

**PREDIKSI VOLUME PENYALURAN AIR PERUSAHAAN DAERAH AIR
MINUM (PDAM) TIRTA DHARMA KOTA MALANG MENGGUNAKAN
ALGORITMA *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

**OLEH
ZAHRA FIRDAUSA KHURIN'IN
NIM. 16610099**

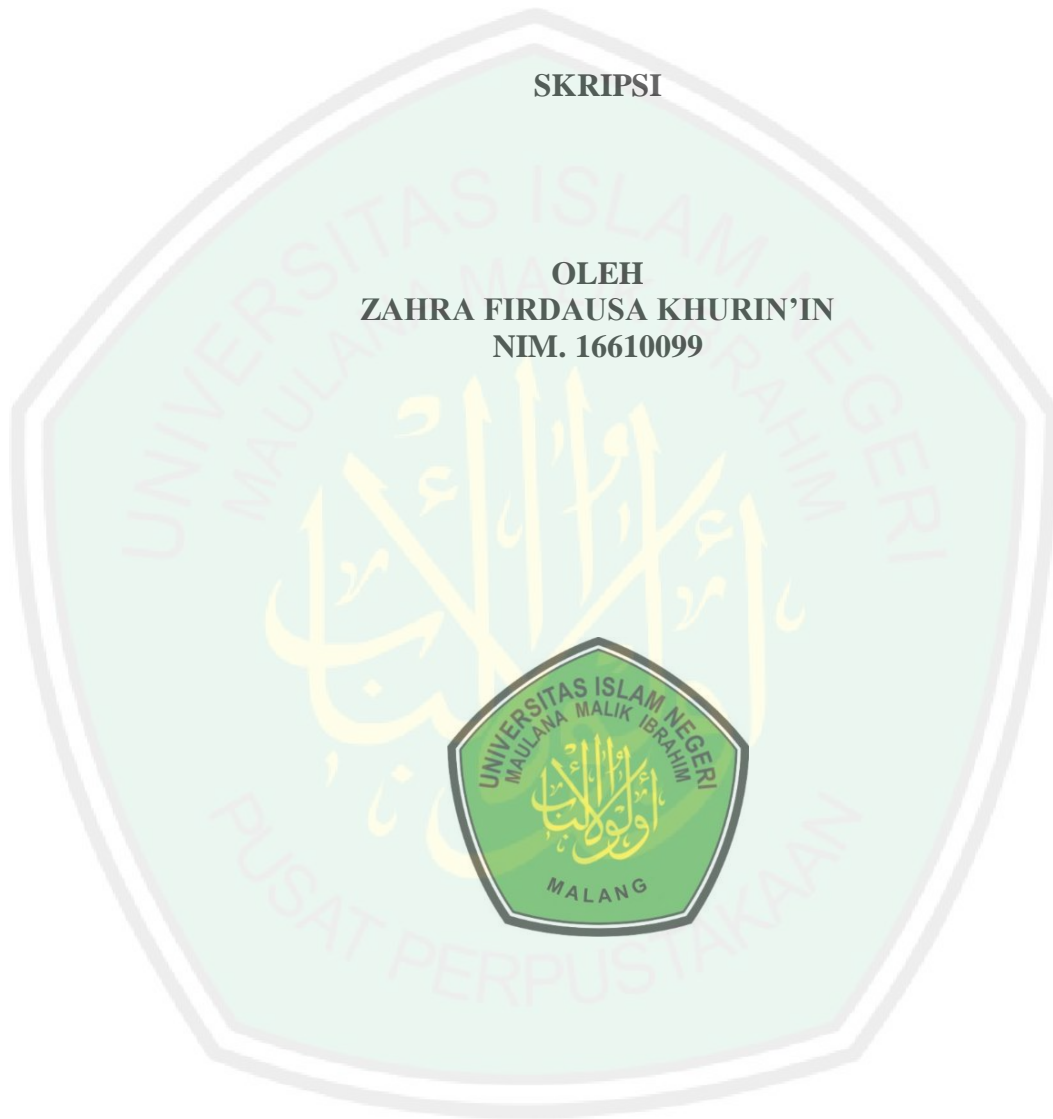


**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020**

**PREDIKSI VOLUME PENYALURAN AIR PERUSAHAAN DAERAH AIR
MINUM (PDAM) TIRTA DHARMA KOTA MALANG MENGGUNAKAN
ALGORITMA *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

**OLEH
ZAHRA FIRDAUSA KHURIN'IN
NIM. 16610099**



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020**

**PREDIKSI VOLUME PENYALURAN AIR PERUSAHAAN DAERAH AIR
MINUM (PDAM) TIRTA DHARMA KOTA MALANG MENGGUNAKAN
ALGORITMA *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

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

**Oleh
Zahra Firdausa Khurin'in
NIM. 16610099**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2020**

**PREDIKSI VOLUME PENYALURAN AIR PERUSAHAAN DAERAH AIR
MINUM (PDAM) TIRTA DHARMA KOTA MALANG MENGGUNAKAN
ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION**

SKRIPSI

Oleh
Zahra Firdausa Khurin'in
NIM. 16610099

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 01 Juli 2020

Pembimbing I,



Heni Widayani, M.Si
NIDT. 19901006 20180201 2 229

Pembimbing II.



Angga Dwi Mulyanto, M.Si
NIP. 19890813 201903 1 012

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



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

**PREDIKSI VOLUME PENYALURAN AIR PERUSAHAAN DAERAH AIR
MINUM (PDAM) TIRTA DHARMA KOTA MALANG MENGGUNAKAN
ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION**

SKRIPSI

Oleh
Zahra Firdausa Khurin'in
NIM. 16610099

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
Dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)

Tanggal 01 Juli 2020

Penguji Utama : Mohammad Jamhuri, M.Si

Ketua Penguji : Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si

Sekretaris Penguji : Heni Widayani, M.Si

Anggota Penguji : Angga Dwi Mulyanto, M.Si



Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



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

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Zahra Firdausa Khurin'in

NIM : 16610099

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Prediksi Volume Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang Menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation*

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

Malang, 01 Juli 2020
Yang membuat pernyataan,



Zahra Firdausa Khurin'in
NIM. 16610099

MOTO

“Allah tidak pernah ingkar janji, kebaikan, kemudahan selalu dilimpahkan kepada yang bersabar, mungkin tidak segera tapi pasti”

(Mario Teguh)

“Bisa jadi kamu membenci sesuatu, padahal ia amat baik bagimu, dan bisa jadi kamu menyukai sesuatu, padahal ia amat buruk bagimu. Allah mengetahui, sedang kamu tidak mengetahui.”

