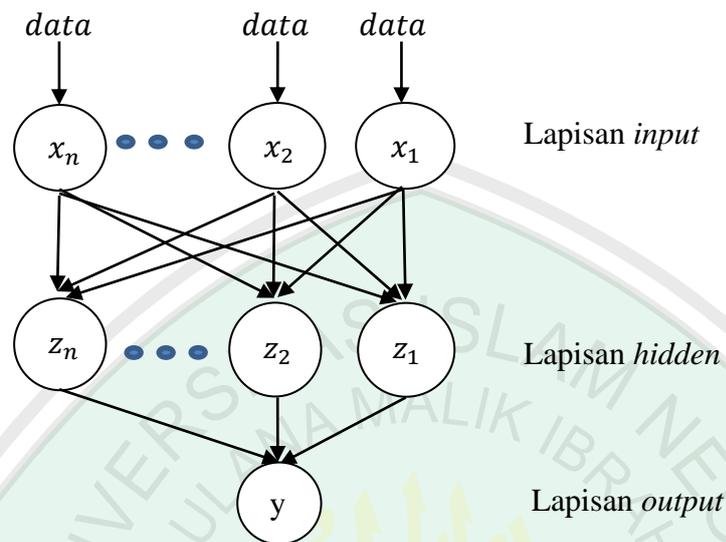
dengan H^+ adalah matriks *pseudoinverse* dari matriks H .

2.6.4 Algoritma ELM

Huang et. al. (2006:492) mengatakan bahwa ada tiga tahapan dalam metode ELM, yaitu jika diberikan data *training*, fungsi aktivasi $g(x)$, dan m unit *hidden*, maka:

1. Menentukan vektor bobot *input* W_j dan bias b_j faktor pengaruh unit *hidden* ke- j , $b_j, j = 1, \dots, m$.
2. Menghitung matriks keluaran pada *hidden layer* $H_{n \times m}$.
3. Menghitung bobot keluaran β .

2.6.5 Struktur Jaringan Saraf Tiruan ELM



Gambar 2.8 Model Jaringan Saraf Tiruan *Extreme Learning Machine*.

Diberikan sebuah model jaringan saraf tiruan ELM dengan n neuron input, m neuron hidden layer dan fungsi aktivasi $g(x)$. Misalkan $x=[x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$ dengan x_i merupakan nilai input pada jaringan tersebut, H merupakan matriks bobot penghubung input layer dan hidden layer maka matriks H mempunyai ukuran $n \times m$. Penentuan nilai elemen-elemen matriks tersebut dilakukan secara random. Kemudian setiap nilai input tersebut diproses pada hidden layer menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*, dan nilai tersebut dihimpun dalam sebuah matriks H dengan ordo $n \times m$.

2.6.6 Proses Belajar dengan Pengawasan

Jaringan memberikan tanggapan dengan mendapatkan target tertentu. Sebelum jaringan mengubah sendiri bobotnya untuk mencapai target, bobot interkoneksi diinisialisasi. Proses belajar jaringan saraf tiruan dengan pengawasan adalah proses belajar dengan memberikan latihan untuk mencapai suatu target

keluaran yang ditentukan. Jaringan saraf tiruan mendapatkan pelatihan untuk mengenal pola-pola tertentu, dengan memberikan target keluaran, perubahan masukan akan diadaptasi oleh keluaran dengan mengubah bobot interkoneksinya mengikuti algoritma belajar yang ditentukan. *Set* pelatihan dipilih dari fungsi keluaran maksimal setiap keadaan parameter yang diubah. Dengan menginisialisasi bobot tiap *set*, jaringan saraf tiruan akan mencari *error* terkecil, sehingga bentuk fungsi keluaran mendekati target yang diinginkan.

Berdasarkan proses belajar yang dilakukan, Pandjaitan (2007:21) mengatakan dalam bukunya bahwa perlu memperhatikan beberapa hal dalam menyusun *set* pelatihan, yaitu:

1. Pemberian urutan pola yang akan diajarkan
2. Kriteria perhitungan *error*
3. Kriteria proses belajar
4. Jumlah iterasi yang harus dilalui
5. Inisialisasi bobot, bias, dan parameter awal

Pelatihan dilakukan dengan memberikan pasangan pola-pola masukan dan keluaran. Untuk keperluan pengendalian, pasangan pola tidak mengikuti rumusan tertentu. Jaringan saraf tiruan harus dapat mengadaptasi masukan yang acak supaya keluaran tetap mengikuti target. Lebih lanjut, proses pelatihan dilakukan dengan memberikan pola yang menggunakan masukan acak dan bobot inerkoneksi yang besar. Dengan pemberian bobot yang besar, perbedaan target dan keluaran berkurang lebih cepat, sehingga proses adaptasi akan lebih cepat pula.

2.6.7 Inisialisasi Bobot dan Bias

Prosedur yang umum dilakukan pada inisialisasi acak adalah menginisialisasi bias dan bobot, baik dari unit *input* ke unit *hidden* maupun dari unit *hidden* ke unit *output* ke dalam sebuah *interval* tertentu ($-\gamma$ dan γ). Misalnya antara -0.4 sampai 0.4, -0.5 sampai 0.5, dan -1 sampai 1 (Puspitaningrum, 2006:134).

2.7 Cuaca

Cuaca adalah keadaan atmosfer pada saat yang pendek dan di tempat tertentu. Keadaan atmosfer merupakan gabungan dari berbagai unsur seperti suhu udara, tekanan udara, angin, kelembaban udara, dan hujan. Cuaca adalah keadaan fisis atmosfer pada suatu tempat pada suatu saat. Keadaan fisis atmosfer dinyatakan atau diungkapkan dengan hasil pengukuran berbagai unsur cuaca seperti suhu udara, curah hujan, tekanan, kelembaban, laju serta arah angin, perawanan, radiasi dan penyinaran matahari dan lainnya (Prawirowardoyo, 1996:197).

2.7.1 Suhu Udara

Suhu udara yang diukur dengan termometer merupakan unsur cuaca dan iklim yang sangat penting. Suhu adalah unsur iklim yang sulit didefinisikan, bahkan ahli meteorologipun mempertanyakan apa yang dimaksud dengan suhu udara, karena unsur cuaca ini berubah sesuai dengan tempat. Tempat yang terbuka, suhunya berbeda dengan tempat yang bergedung, demikian pula suhu di ladang berumput berbeda dengan ladang yang dibajak, atau jalan beraspal dan

sebagainya. Pengukuran suhu udara hanya memperoleh satu nilai yang menyatakan nilai rata-rata suhu atmosfer. Secara fisis suhu dapat didefinisikan sebagai tingkat gerakan molekul benda, makin cepat gerakan molekul, makin tinggi suhunya. Suhu juga dapat didefinisikan sebagai tingkat panas benda. Panas bergerak dari sebuah benda yang mempunyai suhu tinggi ke benda dengan suhu rendah.

Untuk menyatakan suhu udara dipakai berbagai skala. Dua skala yang sering dipakai dalam pengukuran suhu udara adalah skala *Fahrenheit* yang dipakai di negara Inggris dan skala *celcius* atau skala perseratusan (*centigrade*) yang dipakai oleh sebagian besar negara di dunia (Tjasyono, 2004:12).

2.7.2 Angin

Perpindahan udara dari lokasi yang bertekanan relatif tinggi ke lokasi yang bertekanan lebih rendah dinamai angin. Sebab utama gerakan massa udara yaitu perbedaan-perbedaan suhu yang mengakibatkan perbedaan-perbedaan tekanan udara. Pada umumnya gerakan massa udara yang mendatar (*horizontal*) adalah gerakan angin.

Dalam gerakan angin yang terpenting ialah arah dan kecepatannya. Kecepatan angin diukur dengan kilometer atau *knot* per jam, atau meter per detik. Skala kecepatan angin yang masih baku yakni skala *Beaufort*. Arah angin yang dimaksudkan ialah arah datangnya angin. Jadi, jika dikatakan angin barat, maka angin tersebut datangnya dari barat. Arah angin dapat dilihat dari bendera angin atau kantong angin seperti kebanyakan yang dipakai di lapangan pesawat terbang. Arah angin dinyatakan dengan skala derajat angin TL (Timur Laut) dinyatakan

dengan 45° , angin T (Timur) dengan 90° , angin TG (Tenggara) dengan 135° , angin S (Selatan) dengan 180° , angin BD (Barat Daya) dengan 225° , angin B (Barat) dengan 270° , angin BL (Barat Laut) dengan 315° , dan angin U (utara) dengan 360° . Hal-hal yang berkaitan dengan angin antara lain kecepatan, arah, dan sistem angin (Rafi'i, 2010:123).

Anometer adalah alat yang digunakan untuk mengukur laju angin atau laju dan arah angin. Alat ini memberikan tanggapan atas gaya dinamik yang berasal dari angin yang bekerja pada alat tersebut. Ada dua jenis anometer yang biasa dipakai pada stasiun pengamatan, yaitu jenis mangkok dan jenis baling-baling (Prawiwardoyo, 1996:143).

Penempatan baku suatu anenometer untuk pengukuran klimatologis ialah di atas lapangan terbuka pada ketinggian sepuluh meter di atas tanah, yang dimaksud dengan lapangan terbuka ialah lapangan yang jarak antara anenometer dan tiap penghalang sekitarnya paling sedikit sepuluh kali tinggi penghalang tersebut (Prawiwardoyo, 1996:145).