(QS. Al Baqarah: 216)



PERSEMBAHAN

Skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Ayahanda Dulaman, ibunda Siti Arifah, serta kakak tersayang Suci Septia Rahmawati dan adik tersayang Nashwa Khoirina Izzatunnisa yang senantiasa ikhlas mendoakan, mendengarkan segala keluh kesah, serta katakatanya selalu memberikan semangat dalam pengerjaan skripsi ini.



KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji bagi Allah Swt. atas rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang matematika di Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis banyak mendapat bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih yang sebesar besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya penulis sampaikan terutama kepada:

1. Prof. Dr. H. Abd. Haris, M.Ag, selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Usman Pagalay, M.Si, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Heni Widayani, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, motivasi, dan berbagi pengalaman yang berharga kepada penulis.
5. Angga Dwi Mulyanto, M.Si selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan dan berbagi ilmunya kepada penulis.

6. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terima kasih atas segala ilmu dan bimbingannya.
7. Ayah dan Ibu yang selalu memberikan doa, semangat, serta motivasi kepada penulis sampai saat ini.
8. Seluruh teman-teman di Jurusan Matematika angkatan 2020, terutama Dwi Miftakhul Jannah, Muhimmatul Aliyah, Ramadhani Auliyana Rosa, Ayunina Faidatul, Khilmi Hani, dan Jingga Sukma Titanica yang berjuang bersama-sama untuk meraih mimpi, terima kasih atas kenangan-kenangan indah yang dirajut bersama dalam menggapai impian.
9. Semua pihak yang secara langsung atau tidak langsung telah ikut memberikan bantuan dalam menyelesaikan skripsi ini.

Akhirnya penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi penulis dan bagi pembaca.

Wassalamu'alaikum Wr. Wb

Malang, Juli 2020

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
HALAMAN PENGAJUAN	
HALAMAN PERSETUJUAN	
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	
HALAMAN MOTO	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
KATA PENGANTAR.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR SIMBOL.....	xiv
ABSTRAK.....	xvii
ABSTRACT.....	xviii
ملخص.....	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan.....	4
1.4 Manfaat.....	5
1.5 Batasan Masalah.....	5
1.6 Sistematika Penelitian.....	6
BAB II KAJIAN PUSTAKA	
2.1 ANN.....	8
2.2 Arsitektur ANN.....	9
2.3 Fungsi Aktivasi.....	13
2.4 Algoritma <i>Backpropagation</i>	14
2.5 Optimalisasi Arsitektur <i>Backpropagation</i>	18
2.5.1 Pemilihan Bobot dan Bias Awal.....	18
2.5.2 Jumlah Unit Tersembunyi (<i>Hidden Layer</i>).....	19
2.5.3 Jumlah Pola Pelatihan.....	19
2.5.4 Lama Iterasi.....	19
2.6 Aplikasi <i>Backpropagation</i> dalam Peramalan.....	20
2.7 Normalisasi Data.....	21

2.8	<i>K-Fold Cross Validation</i>	22
2.9	Kesalahan dan Tingkat Akurasi	23
2.10	Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM).....	24
2.11	Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Kota Malang	25
2.12	<i>Artificial Neural Network</i> dalam Al-Quran	26
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Pendekatan Penelitian.....	28
3.2	Sumber Data	28
3.3	Variabel Penelitian	28
3.4	Langkah-Langkah Penelitian	29
3.5	Flow Chart	36
BAB IV PEMBAHASAN		
4.1	Analisis Data.....	38
4.2	Penentuan <i>Input</i> dan <i>Output</i>	39
4.3	Normalisasi Data	40
4.4	Model <i>Artificial Neural Network</i>	41
4.5	Pengujian <i>K-Fold Cross Validation</i>	57
4.6	Prediksi Volume Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum Kota Malang	59
4.7	Kajian Al-Quran Tentang <i>Artificial Neural Network</i>	60
BAB V PENUTUP		
5.1	Kesimpulan	62
5.2	Saran.....	63
DAFTAR RUJUKAN		64
LAMPIRAN		
RIWAYAT HIDUP		

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1	Data Ilustrasi.....	30
Tabel 3.2	Contoh Data Pola Masukan.....	30
Tabel 3.3	Data <i>Training</i>	32
Tabel 3.4	Data <i>Testing</i>	32
Tabel 3.5	Normalisasi Data <i>Training</i>	32
Tabel 3.6	Normalisasi Data <i>Testing</i>	33
Tabel 3.7	Bobot Awal antara <i>Input</i> dan <i>Hidden Layer</i>	33
Tabel 3.8	Bias Awal antara <i>Input</i> dan <i>Hidden Layer</i>	33
Tabel 3.9	Bobot Awal antara <i>Hidden</i> dan <i>Output Layer</i>	33
Tabel 3.10	Bias Awal antara <i>Hidden</i> dan <i>Output Layer</i>	33
Tabel 3.11	Bobot Awal antara <i>Input</i> dan <i>Hidden Layer</i>	34
Tabel 3.12	Bias Awal antara <i>Input</i> dan <i>Hidden Layer</i>	34
Tabel 3.13	Bobot Awal antara <i>Hidden</i> dan <i>Output Layer</i>	34
Tabel 3.14	Bias Awal antara <i>Hidden</i> dan <i>Output Layer</i>	34
Tabel 3.15	Hasil Prediksi Data <i>Training</i>	35
Tabel 3.16	Hasil Prediksi Data <i>Testing</i>	35
Tabel 4.1	Deskriptif Statistik Data Volume Penyaluran Air.....	39
Tabel 4.2	Tingkat Akurasi Data <i>Training</i>	54
Tabel 4.3	Tingkat Akurasi Data <i>Testing</i>	56
Tabel 4.4	Akurasi Pengujian <i>K-Fold Cross Validation</i>	58
Tabel 4.5	Prediksi Volume Penyaluran Air PDAM Tirta Dharma Kota Malang.....	59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Model Matematis <i>Artificial Neural Network</i> Sederhana	9
Gambar 2.2 Jaringan Saraf <i>Single Layer</i>	11
Gambar 2.3 Jaringan Saraf <i>Multi Layer</i>	12
Gambar 2.4 Jaringan Saraf <i>Recurrent</i>	12
Gambar 2.5 Grafik Fungsi <i>Sigmoid</i> Biner	13
Gambar 2.6 Contoh <i>K-Fold Cross Validation</i>	23
Gambar 3.1 Gambar 3.1 Grafik Penjualan tiap Bulan.....	30
Gambar 3.2 Diagram Alir Pembentukan Model ANN	36
Gambar 4.1 Plot Volume Penyaluran Air	38
Gambar 4.2 Grafik <i>Time Series</i> Volume Penyaluran Air	40
Gambar 4.3 Model Jaringan dengan Bobot Akhir	42
Gambar 4.4 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi (<i>Training</i>).....	56
Gambar 4.5 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi (<i>Testing</i>)	57
Gambar 4.6 Prediksi Volume Penyaluran Air.....	60