2.7.3 Kelembaban Udara

Udara terasa sejuk karena mengandung banyak uap air atau tingkat kelembabannya tinggi. Sedang udara terasa kering karena kandungan uap air sedikit atau tingkat kelembabannya rendah. Perlu diingat bahwa semakin tinggi suhu udara, kemampuan menyimpan uap air semakin banyak, dan sebaliknya. Jadi, kelembaban udara dipengaruhi suhu. Anjani dan Haryanto (2009:164) mengatakan kelembaban udara dibedakan menjadi kelembaban mutlak atau *absolut*, dan kelembaban relatif atau nisbi.

a. Kelembaban Mutlak atau *Absolut*

Kelembaban mutlak adalah jumlah uap air aktual dalam volume udara tertentu dan pada suhu udara tertentu. Udara hangat lebih berpotensi menahan uap air daripada udara dingin. Dengan demikian, kelembaban mutlak lebih tinggi di daerah tropis dibanding di daerah sedang yang dingin. Kelembaban *absolut* lebih sulit ditentukan atau diukur dibanding kelembaban relatif.

b. Kelembaban Relatif atau Nisbi

Kelembaban relatif secara langsung dipengaruhi oleh perubahan suhu udara. Bila suhu udara naik, maka jumlah uap air yang dapat dikandung juga meningkat sehingga kelembaban relatifnya turun. Sebaliknya, bila suhu udara turun, kelembaban relatifnya naik, karena kapasitas udara menyimpan uap air berkurang. Kelembaban relatif menunjukkan perbandingan jumlah uap air aktual di udara dengan jumlah maksimal uap air yang dapat dikandung udara pada suhu tertentu.

Kelembaban udara atau banyaknya lengas atau uap air di dalam udara dapat ditunjukkan dengan beberapa besaran yaitu kelembaban mutlak, perbandingan campuran, kelembaban spesifik, kelembaban nisbi, suhu titik embun, dan tekanan uap air. Di antara berbagai besaran tersebut, kelembaban nisbi merupakan ukuran yang paling populer digunakan. Karena kelembaban nisbi lebih mudah dimengerti dan ditentukan. Kelembaban nisbi yang dinyatakan dengan persen, didefinisikan sebagai perbandingan antara tekanan uap air di udara dengan tekanan uap air jenuh pada suhu yang sama.

Menurut Prawirowardoyo (1996:137) metode pengukuran kelembaban udara yang umumnya digunakan ada empat macam, yaitu:

- a. Metode *termodinamik*. Alat pengukuran berdasarkan metode ini dinamakan *psikrometer*.
- b. Metode berdasarkan perubahan ukuran atau dimensi bahan *higroskopik*. Alat pengukurannya disebut *higrometer*, sebagai contoh *higrometer* rambut
- c. Metode *absorpsi*. Metode ini memanfaatkan pengaruh banyaknya kandungan air di dalam suatu bahan terhadap sifat kelistrikannya, misalnya konduktivitas atau tahanan listriknya. Alat yang berdasarkan metode ini dinamakan *higrometer absorpsi* listrik.
- d. Metode titik embun. Kondensasi atau pengembunan pada suatu permukaan benda terjadi pada suhu sama atau lebih rendah dari titik embun udara yang menyentuhnya. Dengan mengukur suhu titik embun ini dapat ditemukan (dengan menggunakan tabel) besarnya tekanan uap air sebagai ukuran kelembapan. Alat yang berdasarkan metode ini disebut higrometrik titik embun.

Dua metode terakhir kebanyakan digunakan untuk pengukuran lapisan udara atas. Sedangkan stasiun permukaan biasanya menggunakan alat pengukur berdasarkan dua metode terdahulu.

2.7.4 Curah Hujan

Endapan (*presipitasi*) didefinisikan sebagai bentuk air cair dan padat (es) yang jatuh ke permukaan bumi. Meskipun kabut, embun, dan embun beku dapat berperan dalam alih kebasahan dari atmosfer ke permukaan bumi, unsur tersebut

tidak ditinjau sebagai endapan. Bentuk endapan adalah hujan, gerimis, salju, dan batu es hujan. Hujan adalah bentuk endapan yang sering dijumpai, dan di Indonesia yang dimaksud dengan endapan adalah curah hujan.

Curah hujan dan suhu merupakan unsur iklim yang sangat penting bagi kehidupan di bumi. Jumlah curah hujan dicatat dalam inci atau milimeter (1 inci = 25,4 mm). Jumlah curah hujan 1 mm, menunjukkan tinggi air hujan yang menutupi permukaan 1 mm, jika air tersebut tidak meresap ke dalam tanah atau menguap ke atmosfer.

Menurut Tjasyono (2004:18) ada tiga jenis hujan, yaitu:

a. Hujan konveksi

Akibat pemanasan radiasi matahari udara permukaan akan memuai dan naik ke atas, kemudian udara yang naik akan mengembun. Gerakan vertikal udara lembap mengalami pendinginan dengan cepat akan mengakibatkan hujan deras.

b. Hujan orografik

Jika gerakan udara melalui pegunungan atau bukit yang tinggi, maka udara akan dipaksa naik. Setelah terjadi kondensasi, tumbuh awan pada lereng di atas angin.

c. Hujan konvergensi dan frontal

Jika ada konvergensi pada arus udara horisontal dari massa dari massa udara yang besar dan tebal, maka akan terjadi pergerakan ke atas. Kenaikan udara di daerah konvergensi dapat menyebabkan pertumbuhan awan dan hujan.

2.7.5 Awan

Awan adalah suatu kumpulan partikel air yang tampak di atmosfer. Partikel air tersebut dapat berupa tetes air cair atau kristal es. Awan tetes adalah awan yang sebagian besar partikelnya terdiri dari tetes air, sedangkan awan yang sebagian besar partikelnya terdiri dari kristal es disebut awan es. Tetes air ini di dalam awan berasal dari kondensasi uap air pada inti kondensasi yang ada di dalam udara. Untuk kondensasi mutlak perlu adanya inti kondensasi dan kelembapan yang cukup besar bagi inti kondensasi tersebut (Prawirowardoyo, 1996:167).

Secara internasional telah disetujui bahwa untuk penamaan awan digunakan nama latin. Awan yang berbentuk berserat dinamakan awan sirus, yang berarti rambut. Awan yang berbentuk lapisan disebut stratus, yang berarti lapisan, dan kumululus yang berarti gumpalan, digunakan untuk nama awan yang berbentuk gumpalan. Digunakan pula kata latin nimbus, yang berarti awan hujan, untuk awan yang memberikan hujan, dan kata alto yang berasal dari kata latin altum yang berarti tinggi.

Menurut Anjani dan Haryanto (2009:161) berdasarkan ketinggiannya, awan dapat dibedakan menjadi 4 bagian sebagai berikut:

a. Awan rendah (ketinggian kurang dari 2 km).

Contoh: *nimbostratus*, *stratus*, dan *stratocumulus*.

b. Awan menengah, mempunyai ketinggian dasar awan antara 2–6 km.

Contoh: *altostratus* dan *altocumulus*.

c. Awan tinggi (ketinggian di atas 6 km).

Contoh: *cirrostratus*, *cirrocumulus*, dan *cirrus*.

d. Awan menjulang vertikal (ketinggian 0,5–18 km).

Contoh: *cumulonimbus* dan *cumulus*.

2.8 Prediksi Hujan dalam Islam

Prediksi merupakan metode ilmiah yang melibatkan data-data kualitatif, kuantitatif, dan kegiatan analisis serta penyimpulan. Prediksi tipe ini bersifat ilmiah, cukup melibatkan kemampuan jasad yakni akal-budi atau nalar manusia. Prediksi ini tak pernah dikonotasikan secara negatif oleh agama.

Al-Quran menjelaskan tentang proses terjadinya hujan terdapat di surat An-Nur ayat 43:

أَلَمْ تَرَ أَنَّ اللَّهَ يُزْجِي سَحَابًا ثُمَّ يُؤَلِّفُ بَيْنَهُ ثُمَّ يَجْعَلُهُ رُكَّامًا فَتَرَى الْوَدْقَ يَخْرُجُ مِنْ خِلَالِهِ
وَيُنزِلُ مِنَ السَّمَاءِ مِنْ جِبَالٍ فِيهَا مِنْ بَرَدٍ فَيُصِيبُ بِهِ مَنْ يَشَاءُ وَيَصْرِفُهُ عَنِ مَنْ يَشَاءُ يَكَادُ
سَنَا بَرْقِهِ يَذْهَبُ بِالْأَبْصَارِ ﴿٤٣﴾

Artinya: “Tidaklah kamu melihat bahwa Allah mengarak awan, kemudian mengumpulkan antara (bagian-bagian)nya, kemudian menjadikannya bertindih-tindih, Maka kelihatanlah olehmu hujan keluar dari celah-celahnya dan Allah (juga) menurunkan (butiran-butiran) es dari langit, (yaitu) dari (gumpalan-gumpalan awan seperti) gunung-gunung, Maka ditimpakan-Nya (butiran-butiran) es itu kepada siapa yang dikehendaki-Nya dan dipalingkan-Nya dari siapa yang dikehendaki-Nya. Kilauan kilat awan itu Hampir-hampir menghilangkan penglihatan”.

Ayat di atas berkaitan erat dengan ayat sebelumnya yaitu sama-sama menjelaskan tentang proses terjadinya hujan dengan dua faktor yaitu angin dan awan, dalam penelitian ini algoritma jaringan saraf tiruan dijadikan alat untuk mempelajari data *input* yang merupakan faktor-faktor dalam penentuan kondisi cuaca.

Cara belajar jaringan ini sama seperti cara kerja otak manusia, jaringan ini masuk dalam kategori kecerdasan buatan. Pandjaitan (2007:2) mengemukakan dalam bukunya, kecerdasan suatu sistem membutuhkan kemampuan prediksi dan pengendalian sistem secara *iterative* seperti layaknya seseorang yang memiliki kecerdasan tertentu. Suatu kecerdasan buatan mempunyai dua dimensi, yaitu dimensi peniruan perilaku dan dimensi peniruan cara berpikir manusia.

Jaringan saraf tiruan tidak diprogram untuk menghasilkan keluaran tertentu. Dengan kata lain, penyelesaian masalah dengan jaringan saraf tiruan tidak memerlukan pemrograman. Semua kesimpulan atau keluaran yang ditarik oleh jaringan saraf tiruan didasarkan pada pengalamannya selama mengikuti proses pembelajaran melalui contoh-contoh yang diberikan. Selama proses pembelajaran, pola-pola *input* disajikan bersama-sama dengan pola *output* yang diinginkan (Kusumawati, 2007:96).

Ilmu pengetahuan dan al-Quran merupakan dua aspek kebenaran yang sama, dan tidak ada pertentangan diantara keduanya. Ini memperlihatkan bahwa ilmu pengetahuan dan agama bukan sumber informasi yang bertentangan, melainkan ilmu pengetahuan yang mengesahkan kebenaran mutlak yang disediakan oleh agama. Islam mendorong penyelidikan ilmiah dan mengumumkan bahwa penyelidikan alam semesta merupakan metode untuk mengamati ciptaan Allah.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian deskriptif kuantitatif yaitu penelitian tentang data yang dikumpulkan dan dinyatakan dalam bentuk angka-angka. Dalam penelitian ini data yang digunakan merupakan data kuantitatif hasil survey dari alat pesawat cuaca BMKG Karangploso Malang 2014-2015 yang selanjutnya disajikan dalam bentuk data.

3.2 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data merupakan salah satu aspek yang berperan dalam kelancaran dan keberhasilan dalam suatu penelitian. Dalam hal ini penulis menggunakan metode kepustakaan atau studi kepustakaan. Penelitian kepustakaan yaitu penelitian yang dalam menunjukkan penelitiannya dilakukan dengan cara mendalami, mencermati, menelaah, dan mengidentifikasi pengetahuan yang ada dalam perpustakaan.

3.3 Tahapan *Training* Jaringan Saraf Tiruan ELM

Langkah-langkah yang dilakukan pada proses *training* ini adalah sebagai berikut:

1. Pembagian Data *Training* dan *Testing*

Data akan dibagi dua bagian, bagian pertama digunakan untuk sebagai data *training* sebanyak 80% dari total data dan yang lainnya untuk data *testing* sebesar 20%.

2. Desain Arsitektur Jaringan

Arsitektur yang akan digunakan dalam jaringan ini terdiri dari 3 *layer* yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Data yang akan dimasukkan dalam *input layer* akan ditransformasi terlebih dahulu.

3. Pelatihan (*Training*) Jaringan

Pelatihan dilakukan guna mencari bobot dan bias optimal atau sesuai untuk digunakan pada proses *testing*.

Langkah-langkah *training* yang akan diproses adalah sebagai berikut:

Langkah 1: Inisialisasi semua bobot dan bias dengan bilangan acak kecil $[-0.5, 0.5]$ (Siang, 2009:102-104).

Langkah 2: Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, maka lakukan langkah 3 sampai langkah 7.

Fase I: Propagasi Maju (*forward*)

Langkah 3: Tiap unit masukan x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan *hidden*.

Langkah 4: Menghitung tiap-tiap unit lapisan *hidden* z_j ($j = 1, 2, \dots, m$) dengan menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot:

$$z_{net_j} = b_j + \sum_{i=1}^n x_i w_{ji}$$

selanjutnya hitung *output* dari lapisan *hidden* dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner*:

$$g(z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{net_j}}}$$

Setelah mendapatkan *output* dari lapisan *hidden*, maka langkah selanjutnya:

Langkah 5: Menghitung matriks H dengan ukuran $n \times m$.

$$H = \begin{pmatrix} g(w_{11} \cdot x_1 + b_{10}) & g(w_{12} \cdot x_1 + b_{20}) & g(w_{13} \cdot x_1 + b_{30}) & g(w_{14} \cdot x_1 + b_{40}) \\ g(w_{21} \cdot x_2 + b_{10}) & g(w_{22} \cdot x_2 + b_{20}) & g(w_{23} \cdot x_2 + b_{30}) & g(w_{24} \cdot x_2 + b_{40}) \\ g(w_{31} \cdot x_3 + b_{10}) & g(w_{32} \cdot x_3 + b_{20}) & g(w_{33} \cdot x_3 + b_{30}) & g(w_{34} \cdot x_3 + b_{40}) \\ g(w_{41} \cdot x_4 + b_{10}) & g(w_{42} \cdot x_4 + b_{20}) & g(w_{43} \cdot x_4 + b_{30}) & g(w_{44} \cdot x_4 + b_{40}) \end{pmatrix}_{n \times m}$$

setelah mendapatkan matriks H dengan ukuran $n \times m$, selanjutnya hitung

H^+ yang merupakan matriks *pseudoinvers* dari matriks H yang akan digunakan pada pencarian nilai bobot antara *hidden layer* dan *output layer*, persamaan H^+ sebagai berikut:

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T$$

kemudian mencari bobot ke *output layer* (β)

$$\beta = H^+ t_i$$

t_i adalah target dari proses *training*.

Langkah 6: Menghitung nilai *output* dengan menggunakan persamaan:

$$\sum_{j=1}^m \beta_j g(z_{net_j}) = y$$

Langkah 7: Menghitung nilai *error* pada unit *output*.

$$E = \|y - t_j\|$$

Fase II: Perubahan (*Update*) Bobot dan Bias

Langkah 8: Menghitung semua perubahan bobot dan bias yang terhubung ke unit *hidden layer*.

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) + \alpha \delta_j x_i$$

Langkah 9: Memeriksa kondisi pemberhentian, iterasi yang ada pada proses *training* akan berhenti jika $MSE < MSE \text{ MAX}$ yang telah ditentukan atau iterasi = iterasi maksimal yang diinginkan.

Langkah 10: Simpan bobot dan bias optimal atau sesuai.

3.4 Tahapan Model JST untuk Memprediksi Cuaca

Tahapan ini dimaksudkan untuk keakuratan jaringan saraf tiruan dalam memprediksi cuaca berdasarkan data *testing*, maka dilakukan langkah-langkah sebagai berikut:

1. Masukkan data *testing*.
2. Masukkan bobot dan bias optimal dari proses data pelatihan.
3. Melakukan proses *feedforward*, yaitu menghitung keluaran unit *output*.

Karena pada jaringan saraf tiruan ini menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* maka *range output* [0, 1], dengan keterangan sebagai berikut:

$$output = \begin{cases} Hujan & \text{jika } 0,5 < output \leq 1 \\ Tidak hujan & \text{jika } 0 \leq output \leq 0,5 \end{cases}$$

4. Analisis hasil *output*.
5. Menarik hasil kesimpulan dari hasil *output*.



BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data Cuaca di BMKG Karangploso Malang Tahun 2013-2014

Dalam memprediksi cuaca pada penelitian ini menggunakan empat variabel unit masukan yaitu, kecepatan angin, suhu udara, kelembaban udara, dan tekanan udara. Data yang akan dideskripsikan adalah data cuaca yang diambil dari instansi BMKG Karangploso Malang 2014, kemudian dianalisis dengan menggunakan program Minitab 14, dan menggunakan pengukuran data yang sudah dikelompokkan sesuai dengan pengamatan dari data-data sebelumnya oleh BMKG Karangploso Malang. Data yang digunakan adalah data harian bulan Maret dan Agustus 2014, pada musim hujan diambil satu sampel yaitu bulan Maret 2014 dan pada musim kemarau juga diambil satu sampel yaitu bulan Agustus 2014.

Berdasarkan data dari Lampiran 1 hasil deskripsi nilai statistik dari data cuaca sebagai berikut:

Hasil deskripsi keseluruhan data cuaca pada musim kemarau dan hujan yang masing-masing diambil dari 1 sampel per hari dalam 1 bulan. Dari pemrosesan program minitab diperoleh rata-rata kecepatan angin 3,825 knot/jam, rata-rata ini berada dalam kondisi berawan menurut pengukuran standard cuaca dengan MSE 0,189. Kemudian rata-rata suhu udara didapatkan 27,440 °C, pada keadaan suhu udara ini lebih dominan hujan dengan MSE 0,179. Untuk rata-rata kelembaban udara 62,35% kondisi ini masuk dalam kategori berawan dengan

MSE 1,06. Pada rata-rata tekanan udara 948,05 mb, masuk dalam kategori cerah dengan *MSE* 0,200.

Tabel 4.1 Deskripsi Data Cuaca di BMKG Karangploso Malang 2013-2014.

Descriptive Statistics: Kec.Angin; S.Udara; Kel.Udara; Tek.Udara						
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Sum of Squares	Minimum
Kec.Angin	3,825	0,189	1,196	1,430	641,000	2,000
S.Udara	27,440	0,179	1,134	1,287	30168,320	24,400
Kel.Udara	62,35	1,06	6,72	45,16	157262,00	47,00
Tek.Udara	948,05	0,200	1,27	1,60	35952014,62	944,70
Variable	Median	Q3	Maximum			
Kec.Angin	4,000	5,000	6,000			
S.Udara	27,700	28,275	29,400			
Kel.Udara	61,50	68,75	75,00			
Tek.Udara	948,30	948,90	950,20			

Sumber: pengolahan data menggunakan program minitab 2009

Selanjutnya data akan dideskripsikan pada masing-masing musimnya, sesuai dengan data BMKG Karangploso Malang bulan Maret dan Agustus tahun 2014.