DAFTAR SIMBOL

Simbol-simbol yang digunakan dalam skripsi ini mempunyai makna yaitu sebagai berikut:

s_i	: Nilai keluaran sebelum melalui fungsi aktivasi
W_{ij}	: Matriks bobot yang menghubungkan ke lapisan <i>output</i>
X_j	: Unit <i>Input</i>
f	: Fungsi aktivasi
f'	: Turunan fungsi aktivasi
e	: Exponensial
x'	: Normalisasi data x
x''	: Denormalisasi data x
a	: Batas bawah data
b	: Batas atas data
Z_{net_j}	: Nilai neuron <i>hidden layer</i> ke j sebelum diaktivasi
Z_j	: Nilai neuron <i>hidden layer</i> ke j yang telah diaktivasi
V_{j0}	: Matriks bobot bias <i>input layer</i> ke <i>hidden layer</i> ke k
V_{ji}	: Matriks bobot <i>input layer</i> ke
y_k	: Nilai <i>output</i> prediksi ke k
t_k	: Nilai target <i>output</i> ke k
δ_k	: Faktor/informasi eror pada unit keluaran y_k
δ_{net_j}	: Faktor/informasi eror pada <i>hidden layer</i> dari unit keluaran y_k

- δ_j : Faktor/informasi eror pada *hidden layer* Z_j
- y_{net_k} : Nilai neuron *hidden layer* ke k sebelum diaktivasi
- α : *Learning rate*
- W_{k0} : Bobot bias *hidden layer* ke k
- ΔW_{jk} : Koreksi bobot antara unit keluaran y_k dan unit *hidden layer* Z_j
- ΔW_{k0} : Koreksi bobot bias antara unit keluaran y_k dan unit *hidden layer*
- ΔV_{jk} : Koreksi bobot antara unit *hidden layer* Z_j dan unit masukan X_j
- ΔV_{k0} : Koreksi bobot bias antara unit *hidden layer* Z_j dan unit masukan
- X_j : Unit *Input* ke j
- Y : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t)
- X_1 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-12)
- X_2 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-11)
- X_3 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-10)
- X_4 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-9)
- X_5 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-8)
- X_6 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-7)
- X_7 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-6)
- X_8 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-5)
- X_9 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-4)
- X_{10} : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-3)
- X_{11} : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-2)
- X_{12} : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-1)
- n : Jumlah unit masukan

p : Jumlah unit tersembunyi

β : Faktor skala

e_k : Error ke-k

PE_k : Persentase eror ke-k

F_k : Hasil prediksi



ABSTRAK

Khurin'in, Zahra Firdausa. 2020. **Prediksi Volume Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang Menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation***. Skripsi. Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Heni Widayani, M.Si. (II) Angga Dwi Mulyanto M.Si.

Kata kunci: Prediksi, PDAM, Penyaluran Air, *Artificial Neural Network, Backpropagation*.

Perusahaan Daerah Air Minum Tirta Dharma Kota Malang merupakan badan usaha milik daerah yang menyediakan air bersih di Kota Malang dan menyalurkan air dengan kapasitas yang berbeda pada setiap bulannya kepada pelanggan. Keseimbangan antara air yang disalurkan dan air yang digunakan oleh pelanggan dibutuhkan untuk menghindari terjadinya kekurangan air. Penelitian ini dilakukan untuk memprediksi volume penyaluran air menggunakan metode *Artificial Neural Network Backpropagation* sehingga dapat membantu PDAM Tirta Dharma Kota Malang dalam memperkirakan air yang akan disalurkan kepada pelanggan. ANN *backpropagation* merupakan metode prediksi yang memiliki cara kerja seperti cara kerja pada otak manusia dalam memproses informasi. Metode ini dapat menghasilkan model prediksi dengan tingkat akurasi tinggi karena melakukan proses mundur untuk mengubah bobot pada setiap neuron untuk memperkecil error. Fungsi aktivasi *sigmoid biner* merupakan fungsi aktivasi yang digunakan pada *hidden* dan *output layer*. Data dibagi menjadi 80% data *training* dan 20% data *testing*. Hasil dari penelitian ini yaitu 12 *unit input*, 50 *neuron* pada *hidden layer* dan 1 *unit output*. Tingkat akurasi ANN pada data *testing* yaitu 95.69% dengan kestabilan tingkat akurasi berdasarkan *5-fold cross validation* yaitu 95.56%. Kesimpulan dari penelitian ini adalah ANN *Backpropagation* memprediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang dengan tingkat akurasi tinggi.

ABSTRACT

Khurin'in, Zahra Firdausa. 2020. **Volume Prediction of Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang Using Artificial Neural Network Backpropagation Algorithm.** Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Islamic State University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (I) Heni Widayani, M.Si. (II) Angga Dwi Mulyanto, M.Si.

Keyword: *Prediction, PDAM, Water Distribution, Artificial Neural Network, Backpropagation.*

Tirta Dharma municipal water supply company of Malang is a regional-owned business entity that provides clean water in Malang City and distributes water with different capacities to the customers each month. The balance between the water which will be supplied and will be used is needed for avoiding water shortages. This research aim is to predict the volume of water distribution using the Artificial Neural Network Backpropagation method to help PDAM Tirta Dharma Malang in estimating the water that will be distributed to customers. ANN backpropagation reduces errors by changing the weight of each neuron to produce a model with a high degree of accuracy. The binary sigmoid activation is an activation function in hidden and output layers. The data is divided into 80% training data and 20% testing data. The results of this research employing ANN backpropagation are 12 input variables, 1 hidden layer with 50 neurons, and 1 output. ANN's accuracy rate on the data testing is 95.69% with a stable level of accuracy based on 5-fold crossvalidation that is 95.56%. The conclusion from this research is that ANN Backpropagation predicts the volume of water distribution of PDAM Tirta Dharma Malang with a high degree of accuracy.