4.1.1 Deskripsi Data Kecepatan Angin

Deskripsi data pada masukan pertama yaitu kecepatan angin sebagai berikut:

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa nilai *mean* untuk kecepatan angin pada musim kemarau sebesar 5,2 knot/jam, standar deviasi 0,865, standar *error* rata-rata 0,193, dengan variansinya sebesar 0,747, nilai *min* 3 dan *max* 6. Kecepatan angin pada musim hujan mempunyai nilai rata-rata 3,800, dengan *MSE* 0,170,

standar deviasi 0,759, dan mempunyai varian sebesar 0,576, nilai *min* 2 dan *max*

5.

Tabel 4.2 Deskripsi Data Kecepatan Angin.

Descriptive Statistics: Kemarau; Hujan								
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Sum of Squares	Minimum	Q1	
Median								
Kemarau	5,200	0,193	0,865	0,747	456,000	3,000	4,000	
Hujan	3,800	0,170	0,759	0,576	185,000	2,000	2,250	
Variable	Q3	Maximum						
Kemarau	5,000	6,000						
Hujan	3,000	5,000						

Sumber: pengolahan data menggunakan program minitab 2009

Dari nilai rata-rata kecepatan angin pada bulan Maret dan Agustus tersebut selanjutnya dibuat model matematis fungsi *satlins* sebagai berikut,

$$x_1 = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \leq 3,8 \\ 0,5 & \text{jika } 3,8 > x > 5,2 \\ 0 & \text{jika } x \geq 5,2 \end{cases} \quad (4.1)$$

4.1.2 Deskripsi Data Suhu Udara

Deskripsi data pada masukan suhu udara sebagai berikut:

Tabel 4.3 Deskripsi Data Suhu Udara.

Descriptive Statistics: Kemarau; Hujan							
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Sum of Squares	Minimum	Q1
Median							
Kemarau	26,400	0,243	1,086	1,178	14596,990	25,100	26,025
27,100							
Hujan	28,100	0,229	1,023	1,046	15571,330	24,400	27,375
28,200							
Variable	Q3	Maximum					
Kemarau	27,950	28,800					
Hujan	28,375	29,400					

Sumber: pengolahan data menggunakan program minitab 2009

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa nilai *mean* untuk suhu udara pada musim kemarau sebesar 26,400 °C, standar deviasi 1,086, standar *error* rata-rata 0,243, dengan variansinya sebesar 1,178, nilai *min* 25,1 dan *max* 28,8. Suhu udara pada musim hujan mempunyai nilai rata-rata 28,100, dengan *MSE* 0,229, standar deviasi 1,023, dan mempunyai varian sebesar 1,046, nilai *min* 24,2 dan *max* 29,4. Dari nilai rata-rata suhu udara pada bulan Maret dan Agustus tersebut selanjutnya dibuat model matematis fungsi *satlins* (*symetric saturating linear*) sebagai berikut,

$$x_2 = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 28,1 \\ 0,5 & \text{jika } 26,4 > x > 28,1 \\ 0 & \text{jika } x \leq 26,4 \end{cases} \quad (4.2)$$

4.1.3 Deskripsi Data Kelembaban Udara

Deskripsi data pada masukan kelembaban udara sebagai berikut:

Tabel 4.4 Deskripsi Data Kelembaban Udara.

Descriptive Statistics: Kemarau; Hujan								
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Sum of Squares	Minimum	Q1	
Median								
Kemarau	55,800	1,49	6,66	44,31	70698,00	47,00	53,50	
Hujan	63,800	1,14	5,11	26,15	86564,00	59,00	60,25	
Variable	Q3	Maximum						
Kemarau	63,00	72,00						
Hujan	70,00	75,00						

Sumber: pengolahan data menggunakan program minitab 2009

Tabel di atas menunjukkan bahwa nilai *mean* untuk kelembaban udara pada musim kemarau sebesar 55,8%, standard deviasi 6,66, standard *error* rata-rata 1,49, dengan variansinya sebesar 44,31, nilai *min* 47 dan *max* 72. Kelembaban udara pada musim hujan mempunyai nilai rata-rata 63,8, dengan *MSE* 1,14, standar deviasi 5,11, dan mempunyai varian sebesar 26,15, nilai *min* 59 dan *max* 75. Dari nilai rata-rata kelembaban udara pada bulan Maret dan Agustus tersebut selanjutnya dibuat model matematis fungsi *satlins* (*symetric saturating linear*) sebagai berikut,

$$x_3 = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 63,8 \\ 0,5 & \text{jika } 55,8 > x > 63,8 \\ 0 & \text{jika } x \leq 55,8 \end{cases} \quad (4.3)$$

4.1.4 Deskripsi Data Tekanan Udara

Deskripsi data pada masukan tekanan udara sebagai berikut:

Tabel 4.5 Deskripsi Data Tekanan Udara.

Descriptive Statistics: Kemarau; Hujan						
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Sum of Squares	Minimum
Q1						
Kemarau	918,00	0,222	0,995	0,990	17992494,71	946,60
947,53						
Hujan	946,80	0,316	1,41	2,00	17960279,87	943,40
946,35						
Variable	Median	Q3	Maximum			
Kemarau	948,45	949,35	950,20			
Hujan	948,25	948,60	949,70			

Sumber: pengolahan data menggunakan program minitab 2009

Tabel di atas menunjukkan bahwa nilai *mean* untuk tekanan udara pada musim kemarau sebesar 918,00 mb, standar deviasi 0,995, standar *error* rata-rata 0,222, dengan variansinya sebesar 0,99, nilai *min* 946,9 dan *max* 950,2. Tekanan udara pada musim hujan mempunyai nilai rata-rata 946,80, dengan *MSE* 0,316, standar deviasi 1,41, dan mempunyai varian sebesar 2, nilai *min* 943,4 dan *max* 949,7. Dari nilai rata-rata tekanan udara pada bulan Maret dan Agustus tersebut selanjutnya dibuat model matematis fungsi *satlins* (*symetric saturating linear*) sebagai berikut,

$$x_4 = \begin{cases} 1 & \text{jika } x \geq 946,8 \\ 0,5 & \text{jika } 918 > x > 946,8 \\ 0 & \text{jika } x \leq 918 \end{cases} \quad (4.4)$$

4.2 Jaringan Saraf Tiruan ELM untuk Memprediksi Cuaca

4.2.1 Menetapkan Nilai *Input*

Pada penelitian ini data cuaca yang dipakai mempunyai empat variabel input antara lain kecepatan angin, suhu udara, kelembapan udara, dan tekanan udara yang akan diproses ke *hiden layer* dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$z_{netj} = (x_i \cdot w_{ji} + bias) = b_j + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}, \text{ untuk } j=1,2,3,\dots,m$$

Kemudian diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* dengan persamaan $z_j = \frac{1}{1+e^{-z_{netj}}}$, untuk nilai *output* diklasifikasikan menjadi dua variabel yaitu hujan dan kemarau dengan menggunakan persamaan

$$y_{net} = \sum_{j=1}^m \beta_j z_j.$$

4.2.2 Proses Jaringan Saraf Tiruan ELM

Proses jaringan ini menggunakan *input* data yang sudah ditransformasi untuk dijadikan bahan pelatihan, transformasi data diperlukan karena dalam proses jaringan saraf tiruan pada penelitian ini menggunakan fungsi aktifasi *sigmoid biner* yang mana *range*-nya antara [0, 1], akan lebih baik tranformasikan pada *range* yang lebih kecil [0.1, 0.9] dengan menggunakan persamaan:

$$x' = \frac{0,8(x-a)}{b-a} + 0,1 \text{ (Siang, 2009:121).}$$

keterangan:

x' = Data yang sudah ditransformasi

x = Data awal

a = Data *minimum* dari keseluruhan data

b = Data *maximum* dari keseluruhan data

a. Feedforward dengan Satu Hidden Layer

Cara kerja jaringan untuk iterasi pertama dan pola pertama dari data pelatihan, data yang diambil untuk proses pelatihan pada pola pertama yaitu $x_1 = 0,3$, $x_2 = 0,66$, $x_3 = 0,68$, $x_4 = 0,68$, $t_1 = 1$, $t_2 = 1$, $t_3 = 0,5$, $t_4 = 0,5$.

berikut langkah-langkahnya:

Langkah 1: Inisialisasi bobot yang terhubung ke unit *hidden* dengan bilangan acak kecil [0,5 -0,5].

	z_1	z_2
x_1	$w_{11} = 0,4$	$w_{12} = -0,1$
x_2	$w_{21} = 0,3$	$w_{22} = -0,5$
x_3	$w_{31} = -0,2$	$w_{32} = -0,1$
x_4	$w_{41} = 0,1$	$w_{42} = 0,3$
1	$b_{01} = 0,1$	$b_{02} = 0,2$

Langkah 2: Jika kondisi penghentian belum terpenuhi maka diulang mulai dari langkah 3 sampai 5.

Langkah 3: Hitung *output* unit *hidden*

$$z_{netj} = b_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i w_{ij}, \text{ untuk } n = \text{banyaknya unit input, dan } j = 1,2$$

untuk $j=1$

$$\begin{aligned} z_{net_1} &= b_{01} + \sum_{i=1}^4 x_i w_{i1} \\ &= b_{01} + x_1 w_{11} + x_2 w_{21} + x_3 w_{31} + x_4 w_{41} \\ &= 0,1 + (0,3)(0,2) + (0,66)(0,3) + (0,68)(-0,2) + (0,68)(0,1) = 0,29 \end{aligned}$$

untuk $j=2$

$$\begin{aligned} z_{net_2} &= b_{02} + \sum_{i=1}^4 x_i w_{i2} \\ &= b_{02} + x_1 w_{12} + x_2 w_{22} + x_3 w_{32} + x_4 w_{42} \\ &= 0,2 + (0,3)(-0,1) + (0,66)(0,1) + (0,68)(0,2) + (0,68)(0,3) = 0,576 \end{aligned}$$

Kemudian diaktifkan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*:

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

$$z_1 = \frac{1}{1+e^{-0,289}} = 0,5720$$

$$z_2 = \frac{1}{1+e^{-0,573}} = 0,6401$$

Langkah 4: Membentuk matriks H ordo $n \times m$, yang mana n = banyak unit *input*, dan m = banyak unit *hidden*

$$H = \begin{pmatrix} g(b_{01} + x_1 \cdot w_{11}) & g(b_{02} + x_1 \cdot w_{21}) \\ g(b_{01} + x_2 \cdot w_{12}) & g(b_{02} + x_2 \cdot w_{22}) \\ g(b_{01} + x_3 \cdot w_{13}) & g(b_{02} + x_3 \cdot w_{23}) \\ g(b_{01} + x_4 \cdot w_{14}) & g(b_{02} + x_4 \cdot w_{24}) \end{pmatrix}$$

$$g(b_{01} + x_1 \cdot w_{11}) = g(0,1 + (0,3)(0,2)) = 0,5399$$

$$g(b_{02} + x_1 \cdot w_{21}) = g(0,2 + (0,3)(-0,1)) = 0,5424$$

$$g(b_{01} + x_2 \cdot w_{12}) = g(0,1 + (0,71)(0,3)) = 0,5740$$

$$g(b_{02} + x_2 \cdot w_{22}) = g(0,2 + (0,71)(0,1)) = 0,5661$$

$$g(b_{01} + x_3 \cdot w_{13}) = g(0,1 + (0,73)(-0,2)) = 0,4910$$

$$g(b_{02} + x_3 \cdot w_{23}) = g(0,2 + (0,73)(0,2)) = 0,5832$$

$$g(b_{01} + x_4 \cdot w_{14}) = g(0,1 + (0,62)(0,1)) = 0,5419$$

$$g(b_{02} + x_4 \cdot w_{24}) = g(0,2 + (0,62)(0,3)) = 0,5996$$

$$H = \begin{pmatrix} 0,5399 & 0,5424 \\ 0,5740 & 0,5661 \\ 0,4910 & 0,5832 \\ 0,5419 & 0,5996 \end{pmatrix}_{4 \times 2}$$

Kemudian menghitung persamaan *moore penrose pseudoinverse* untuk mencari bobot optimal.

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T.$$

dan menghitung transpos matriks H

$$H^T = \begin{pmatrix} 0,5399 & 0,5740 & 0,4910 & 0,5419 \\ 0,5424 & 0,5661 & 0,5832 & 0,5996 \end{pmatrix}$$

Selanjutnya menghitung $H^T H$

$$\begin{aligned} H^T H &= \begin{pmatrix} 0,5399 & 0,5740 & 0,4910 & 0,5419 \\ 0,5424 & 0,5661 & 0,5832 & 0,5996 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0,5399 & 0,5424 \\ 0,5740 & 0,5661 \\ 0,4910 & 0,5832 \\ 0,5419 & 0,5996 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1,1557 & 1,2832 \\ 1,2832 & 1,4442 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

Kemudian menentukan *invers* matriks $H^T H$:

$$(H^T H)^{-1} = \frac{1}{\det(H^T H)} \begin{pmatrix} 1,4442 & -1,2832 \\ -1,2832 & 1,1557 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 64,5375 & -57,3438 \\ -57,3438 & 51,6443 \end{pmatrix}$$

Setelah memperoleh *invers* dari matriks $H^T H$, maka hasil persamaan *moore penrose pseudoinverse* sebagai berikut:

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T = \begin{pmatrix} 4,63 & 6,67 & -8,40 & -2,32 \\ -3,92 & -5,81 & 8,30 & 2,62 \end{pmatrix}$$

Kemudian menghitung matriks β (bobot antara *hidden layer* dan *output layer*)

$\beta = H^+t$, dengan t matriks yang dibuat dari pengelompokan target yang disesuaikan dengan banyaknya unit *input*.

$$\beta = H^+t$$

$$= \begin{pmatrix} 3,7405 & 4,5822 & -1,7550 & -5,1448 \\ -2,9480 & -3,6795 & 1,9632 & 5,0558 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0,5 \\ 0,5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 6,3941 \\ -4,6858 \end{pmatrix}$$

Langkah 5: Menghitung nilai *output*

$$y_{net} = \sum_{i=1}^m \beta_i g(x_i) = \sum_{i=1}^2 \beta_i z_i, \text{ untuk } m = \text{banyak unit } hidden$$

$$= \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2$$

$$= (6,3941)(0,5720) + (-4,6858)(0,6401)$$

$$= 3,65777 - 2,99938$$

$$= 0,6578$$

$$y = g(y_{net}) = \frac{1}{1+e^{-y_{net}}} = \frac{1}{1+e^{-0,6578}} = 0,6588$$

Langkah 6: Menghitung *error*

$$E = \|y - t\| = \|0,6588 - 1\| = 0,3412, \text{ untuk } t = 1$$

Perhitungan di atas adalah perhitungan iterasi pertama untuk pola pertama dari data pelatihan. Karena *error* pada perhitungan iterasi pertama masih besar, maka langkah selanjutnya melakukan pengulangan sampai iterasi mencapai iterasi maksimal dengan menggunakan metode *backpropagation* untuk pembaharuan

bobot dan bias dari unit *input* ke *unit hidden*, dengan langkah-langkah sebagai berikut;

b. Backpropagation

Langkah 7 Pembaharuan bobot dan bias

a. Faktor kesalahan pada *output*

$$E = \|y - t\| = \|0,6588 - 1\| = 0,3412$$

b. Penjumlahan kesalahan pada *hidden layer* (δ_{net_j})

$$\delta_{net_1} = E\beta_1 = (0,3412)(6,3941) = 2,1818$$

$$\delta_{net_2} = E\beta_2 = (0,3412)(-4,6858) = -1,5989$$

c. Faktor kesalahan pada *hidden layer* (δ_j)

$$\delta_1 = \delta_{net_1}z_1(1 - z_1) = (2,1818)(0,5720)(1 - 0,5720) = 0,5341$$

$$\delta_2 = \delta_{net_2}z_2(1 - z_2) = (-1,5989)(0,6401)(1 - 0,6401) = -0,3683$$

d. Bobot dan bias (baru)

$$w_{ij}(\text{baru}) = w_{ij}(\text{lama}) + \alpha\delta_jx_i$$

$$w_{11}(\text{baru}) = 0,2 + (0,1)(0,5341)(0,3) = 0,216$$

$$w_{21}(\text{baru}) = 0,3 + (0,1)(0,5341)(0,66) = 0,3353$$

$$w_{31}(\text{baru}) = -0,2 + (0,1)(0,5341)(0,68) = -0,1637$$

$$w_{41}(\text{baru}) = 0,1 + (0,1)(0,5341)(0,68) = 0,1367$$

$$w_{12}(\text{baru}) = -0,1 + (0,1)(-0,3683)(0,3) = -0,111$$

$$w_{22}(\text{baru}) = -0,5 + (0,1)(-0,3683)(0,66) = 0,0757$$

$$w_{32}(\text{baru}) = -0,1 + (0,1)(-0,3683)(0,68) = 0,175$$

$$w_{42}(\text{baru}) = 0,3 + (0,1)(-0,3683)(0,68) = 0,275$$

$$b_{0j}(\text{baru}) = b_{0j}(\text{lama}) + \alpha \delta_j$$

$$b_{01}(\text{baru}) = 0,1 + (0,1)(0,5341) = 0,1534$$

$$b_{02}(\text{baru}) = 0,2 + (0,1)(-0,3683) = 0,1632$$

Dari hasil bobot baru dan bias baru, kemudian dilanjutkan perhitungan dimulai dari langkah 3 – 7, sampai mendapatkan nilai *error* yang paling kecil dari iterasi *maximum*.

4.2.3 Hasil Analisis Jaringan Saraf Tiruan ELM

Jaringan saraf tiruan pada umumnya adalah untuk pengelompokan dan pemisahan data yang proses kerjanya meniru jaringan saraf pada manusia. Jaringan saraf tiruan mampu mengelompokkan suatu data yang telah diketahui sebelumnya. Sesuai dengan sistem kerjanya diatas maka jaringan saraf tiruan terdiri dari beberapa lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Setiap lapisan terdiri dari beberapa *neuron* dan setiap *neuron* terhubung ke *neuron* terdekat pada lapisan diatasnya. Setiap lapisan diberi pembobot yang akan metransformasi nilai *input* menjadi *output*.

Untuk mengetahui hasil prediksi cuaca menggunakan metode ELM ini yaitu bisa di lihat dari hasil proses *training* dan *testing* jaringan. Dalam pencarian bobot dengan *error* yang *minimum* pada proses *training* menggunakan *mode incremental*. Proses *training* menggunakan 50 pola data terdiri dari 25 pola data dalam kondisi cuaca cerah, dan 25 pola data dalam kondisi cuaca hujan. Kemudian dilakukan proses *trial and error* untuk jumlah *hidden node* hingga dapat diperoleh jumlah *hidden node* yang optimal, lama pelatihan dan nilai *mean square error* yang *minimum*. Kemudian dari hasil pelatihan yang optimal maka

akan digunakan untuk melatih data pengujian. Dari hasil analisis data pelatihan yang telah dilatih seperti pada tabel di bawah ini:

Tabel 4.6 Hasil Analisis Jaringan Saraf Tiruan dengan Perubahan Iterasi dan *Hidden Node*.