ملخص

حورعين, زهرة فردوس. ٢٠٢٠. التنبؤ بحجم توزيع المياه لشركة المياه الإقليمية تيرتا دارما بمدينة مالانج باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي للشبكات العصبية الاصطناعية. قسم الرياضيات, كلية العلوم والتكنولوجيا, جامعة الدولة الإسلامية مولانا مالك إبراهيم مالانج. المستشار: (I) هيني وداياني الماجستير, (II) انكا دوي ملينتوا الماجستير.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ, الشركة الإقليمية لمياه الشرب, توزيع المياه, شبكة إعصاب صناعية الانتشار الخلفي.

الشركة الإقليمية لمياه الشرب "تيرتا درما مالانج" هي هيئة تجارية للدائرة التي توفر المياه النظيفة في مدينة مالانج وتوزعها بقدرات مختلفة كل شهر على العملاء. وكانت هذه الشركة تهتم بوجود التوازن بين المياه الموزعة والمياه المستخدمة من قبل العملاء لتجنب نقصان المياه. تم إجراء هذا البحث للتنبؤ بحجم توزيع المياه باستخدام الطريقة الشبكة العصبية الاصطناعية لتساعد الشركة الإقليمية لمياه الشرب "تيرتا درما مالانج" في تقدير المياه التي سيتم توزيعها على العملاء. الانتشار العكسي للشبكة العصبية الاصطناعية هي طريقة تنبؤية تحاكي عمل الدماغ البشري في معالجة المعلومات. يمكن أن تنتج هذه الطريقة نماذج تنبؤية بدرجة عالية من الدقة لأنها تؤدي العملية المتخلفة لتحديث وزن كل خلية عصبية في عملية العثور على نموذج لتقليل الأخطاء. الشبكة العصبية متعددة الطبقات هي نماذج شبكة مستخدم. وظيفة التنشيط السيني الثنائي هي وظيفة تنشيط تستخدم في الطبقات المخفية والمخرجات. البيانات مقسمة إلى ٨٠٪ بيانات تدريب و ٢٠٪ بيانات اختبار. نتائج هذه الدراسة هي ١٢ وحدة إدخال و ٥٠ خلية عصبية في الطبقة المخفية ووحدة خرج واحدة. معدل دقة الشبكة العصبية الاصطناعية على بيانات الاختبار هو ٩٥,٦٩٪ مع مستوى ثابت من الدقة على أساس التحقق المتقاطع ٥ أضعاف بنسبة ٩٥,٥٦٪. وخلص هذا البحث إلى أن الشبكة العصبية الاصطناعية تتوقع حجم توزيع المياه ل الشركة الإقليمية لمياه الشرب "تيرتا درما مالانج" بدرجة عالية من الدقة.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Air adalah salah satu dari beberapa sumber daya alam yang berperan sangat penting bagi kehidupan semua makhluk hidup. Salah satunya untuk kebutuhan minum. Air dikatakan bersih dan dapat digunakan untuk kebutuhan yaitu air yang tidak mempunyai warna, tidak berasa, bebas dari zat beracun serta bakteri (Sumantri dan Parwiyanto, 2017). Jumlah air di bumi ini akan selalu tetap, walaupun adanya pengaruh cuaca. Proses penguapan, pengembunan hingga jatuhnya air sebagai hujan dan turun ke permukaan air merupakan proses terjadinya siklus air di permukaan bumi. Allah SWT berfirman dalam al-Quran surat An-Nahl ayat 65:

Wallāhu anzala minas-samā`i mā`an fa ahyā bihil-arḍa ba'da mautihā, inna fī zālika la`āyatal liqaumiyyasma'un (65)

Artinya: "Dan Allah menurunkan dari langit air (hujan) dan dengan air itu dihidupkan-Nya bumi sesudah matinya. Sesungguhnya pada yang demikian itu benar-benar terdapat tanda-tanda (kebesaran Tuhan) bagi orang-orang yang mendengarkan (pelajaran)". (QS. An-Nahl:65).

PDAM (Perusahaan Daerah Air Minum) Tirta Dharma Kota Malang merupakan badan usaha milik daerah yang menyediakan air minum di Kota Malang. Sistem penyediaan air bersih oleh perusahaan sudah ada sejak zaman belanda. Setiap tahun jumlah penduduk semakin bertambah dan mengakibatkan bertambah pula air bersih yang dibutuhkan. Hal tersebut ditandai dengan bertambahnya jumlah pelanggan setiap tahun berdasarkan statistik jumlah pelanggan PDAM Tirta Dharma Kota Malang. Persoalan yang dapat ditimbulkan akibat dari meningkatnya kebutuhan air, adalah jika jumlah air yang disalurkan lebih banyak daripada permintaan, maka

akan terjadi penyaluran yang berlebihan oleh perusahaan. Sedangkan jika perusahaan sedikit dalam menyalurkan air sehingga tidak mencukupi kebutuhan pelanggan, maka akan mengakibatkan ruginya pihak pelanggan karena kurangnya air yang tersedia.

Keseimbangan antara penyaluran air dan jumlah permintaan air oleh konsumen sangat dibutuhkan. Cara yang dapat dilakukan perusahaan guna mencapai keseimbangan yang diharapkan adalah dengan mengetahui banyaknya air yang akan diproduksi. Prediksi merupakan salah satu cara untuk mengetahui banyaknya air yang akan disalurkan, dengan begitu permintaan air pada masa yang akan datang dapat dipenuhi tanpa adanya masalah.

Metode klasifikasi dan prediksi yang memiliki representasi simulasi proses seperti otak manusia adalah ANN (Hadihardaja dan Sutikno, 2005). Metode ANN mempunyai kemampuan untuk model yang kompleks pada model yang linier maupun non linier, tetapi memiliki kelemahan pada kondisi yang tidak stabil karena dataset yang terbatas dan *noise*. Hasil prediksi yang baik perlu dilakukan suatu algoritma dalam proses perhitungannya.