No	<i>Hidden node</i>	Iterasi	<i>MSE</i>
1	2	100	0,082206609
2	2	500	0,077032927
3	2	1000	0,075428203
4	4	100	0,078423677
5	4	500	0,064560051
6	4	1000	0,064705249
7	6	100	0,082152402
8	6	500	0,066461448
9	6	1000	0,092022779

Pencarian *MSE* pada proses *training* di atas menggunakan rumus 2.10 dengan bantuan program *matlab* 2009. Hasil uji coba pada proses *training* yang telah dilakukan menggunakan kombinasi unit *hidden* dan perubahan iterasi. Hasil akurasi paling optimal dapat dilihat tabel 4.6 pada no 5 dengan 4 unit *hidden* dan iterasi 500 menghasilkan *MSE* paling kecil yaitu 0,064560051. Dari proses *trial and error* pada data pelatihan, maka yang akan digunakan pada pelatihan data pengujian adalah 4 unit *input* dengan unit *hidden* 4 dan iterasi 500.

4.2.4 Pemodelan Arsitektur Cuaca dengan Jaringan Saraf Tiruan

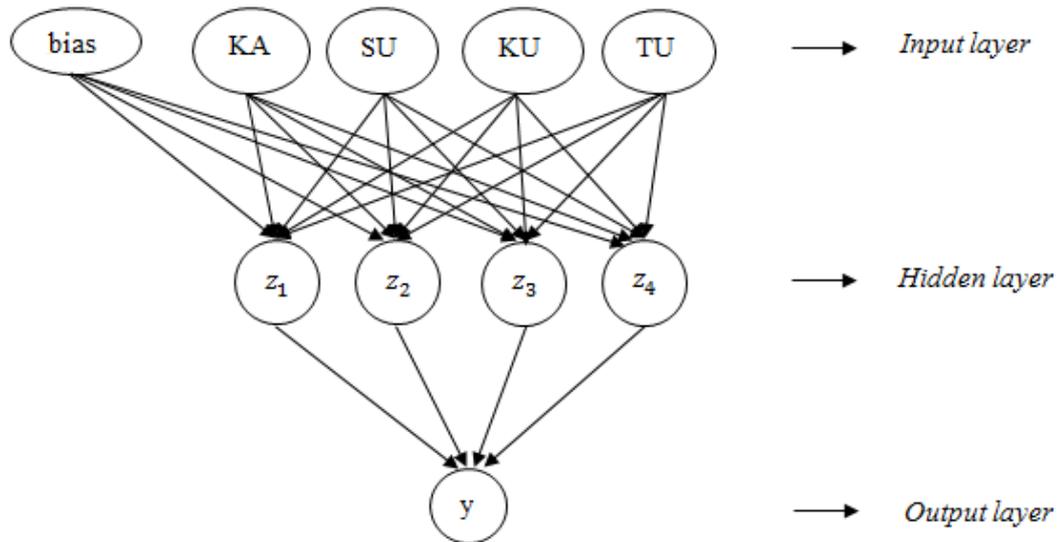
Pemodelan cuaca dengan prosedur jaringan saraf tiruan yang bertujuan untuk menentukan bentuk arsitektur jaringan yang optimal. Untuk itu memilih arsitektur terbaik dilakukan dengan mencari kombinasi terbaik dari *input* dan jumlah unit pada *hidden layer*.

Tidak ada prosedur umum yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah *input*, jumlah unit pada *hidden layer*. Semua ini dilakukan dengan cara coba-coba (*trial and error*). Pada penelitian ini digunakan satu *hidden layer* agar jumlah bobot yang ditaksir tidak terlalu banyak serta nilai *mean square error* yang dihasilkan juga sudah berpengaruh sebagai kriteria pembandingan. Dengan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *logistik sigmoid* untuk *hidden layer* dan *output layer*.

4.2.5 Penentuan Arsitektur Jaringan Optimal

Pada tahap penentuan arsitektur jaringan saraf tiruan bertujuan untuk menentukan bentuk arsitektur yang optimal. Dengan cara mencari kombinasi maksimal dari nilai masukan (*input*), jumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan nilai keluaran (*output*) diperoleh dengan cara melakukan suatu proses *trial and error*. Sehingga mendapatkan suatu kombinasi nilai masukan (*input*), jumlah lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan nilai keluaran (*output*) yang hasil pengelompokan maksimal, dan nilai *mean square error* yang minimum.

Arsitektur jaringan saraf tiruan *ELM* yang optimal untuk prakiraan cuaca di wilayah Malang ini terdapat 4 *unit input*, 1 *hidden layer* yang memiliki 4 *hidden node*, dan 1 *unit output*. Setiap *node* terhubung pada *node* dibawahnya yaitu unit *input* terhubung pada setiap *hidden node* yang disertai nilai bobot dan bias, kemudian setiap *hidden node* terhubung pada unit *output*, setiap *node-node hidden* yang terhubung pada unit *output* memiliki nilai bobot yang diperoleh dari proses *pseudoinvers*. Berikut adalah gambar arsitekturnya:



Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan *ELM* untuk Prakiraan Cuaca di Wilayah Malang

Keterangan: KA = Kecepatan Angin

SU = Suhu Udara

KU = Kelembaban Udara

TU = Tekanan Udara

Arsitektur di atas terdapat 4 data *input* yaitu kecepatan angin, suhu udara, kelembapan udara, dan tekanan udara. Dari data *input* kemudian diberi sinyal atau penghubung yang berupa bobot dan bias *optimal* terhadap *hidden layer*. Dari *hidden layer* yang sudah teraktivasi kemudian dihubungkan ke *output*, jika nilai *output* = 0,5 maka kondisi tersebut dalam keadaan cerah, jika nilai *output* = 1 maka kondisi tersebut dalam keadaan hujan.

4.2.6 Prediksi Cuaca Menggunakan Jaringan Optimal

Dalam proses ini akan dilakukan pengujian model jaringan saraf tiruan dengan menggunakan data *testing*. Arsitektur model yang dipakai yaitu 4 unit *input* dan 4 *Hidden node* dengan 1 *output*. Setelah dihitung menggunakan jaringan saraf tiruan *ELM* dengan menggunakan bobot dan bias paling optimal dari proses pelatihan, nilai keluaran yang dihasilkan sebagai berikut:

Tabel 4.7 Hasil Proses *Testing* dengan Menggunakan 4 Unit *Input* dan 4 *Hidden Node*.

No	Tanggal	<i>Output</i>	Kondisi	Kriteria
1	26 maret	0,71	Hujan	Memenuhi
2	27 maret	0,64	Hujan	Memenuhi
3	28 maret	0,78	Hujan	Memenuhi
4	29 maret	0,74	Hujan	Memenuhi
5	30 maret	0,68	Hujan	Memenuhi
6	26 Agustus	0,25	Tidak hujan	Memenuhi
7	27 Agustus	0,74	Hujan	Tidak Memenuhi
8	28 Agustus	0,03	Tidak hujan	Memenuhi
9	29 Agustus	0,47	Tidak hujan	Memenuhi
10	30 Agustus	0,8	Hujan	Tidak Memenuhi

Keterangan:

Kondisi hujan = $0,5 < output \leq 1$

Kondisi tidak hujan = $0 \leq output \leq 0,5$

Dari Tabel 4.7 dapat dilihat hasil *output* semua data *testing*, hasil *output* jaringan saraf tiruan dengan menggunakan data *testing* menghasilkan 80% memenuhi kriteria data dan 20% tidak memenuhi kriteria data. pada tanggal 27

dan 30 Agustus tidak memenuhi kriteria data, seharusnya pada kondisi itu tidak hujan akan tetapi *output* dari proses jaringan saraf tiruan adalah hujan.

4.2 Kajian Agama

Tujuan awal penelitian ini yakni memberikan kemudahan dalam memprediksi cuaca. Pada proses memprediksi cuaca ini digunakan suatu metode yakni jaringan saraf tiruan. Proses tersebut adalah suatu usaha untuk memecahkan suatu permasalahan atau mempermudah dalam menyelesaikan suatu permasalahan. Allah SWT berfirman dalam QS. Al-Baqarah ayat 185:

... يُرِيدُ اللَّهُ بِكُمُ الْيُسْرَ وَلَا يُرِيدُ بِكُمُ الْعُسْرَ... ﴿١٨٥﴾

Artinya: “Allah menghendaki kemudahan bagimu, dan tidak menghendaki kesukaran bagimu”

Ayat tersebut menjelaskan bahwa Allah SWT menghendaki kemudahan untuk setiap ummat-Nya, dan tidak menghendaki kesukaran bagi ummat-Nya. Ayat tersebut juga membuktikan bahwa Allah SWT maha pengasih dan maha penyayang. Dengan demikian Allah SWT menghendaki kemudahan setiap usaha yang dilakukan oleh ummat-Nya, terlebih usaha tersebut untuk kebaikan.

هَلْ جَزَاءُ الْإِحْسَنِ إِلَّا الْإِحْسَنُ ﴿٦٠﴾

Artinya: “Tidak ada Balasan kebaikan kecuali kebaikan (pula)”.(QS. Ar-Rahman[55]:60)

Jaringan saraf tiruan merupakan sistem komputasi dimana arsitektur dan operasinya diilhami dari pengetahuan tentang sel saraf biologis di dalam otak, yang merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba menstimulasi proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Dapat

dikatakan bahawa jaringan saraf tiruan terinspirasi dari jaringan saraf manusia. Metode ini diciptakan karena jaringan saraf manusia memiliki keunggulan yang dapat mengenali sesuatu dengan cepat misalnya mengenali suatu benda, wajah seseorang, atau mengingat suatu kejadian. Hal tersebut terkandung dalam al-Quran, QS. Al-Baqarah ayat 33:

قَالَ يَتْلُوا آيَاتِهِمْ بِأَسْمَائِهِمْ فَلَمَّا أَنْبَأَهُمْ بِأَسْمَائِهِمْ قَالَ أَلَمْ أَقُلْ لَكُمْ إِنِّي أَعْلَمُ غَيْبَ السَّمَاوَاتِ
وَالْأَرْضِ وَأَعْلَمُ مَا تُبْدُونَ وَمَا كُنْتُمْ تَكْتُمُونَ ﴿٣٣﴾

Artinya: "Allah berfirman: "Hai Adam, beritahukanlah kepada mereka Nama-nama benda ini." Maka setelah diberitahukannya kepada mereka Nama-nama benda itu, Allah berfirman: "Bukankah sudah Ku katakan kepadamu, bahwa Sesungguhnya aku mengetahui rahasia langit dan bumi dan mengetahui apa yang kamu lahirkan dan apa yang kamu sembunyikan?"

Dalam penelitian ini jaringan saraf tiruan digunakan sebagai metode untuk memperkirakan suatu cuaca. Pada jaringan saraf tiruan terdiri atas sekumpulan *neuron-neuron* atau unit-unit yang saling berinteraksi.

Unsur-unsur cuaca pada metode ini digunakan sebagai *neuron-neuron* yang saling berinteraksi. Dalam pengamatan cuaca, faktor yang sangat berpengaruh adalah unsur-unsur cuaca. Unsur-unsur cuaca yang digunakan dalam penelitian adalah kecepatan angin, suhu udara, kelembaban udara, dan tekanan udara. Dari keempat unsur tersebut diolah sedemikian sehingga didapatkan suatu kriteria cuaca. Pengaruh unsur-unsur cuaca ini telah terkandung dalam al-Quran, QS. Ar-Rum ayat 48:

اللَّهُ الَّذِي يُرْسِلُ الرِّيحَ فَتُثِيرُ سَحَابًا فَيَبْسُطُهُ فِي السَّمَاءِ كَيْفَ يَشَاءُ وَيَجْعَلُهُ كِسْفًا فَتَرَى
 الْوَدْقَ سَخِرُجًا مِّنْ خِلَالِهِ ۖ فَإِذَا أَصَابَ بِهِ مَن يَشَاءُ مِنْ عِبَادِهِ إِذَا هُمْ يَسْتَبْشِرُونَ ﴿١٨﴾

Artinya: “Allah, Dialah yang mengirim angin, lalu angin itu menggerakkan awan dan Allah membentangkannya di langit menurut yang dikehendaki-Nya, dan menjadikannya bergumpal-gumpal; lalu kamu Lihat hujan keluar dari celah-celahnya, Maka apabila hujan itu turun mengenai hamba-hamba-Nya yang dikehendakiNya, tiba-tiba mereka menjadi gembira”

Ayat di atas menjelaskan angin dan awan (unsur-unsur cuaca) merupakan faktor penyebab turunnya hujan, hujan adalah salah satu dari kriteria cuaca. Dengan penjelasan ayat-ayat di atas patutnya setiap manusia menyadari bahwa betapa maha kuasanya Allah SWT, pencipta seluruh alam semesta.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Dari proses *trial and error* pada data pelatihan nilai *means square error* yang *minimum* dari pelatihan *extreme learning machine* yaitu 0,064560051. *MSE* tersebut didapatkan dari pelatihan dengan pemberian laju pemahaman $a = 0,1$ dengan *hidden node* 4 dan iterasi 500. Sehingga pada proses *testing* menggunakan laju pemahaman $a = 0,1$ dengan *hidden node* 4 dan menggunakan bobot dan bias optimal.

Model arsitektur jaringan saraf tiruan pada kondisi cuaca di Malang, yaitu arsitektur jaringan yang terdiri dari 4 unit *input* (kecepatan angin, suhu udara, kelembaban udara, dan tekanan udara), 4 unit *hidden* pada 1 *hidden layer*, dan 1 unit *output* (hujan atau tidak hujan). Hasil *output* jaringan saraf tiruan dengan menggunakan data *testing* menghasilkan 80% memenuhi kriteria data dan 20% tidak memenuhi kriteria data.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, maka penulis memberikan beberapa saran yang perlu menjadi bahan pertimbangan, yaitu sebagai berikut:

1. Untuk memperoleh hasil dengan alternatif lain, peneliti selanjutnya dapat menggunakan metode lain untuk memprediksi kondisi cuaca.

2. Untuk penelitian selanjutnya, ada baiknya dilakukan penelitian yang membandingkan metode *extreme learning machine* dengan metode-metode jaringan saraf tiruan yang lain.



DAFTAR PUSTAKA

- Anjani, E. dan Hariyanto, T. 2009. *Geografi*. Jakarta: Pusat Perbukuan Departemen Pendidikan Nasional.
- Fardani, D.P., Wuryanto, E., dan Werdiningsih, I. 2015. Sistem Pendukung Keputusan Peramaln Jumlah Kunjungan Pasien Menggunakan Metode *Extreme Learning Machine* (ELM) (Studi Kasus: Poli Gigi RSUD Dr. Wahidin Sudiro Husodo Mojokerto). *Journal of Information System Engineering and Business Intelligence*, 1 (1): 33-36.
- Hermawan, A. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan, Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi.
- Hidayat, R. dan Suprpto. 2012. Meminimalisasi Nilai *Error* Peramalan dengan Algoritma *Extreme Learning Machine* (ELM). *Jurnal Optimasi System Industri*, 11 (1): 187-192.
- Huang, G.B., Zhu, Q., dan Siew, C.K. 2006. *Extreme Learning Machine: Theory and Applications*. *Journal Neurocomputing*, 70 (1): 489-501.
- Kusumadewi, S. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumawati, R. 2007. *Artificial Intelligence: Menyamai Kecerdasan Buatan Ilahi*. Malang: UIN-Malang Press.
- Pandjaitan, L.W. 2007. *Dasar-dasar Komputasi Cerdas*. Yogyakarta: Andi.
- Prawirowardoyo, S. 1996. *Meteorologi*, Bandung: ITB.
- Puspitaningrum, D. 2006. *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi.
- Rafi'i, S. 2010. *Meteorologi dan Klimatologi*. Bandung: Anka.
- Ripley, B.D. 1996. *Pattern Recognition and Neural Network*. Cambridge: University Press.
- Setiadji. 2006. *Matriks Invers Tergeneralisasi*. Yogyakarta: Pascasarjana UGM.
- Siang, J.J. 2009. *Jaringan Saraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Andi.
- Stern, H.S. 1996. Neural Network in Applied Statistics. *Technometrics*, 38 (3): 205-214
- Tjasyono, B. 2004. *Klimatologi*. Bandung: ITB

Ubay, M.S., Damayanti, A., dan Suprajitno, H. 2013. Peramalan Harga Saham dengan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Extreme Learning Machine. *Journal of Mathematics*, 1 (1): 50-55.



LAMPIRAN 1

Lampiran 1. Data yang digunakan adalah data harian yang diambil bulan maret dan agustus 2014.

Musim	Tanggal	Jam	Kecepatan Angin km/jam	Suhu Udara	Kelembaban Udara	Tekanan Udara mb
H U J A N	1 Maret	13.00	3	28,2	69	948,3
	2 Maret	13.00	3	27,9	59	948,2
	3 Maret	13.00	2	28,2	61	948,3
	4 Maret	13.00	3	28,3	61	949,6
	5 Maret	13.00	3	28,5	64	949,7
	6 Maret	13.00	4	28,2	60	948,6
	7 Maret	13.00	3	28,3	60	948,9
	8 Maret	13.00	3	28,1	67	949,1
	9 Maret	13.00	3	27,3	70	948,6
	10 Maret	13.00	2	28,0	63	948,3
H U J A N	11 Maret	13.00	2	27,3	72	947,4
	12 Maret	13.00	2	29,4	59	946,1
	13 Maret	13.00	3	26,8	70	945,3
	14 Maret	13.00	3	27,1	75	946,8
	15 Maret	13.00	3	27,6	69	946,2
	16 Maret	13.00	2	28,4	68	948,3
	17 Maret	13.00	3	28,8	71	947,2
	18 Maret	13.00	3	28,6	63	947,0
	19 Maret	13.00	5	28,3	60	946,1
	20 Maret	13.00	4	24,4	71	944,7

Musim	Tanggal	Jam	Kecepatan Angin	Suhu Udara	Kelembaban Udara	Tekanan Udara
K E M A R A U	1 Agustus	13.00	4	26,4	65	947,5
	2 Agustus	13.00	4	27,8	61	947,1
	3 Agustus	13.00	4	26,0	72	946,9
	4 Agustus	13.00	4	27,5	58	947,4
	5 Agustus	13.00	3	28,0	60	947,6
	6 Agustus	13.00	5	28,8	51	948,4
	7 Agustus	13.00	5	28,0	61	948,7
	8 Agustus	13.00	6	27,6	62	948,1
	9 Agustus	13.00	5	26,2	67	949,4
	10 Agustus	13.00	5	27,2	63	948,9
K E M A R A U	11 Agustus	13.00	6	25,1	69	948,6
	12 Agustus	13.00	4	26,0	58	947,5
	13 Agustus	13.00	5	26,1	57	947,9
	14 Agustus	13.00	4	27,0	63	950,1
	15 Agustus	13.00	6	26,0	59	950,2
	16 Agustus	13.00	5	25,2	55	949,4
	17 Agustus	13.00	6	26,8	47	948,5
	18 Agustus	13.00	5	27,4	48	949,2
	19 Agustus	13.00	4	28,2	53	949,4
	20 Agustus	13.00	4	28,6	53	948,5

Satuanvariabel: kec. Angin= knot/jam
 Suhuudara= °C (derajatcelcius)
 Kelembapanudara= % (persen)
 Tekananudara= mb (milibar)

LAMPIRAN 2

Transformasi data ke dalam *range* [0,1] dengan menggunakan persamaan berikut:

$$x' = \frac{0.8(x-a)}{b-a} + 0.1$$

X' = Data transformasi

X = Data awal

a = Data *minimum* dari keseluruhan data

b = Data *maximum* dari keseluruhan data

diambil sampel data bulan maret tanggal 1 untuk membuat pola pertama.