Backpropagation merupakan algoritma yang terdiri dari *backward* dan *feedforward*. Algoritma ini mengubah bobot-bobot yang terhubung dalam jaringan menggunakan nilai *output* erornya. Pengkoreksian bobot pada proses mundur (*backward*) dapat dilakukan jika telah didapatkan nilai eror yang didapatkan melalui proses maju (*feedforward*) (Yalidhan, 2018).

Pada penelitian sebelumnya model ANN digunakan untuk *Forecasting Diurnal Cooling Energy Load for Institutional Building* menggunakan Algoritma *Backpropagation*. Arsitektur jaringan dan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *multi layer* dan fungsi *sigmoid*. Model terbaik yang didapatkan yaitu 5 *input*, 20 *neuron hidden layer* dan menghasilkan R^2 lebih dari 0.94 yang membuktikan bahwa ANN melakukan peramalan dengan baik (Deb, dkk, 2016). Penelitian lain tentang ANN juga dilakukan untuk memprediksi distribusi kecepatan angin di Saudi Arabia. Model ANN yang digunakan adalah *multi layer network* dengan 1 *input* dan *output layer* serta 3 *hidden layer* dengan fungsi aktivasi *sigmoid* dan linear dengan algoritma *backpropagation*. Hasil dari penelitian dapat disimpulkan bahwa model yang didapatkan dapat memprediksi kecepatan angin dengan baik (Brahimi, dkk, 2019). Penelitian lain tentang jaringan saraf tiruan dilakukan untuk memprediksi volume distribusi air PDAM Kota Malang. *Input* yang dipakai adalah variabel-variabel yang mempengaruhi distribusi air dengan *output* prediksi distribusi air. Hasil yang didapat adalah model dengan tingkat akurasi 97,99% (Jauhari, dkk, 2016).

Berdasarkan beberapa penelitian yang telah dilakukan mengenai ANN dan *backpropagation*. Peneliti akan mengkaji tentang ANN menggunakan metode *backpropagation* untuk memprediksi volume penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang. Sehingga, pada penelitian ini penulis menyajikan dengan judul “Prediksi Volume Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation*”

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang, rumusan masalah dari penelitian ini adalah:

1. Bagaimana model jaringan ANN dalam memprediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang?
2. Bagaimana tingkat akurasi yang dihasilkan ANN pada hasil prediksi data *training* dan *testing* volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang?
3. Bagaimana hasil prediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang pada bulan Oktober 2019 sampai dengan Juli 2020?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, tujuan dari penelitian ini adalah

1. Mengetahui model jaringan ANN dalam memprediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang.
2. Mengetahui tingkat akurasi yang ANN pada hasil prediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang.
3. Mengetahui hasil prediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang pada bulan Oktober 2019 sampai dengan Juli 2020.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan tujuan penelitian diharapkan penelitian ini memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Menambah wawasan dan pengetahuan tentang penerapan dan kemampuan ANN dalam memprediksi kepada pembaca.
2. Memberi gambaran kepada PDAM Tirta Dharma Kota Malang dalam memperkirakan volume air yang akan disalurkan kepada pelanggan PDAM Tirta Dharma Kota Malang setiap bulannya sehingga dapat memenuhi kebutuhan pelanggan.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian yang dilakukan yaitu, sebagai berikut:

1. Algoritma yang digunakan adalah *backpropagation*
2. Data yang digunakan untuk memprediksi volume penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum di Kota Malang yaitu data bulanan yang didapat dari kantor pusat Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang pada bulan Januari tahun 2015 sampai dengan bulan September tahun 2019.
3. Data *input* digunakan adalah data bulanan yang merupakan data 12 bulan sebelumnya. Sedangkan dan *output* yang digunakan adalah data bulan ke-13.

1.6 Sistematika Penulisan

Agar penulisan skripsi lebih terarah dan mudah dipahami, sistematika penulisan yang dibagi menjadi lima bab yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bagian pendahuluan terdiri dari latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN PUSTAKA

Bab ini menjelaskan tentang teori-teori yang digunakan sebagai pendukung pembahasan untuk menjawab rumusan masalah, meliputi, ANN, arsitektur ANN, fungsi aktivasi, algoritma *backpropagation*, optimalisasi arsitektur *backpropagation*, aplikasi *backpropagation* dalam peramalan, *normalisasi data*, *k-fold Cross Validation*, kesalahan dan tingkat akurasi, penyaluran air PDAM, PDAM Tirta Dharma Kota Malang, dan *artificial neural network* dalam *Al-Quran*.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini berisi tentang pendekatan penelitian, jenis serta sumber data, variabel penelitian, dan tahap analisis data.

BAB IV PEMBAHASAN

Pembahasan berisi tentang langkah-langkah dan pembahasan mengenai prediksi volume penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang menggunakan *artificial neural network backpropagation* dan tingkat akurasi hasil prediksi.

BAB V PENUTUP

Bab ini berisi kesimpulan dari hasil pembahasan dan saran untuk penelitian selanjutnya.



BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

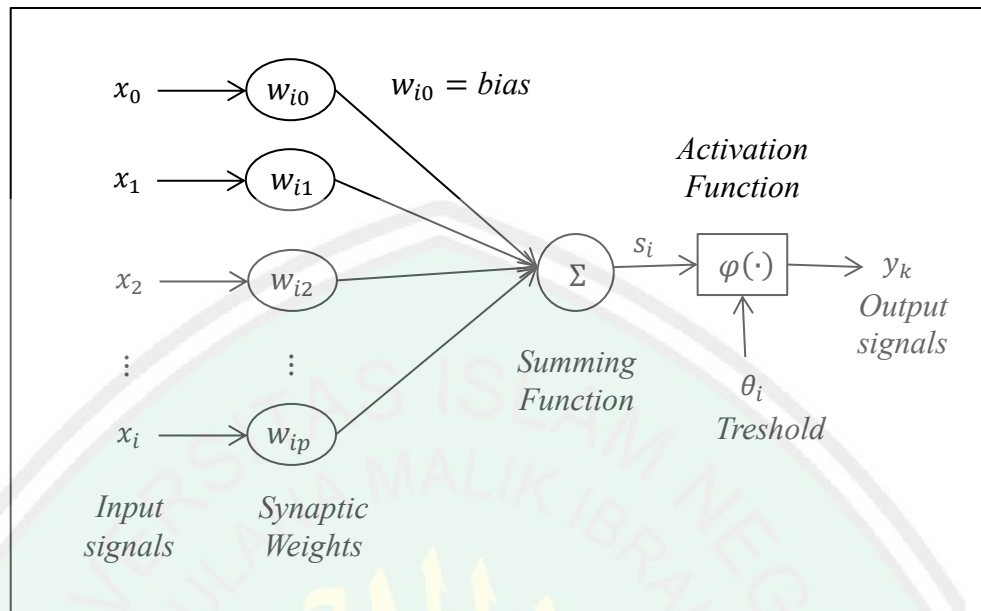
2.1 ANN

ANN merupakan bentuk representasi buatan otak manusia yang mencoba untuk menirukan proses yang ada pada otak manusia (Matodang, 2013). ANN diciptakan sebagai wujud sebuah model matematis yang diperoleh dari pemahaman manusia (*human cognition*) yang didasarkan atas (Wati, 2011) :