Kecepatan Angin

$$x' = \frac{0.8(3-2)}{6-2} + 0.1 = 0.3$$

Suhu Udara

$$x' = \frac{0.8(28.1-24.4)}{29.4-24.4} + 0.1 = 0.66$$

Kelembapan Udara

$$x' = \frac{0.8(69-47)}{75-47} + 0.1 = 0.68$$

Tekanan Udara

$$x' = \frac{0.8(948.3-944.7)}{950.2-944.7} + 0.1 = 0.67$$

LAMPIRAN 3

Didapatkan data yang sudah di transformasi

1	0.3	0.662963	0.677778	0.676471	1
2	0.3	0.618519	0.455556	0.664706	1
3	0.1	0.662963	0.5	0.676471	1
4	0.3	0.677778	0.5	0.829412	1
5	0.3	0.707407	0.566667	0.841176	1
6	0.5	0.662963	0.477778	0.711765	1
7	0.3	0.677778	0.477778	0.747059	1
8	0.3	0.648148	0.633333	0.770588	1
9	0.3	0.52963	0.7	0.711765	1
10	0.1	0.633333	0.544444	0.676471	1
11	0.1	0.52963	0.744444	0.570588	1
12	0.1	0.840741	0.455556	0.417647	1
13	0.3	0.455556	0.7	0.323529	1
14	0.3	0.5	0.811111	0.5	1
15	0.3	0.574074	0.677778	0.429412	1
16	0.1	0.692593	0.655556	0.676471	1
17	0.3	0.751852	0.722222	0.547059	1
18	0.3	0.722222	0.544444	0.523529	1
19	0.7	0.677778	0.477778	0.417647	1
20	0.5	0.1	0.722222	0.252941	1
21	0.7	0.574074	0.766667	0.1	1
22	0.7	0.159259	0.9	0.158824	1
23	0.5	0.87037	0.566667	0.347059	1
24	0.9	0.662963	0.588889	0.394118	1
25	0.9	0.781481	0.211111	0.370588	1
26	0.9	0.811111	0.3	0.311765	1
27	0.7	0.811111	0.411111	0.276471	1
28	0.5	0.662963	0.655556	0.476471	1
29	0.9	0.781481	0.277778	0.358824	1
30	0.9	0.781481	0.411111	0.441176	1
31	0.7	0.9	0.344444	0.358824	1
32	0.5	0.396296	0.588889	0.582353	0.5
33	0.5	0.603704	0.5	0.535294	0.5
34	0.5	0.337037	0.744444	0.511765	0.5
35	0.5	0.559259	0.433333	0.570588	0.5
36	0.3	0.633333	0.477778	0.594118	0.5
37	0.7	0.751852	0.277778	0.688235	0.5
38	0.7	0.633333	0.5	0.723529	0.5

39	0.9	0.574074	0.522222	0.652941	0.5
40	0.7	0.366667	0.633333	0.805882	0.5
41	0.7	0.514815	0.544444	0.747059	0.5
42	0.9	0.203704	0.677778	0.711765	0.5
43	0.5	0.337037	0.433333	0.582353	0.5
44	0.7	0.351852	0.411111	0.629412	0.5
45	0.5	0.485185	0.544444	0.888235	0.5
46	0.9	0.337037	0.455556	0.9	0.5
47	0.7	0.218519	0.366667	0.805882	0.5
48	0.9	0.455556	0.188889	0.7	0.5
49	0.7	0.544444	0.211111	0.782353	0.5
50	0.5	0.662963	0.322222	0.805882	0.5
51	0.5	0.722222	0.322222	0.7	0.5
52	0.7	0.633333	0.388889	0.570588	0.5
53	0.9	0.722222	0.411111	0.570588	0.5
54	0.9	0.722222	0.3	0.664706	0.5
55	0.9	0.5	0.5	0.558824	0.5
56	0.7	0.440741	0.455556	0.652941	0.5
57	0.9	0.425926	0.322222	0.664706	0.5
58	0.7	0.751852	0.1	0.476471	0.5
59	0.9	0.423202	0.322222	0.467723	0.5
60	0.7	0.366667	0.344444	0.688235	0.5
61	0.7	0.455556	0.188889	0.723529	0.5


```

        q(k,l,x)=1/(1+exp(-h(k,l,x)));
    end
end
end
q;
bobotKeOutput=[pinv(q(:,1))*b pinv(q(:,2))*b pinv(q(:,3))*b pinv(q(:,4))*b
pinv(q(:,5))*b pinv(q(:,6))*b pinv(q(:,7))*b pinv(q(:,8))*b pinv(q(:,9))*b
pinv(q(:,10))*b pinv(q(:,11))*b pinv(q(:,12))*b pinv(q(:,13))*b pinv(q(:,14))*b
pinv(q(:,15))*b pinv(q(:,16))*b pinv(q(:,17))*b pinv(q(:,18))*b pinv(q(:,19))*b
pinv(q(:,20))*b pinv(q(:,21))*b pinv(q(:,22))*b pinv(q(:,23))*b pinv(q(:,24))*b
pinv(q(:,25))*b pinv(q(:,26))*b pinv(q(:,27))*b pinv(q(:,28))*b pinv(q(:,29))*b
pinv(q(:,30))*b pinv(q(:,31))*b pinv(q(:,32))*b pinv(q(:,33))*b pinv(q(:,34))*b
pinv(q(:,35))*b pinv(q(:,36))*b pinv(q(:,37))*b pinv(q(:,38))*b pinv(q(:,39))*b
pinv(q(:,40))*b pinv(q(:,41))*b pinv(q(:,42))*b pinv(q(:,43))*b pinv(q(:,44))*b
pinv(q(:,45))*b pinv(q(:,46))*b pinv(q(:,47))*b pinv(q(:,48))*b pinv(q(:,49))*b
pinv(q(:,50))*b];

%output matriks h yang teraktifasi

%KETERANGAN
%OUTPUT HIDDEN LAYER
n=2; %banyaknya hidden layer
x=50; %banyaknya data yang di proses
z_in=zeros(n,1);
z=zeros(n,1);

for k=1:x
    for i=1:n
        z_in(i,k) =
biasKeHidden(1,i)+input(k,1)*bobotKeHidden(1,i)+input(k,2)*bobotKeHidden(2,i)+input(k,3)*bobotKeHidden(3,i)+input(k,4)*bobotKeHidden(4,i);
        z(i,k) = 1/(1 + exp(-z_in(i,k)));
    end
end
z_in;,z;

y_in=zeros(1,1);
y=zeros(1,1);
error=zeros(1,1);
for i=1:x
    for k=1:1
        y_in(k,i)=z(1,i)*bobotKeOutput(1,i)+z(2,i)*bobotKeOutput(2,i);
        y(k,i)=1/(1 + exp(-y_in(k,i)));

        %kesalahan pada output
        error_padaoutput(k,i)=norm(y(k,i)-target(k,i));

    end
end
y_in;,y;
error_padaoutput;

```

MSE=mse(error_padaoutput)

```
%penjumlahan delta hidden layer
for oo=1:x
for i=1:2
for j=1:1
    jmlh_deltahiddenlayer(i,j,oo)=error_padaoutput(1,oo)*bobotKeOutput(i,oo);
end
end
end
jmlh_deltahiddenlayer;
```

```
%error pada hidden layer
for oo=1:x
for i=1:2
    errorpadahiddenlayer(i,oo)=jmlh_deltahiddenlayer(i,1,oo)*z(i,oo)*(1-z(i,oo));

    %suku perubahan bias ke unit tersembunyi
    delta_biasKeHidden(i,oo) = laju_pemahaman*errorpadahiddenlayer(i,oo);
end
end
errorpadahiddenlayer;
delta_biasKeHidden;
```

```
%suku perubahan bobot ke unit hidden
deltaBobotKehidden=zeros(n,1);
for i=1:n
    deltaBobotKehidden=zeros(n,1);
end
deltaBobotKehidden;
jml=0;
for p=1:x
for z=1:n
for a=1:4
    deltaBobotKehidden(z,a) =
laju_pemahaman*errorpadahiddenlayer(z,p)*input(p,a);
end
end
deltaBobotKehidden;
jml=jml+deltaBobotKehidden;
end
jml';
```

```
%langkah 8: penjumlahan bobot-bobot pada setiap data
jumlahdeltabiaskehiden=sum(delta_biasKeHidden,2);
```

```
%langkah 8: hitung semua perubahan bobot secara berkala (bobot-bobot baru
% yang akan digunakan untuk iterasi selanjutnya)
```

```
BobotBaruKeHidden = (bobotKeHidden+jmlI');  
BiasBaruKeHidden = (biasKeHidden'+jumlahdeltabiaskehidden);
```

```
    bobotKeHidden = BobotBaruKeHidden;  
    biasKeHidden = BiasBaruKeHidden';  
end
```