1. Neuron sebagai elemen sederhana yang digunakan untuk memproses informasi.
2. Terdapat penghubung antar neuron untuk mengantarkan sinyal.
3. Setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang akan proses dengan sinyal yang terhubung.
4. Terdapat fungsi aktivasi pada input untuk setiap neuron dan menentukan sinyal keluarannya.

Secara matematis, model ANN dikatakan baik atau tidak ditentukan oleh (Sutojo, dkk, 2011):

1. Arsitektur jaringan yang merupakan penentu pola antar neuron.
2. Metode pemahaman yang menentukan serta berperan dalam memperbaiki bobot.
3. Fungsi aktivasi.



Gambar 2. 1 Model Matematis Artificial Neural Network Sederhana

Model pada Gambar 2.1 aktivitas internal neuron dapat ditunjukkan dengan sebagai berikut:

$$s_i = \sum_{j=0}^p W_{ij} X_j \quad (2.1)$$

Keterangan:

W_{ij} : bobot antara input dan output layer ke ij , ($i = 1, 2, \dots, n$) dan ($j = 0, 1, \dots, n$)

X_i : input ke i

Jika s_i melewati suatu fungsi aktivasi maka, y_k akan menjadi *output* neuronnya.

2.2 Arsitektur ANN

Arsitektur jaringan pada ANN adalah hubungan antar neuron yang merupakan salah satu penentu suatu model dikatakan baik (Sutojo, dkk., 2011). Setiap pola *input* serta *output* yang diberikan akan dirambatkan di dalam neuron.

Neuron-neuron tersebut akan berada pada suatu lapisan yang disebut neuron. Lapisan-lapisan yang menjadi penyusun ANN terdiri dari 3 bagian, yaitu (Matodang, 2013):

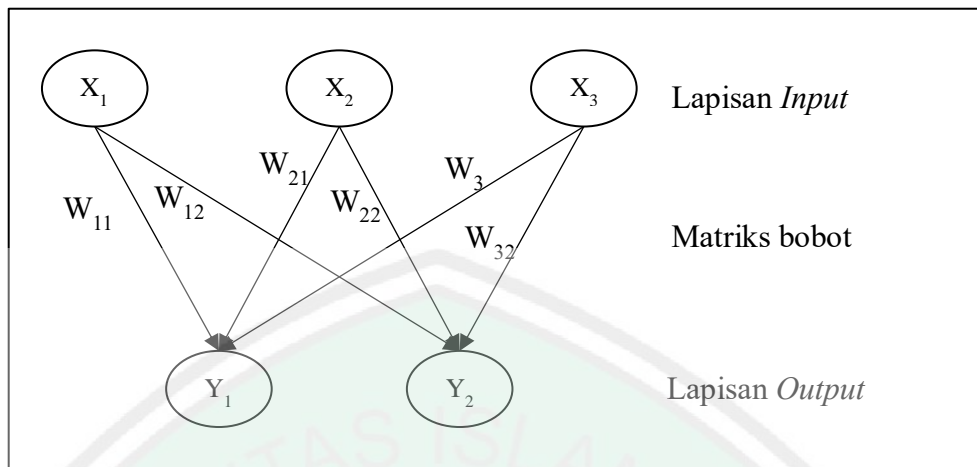
1. Lapisan *Input*, pada lapisan ini terdapat beberapa nilai masukan yang merupakan wujud dari suatu masalah.
2. Lapisan Tersembunyi, lapisan ini terdiri dari beberapa unit merupakan penerima pola dari unit masukan. Nilainya yang ingin diketahui perlu adanya suatu fungsi aktivasi.
3. Lapisan *Output*, lapisan yang terdiri satu atau lebih unit yang ingin diketahui merupakan penerima pola dari lapisan sebelumnya. Hasil dari lapisan ini menjadi solusi penyelesaian dari suatu masalah.

Ada beberapa jenis arsitektur yang umum dipakai dalam berbagai aplikasi.

Arsitektur ANN tersebut, yaitu (Haykin, 2008):

1. Jaringan Lapisan Tunggal (*Single Layer Network*)

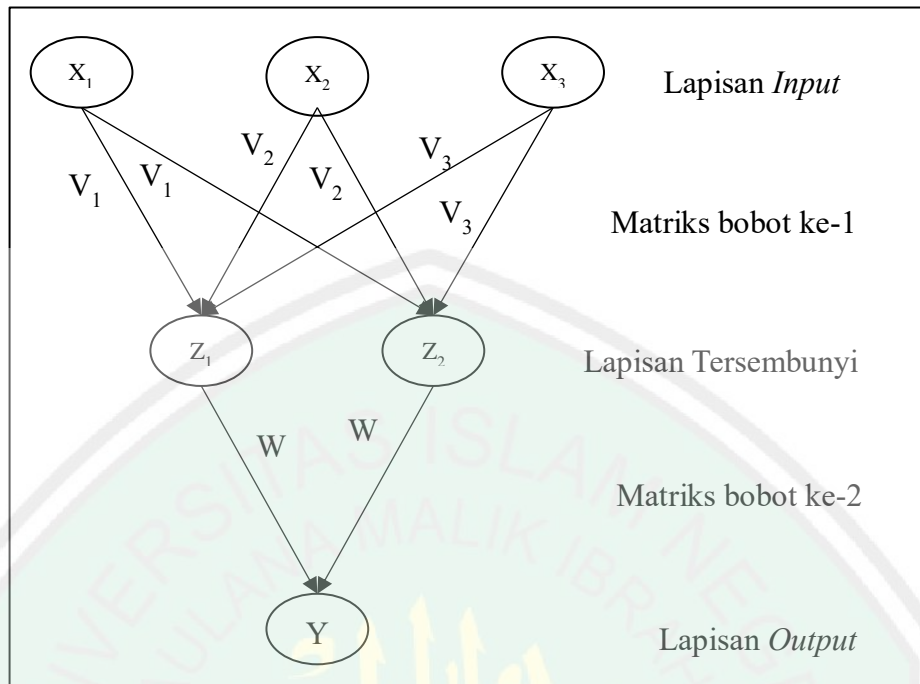
Jaringan saraf dengan satu lapisan merupakan bentuk yang paling sederhana. Bentuk jaringan ini terdiri dari lapisan *input* dan lapisan *output*. Lapisan *output* memproyeksikan langsung kelapisan *output neuron*. Ilustrasi *single layer* dapat dilihat Gambar 2.2 Lapisan *input* terdapat 3 *neuron*, 2 *neuron* pada lapisan *output*. Semua neuron pada lapisan satu dan dua dihubungkan dengan bobot-bobot yang bersesuaian.



Gambar 2. 2 Jaringan Saraf Single Layer

2. Jaringan layar jamak (*Multi Layer Network*)

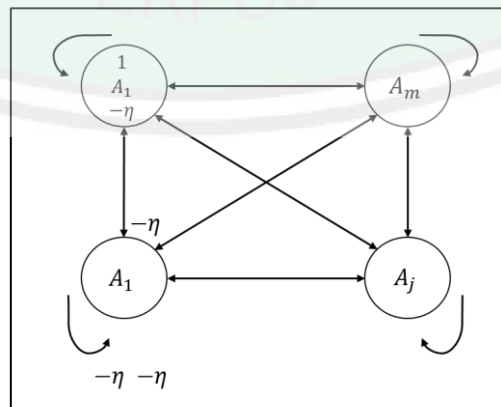
Jaringan saraf lapisan jamak berbeda dengan lapisan tunggal. Pada lapisan jamak terdapat lapisan tersembunyi atau bisa disebut (*hidden layer*). Lapisan ini dinamakan tersembunyi karena bagian dari saraf tidak langsung terlihat dari lapisan *input* ataupun *output*. Lapisan *input* diproyeksikan ke dalam lapisan tersembunyi setelah itu ke lapisan *output*. Jaringan ini dapat menyelesaikan sebuah masalah yang lebih rumit jaringan dengan lapisan tunggal. Gambar 2.3 merupakan ilustrasi dari jaringan yang mempunyai lapisan jamak dengan 3 *node* lapisan *input*, 2 *neuron* pada lapisan tersembunyi, dan 1 *neuron* lapisan *output*.



Gambar 2. 3 Jaringan Saraf *Multi Layer*

3. Recurrent Network

Jaringan berulang atau *recurrent network* dapat terdiri dari satu lapisan *neuron* dimana setiap *neuron* menghubungkan *outputnya* kembali ke semua *input neuron* lain. Struktur yang digambarkan dalam Gambar 2.4 ada *loop* dalam jaringan yang *output neuron* kembali ke *inputnya* sendiri. Jaringan ini diilustrasikan pada Gambar 2.4.



Gambar 2. 4 Jaringan Saraf *Recurrent*

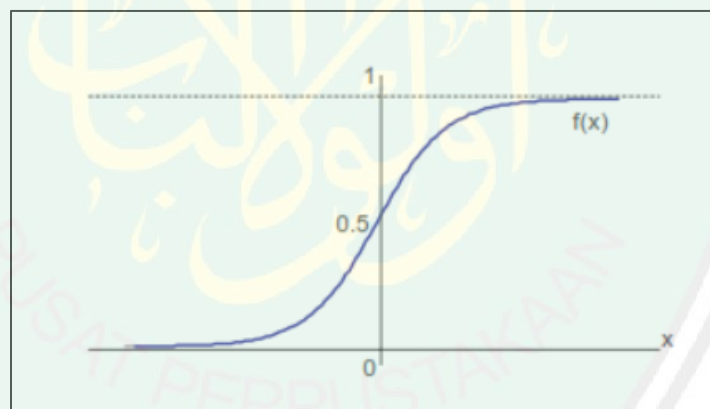
2.3 Fungsi Aktivasi

Fungsi untuk menghasilkan nilai keluaran pada setiap *neuron* disebut fungsi aktivasi. Syarat fungsi yang dapat dipakai adalah kontinu, mudah terdiferensial dan fungsi yang tidak turun. Fungsi *sigmoid biner* yang memiliki range antara 0 sampai 1 adalah fungsi yang sering dipakai. Alasan mengapa fungsi ini sering dipakai adalah karena fungsi ini memenuhi beberapa syarat yang ditentukan, berikut ini adalah fungsi *sigmoid biner* (Siang, 2009):

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

dengan turunan

$$f'(x) = (f(x)(1 - f(x))) \quad (2.3)$$



Gambar 2. 5 Grafik Fungsi Sigmoid Biner

Menurut Jong Jek Siang (2009) fungsi sigmoid memiliki nilai tertinggi yaitu 1. Jika suatu permasalahan yang memiliki target > 1 , data harus diubah terlebih dahulu agar dapat diproses. Ketika semua data sudah diubah, maka semua polanya memiliki nilai yang sesuai dengan *range* pada fungsi yang digunakan.

2.4 Algoritma *Backpropagation*

Pelatihan *backpropagation* meliputi tiga fase, yaitu (Jumarwanto, dkk, 2009):

1. Propagasi Maju

Pada proses propagasi maju, sinyal *input* (X_i) diproyeksikan ke lapisan tersembunyi menggunakan fungsi aktivasi. Hasil yang didapatkan dari setiap *node* pada lapisan tersembunyi (Z_i) melalui fungsi aktivasi akan dilanjutkan ke lapisan tersembunyi lainnya hingga menghasilkan nilai *output* pada lapisan *output*-nya. Setelah itu, hasil yang didapatkan dari nilai *output* (y_k) dibandingkan dengan nilai target yang seharusnya dicapai (t_k). Cara membandingkannya dengan mencari nilai erornya ($t_k - y_k$). Jika didapatkan nilai eror lebih kecil dari batas kesalahan, maka iterasi dihentikan, tetapi ketika nilai eror melebihi batas toleransi kesalahan, maka dilakukan pengkoreksian bobot pada setiap *node* untuk mengurangi nilai eror. Tahap pengkoreksian bobot disebut dengan tahap propagasi mundur.

2. Propagasi Mundur

Propagasi mundur dilakukan apabila nilai yang dihasilkan lapisan *output* memiliki tingkat kesalahan lebih besar dari batas kesalahan yang telah ditentukan. Berdasarkan nilai erornya ($t_k - y_k$), dihitung eror gradien pada *output layer* $\delta_k (k = 1, 2, \dots, m)$. δ_k dipakai untuk mengubah bobot yang terhubung dengan lapisan *output*. Langkah yang sama, nilai bobot diubah pada setiap unit dari *hidden layer* ke lapisan dibawahnya.

3. Perubahan Bobot

Setelah eror gradien δ ditemukan, bobot untuk setiap garis diubah secara bersama-sama. Perubahan bobot pada setiap *node* berubah berdasarkan eror gradien δ *neuron* di lapisan atasnya. Misalnya, perubahan bobot yang ditujukan ke *output layer* didasarkan pada δ_k yang ada di *output layer*. Langkah tersebut dilakukan hingga kesalahan lebih kecil dari batas yang ditentukan.

Berikut ini adalah algoritma *backpropagation* untuk satu *hidden layer* dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* (Syukri & Samsuddin, 2018):

Langkah 1 : Membuat inisialisasi bobot menggunakan bilangan *random* dengan interval $(-a, a)$ dengan a bilangan real.

Langkah 2 : Tahap maju dari langkah 2 sampai dengan langkah 4. Setiap unit *input* ($X_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal *input* dan menyalurkan ke semua unit *hidden layer*.

Langkah 3 : Setiap unit *hidden layer* ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) memproses sinyal-sinyal *input* yang berbobot,

$$Z_{net_j} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji} \quad (2.4)$$

Fungsi aktivasi yang digunakan untuk memproses sinyal *outputnya*,

$$Z_j = f(Z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{net_j}}} \quad (2.5)$$

Kemudian hasilnya akan dikirimkan ke semua unit pada lapisan *output*.

Langkah 4 : Setiap unit pada lapisan *output* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) memproses sinyal *output* yang berbobot.

$$y_{net_k} = W_{k0} + \sum_{i=1}^p Z_j W_{kj} \quad (2.6)$$

W_{k0} merupakan bobot bias ke 0 pada *hidden layer* dan *output layer* ke k , Z_j *output hidden layer* ke j dan W_{kj} merupakan bobot ke j pada *hidden layer* dan *output layer* ke k . Kemudian nilai output sebelum diaktivasi (y_{net_k}) akan diaktivasi untuk memproses sinyal *output*,

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (2.7)$$

Langkah 5 : Tahap mundur dari langkah 5 sampai dengan langkah 6. Setiap unit y_k menerima pola t_k untuk menghitung error gradien pada *output* (δ_k). Hitung koreksi bobotnya untuk memperbaiki bobot antara *hidden layer* dan lapisan *output* (W_{jk}),

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (2.8)$$

Menghitung koreksi bias untuk memperbaiki nilai bias antara *hidden layer* dan lapisan *output* (W_{k0}),

$$\Delta W_{k0} = \alpha \delta_k \quad (2.9)$$

Langkah 6 : Tiap-tiap unit *hidden layer* ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) memproses semua sinyal *input* dari lapisan *output*,

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (2.10)$$

Memproses fungsi aktivasi untuk menghitung eror pada *hidden layer* (δ_j),

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(Z_{net_j}) = \delta_{net_j} Z_j (1 - Z_j) \quad (2.11)$$

Menghitung koreksi bobot untuk memperbaiki nilai bobot antara lapisan *input* dan *hidden layer* (V_{ji}),

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_j X_i \quad (2.12)$$

Mengitung koreksi bias untuk memperbaiki nilai bobot antara lapisan *input* and *hidden layer* (V_{j0}),

$$\Delta V_{j0} = \alpha \delta_j \quad (2.13)$$

Langkah 7 : Setiap unit *output* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) memperbaiki bobot dan bias,

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \Delta W_{kj}, \quad (k = 1, 2, \dots, m; j = 0, 1, \dots, p) \quad (2.14)$$

Tiap-tiap unit *hidden layer* bobot dan bias,

$$V_{ji}(\text{baru}) = V_{ji}(\text{lama}) + \Delta V_{ji}, \quad (j = 0, 1, \dots, p; i = 0, 1, \dots, n) \quad (2.15)$$

Langkah 8: Tes kondisi berhenti.

2.5 Optimalisasi Arsitektur *Backpropagation*

2.5.1 Pemilihan Bobot dan Bias Awal

Bobot awal sangat mempengaruhi jaringan dalam mencapai titik minimum perulangan serta kecepatan konvergensinya (Siang, 2009). Ada beberapa cara dalam inisialisasi bobot dan bias awal. Inisialisasi bobot awal dapat dilakukan secara random dengan interval $[-a, a]$ dengan a merupakan bilangan real (Sodhi & Chandra, 2014). Cara yang diusulkan oleh Kusumadewi dalam bukunya pemberian bobot awal dilakukan secara acak dengan interval -0.5 sampai 0.5 atau -1 sampai 1 atau interval yang lainnya. Sedangkan Nguyen dan Widrow membuat cara dengan menginisialisasi bobot dan bias untuk memperoleh iterasi yang lebih efektif, yaitu (Kusumadewi, 2003):

- a. Inisialisasi bobot ($v_{ij}(\text{lama})$) bilangan *random* dengan interval $[-0.5, 0.5]$.
- b. Hitung $\|v_j\| = \sqrt{v_{j1}^2 + v_{j2}^2 + \dots + v_{jn}^2}$
- c. Bobot yang akan dipakai sebagai inisialisasi awal adalah $v_j = \frac{\beta v_{j1}(\text{lama})}{\|v_j\|}$
- d. Bobot Bias yang akan dipakai sebagai inisialisasi awal adalah v_{0j} yaitu bilangan *random* antara $-\beta$ dan β dengan $\beta = 0,7^n \sqrt{p}$

Keterangan:

n = Jumlah unit *input*

p = Jumlah unit *hidden layer*

β = Faktor skala

2.5.2 Jumlah Unit Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Banyaknya unit tersembunyi pada suatu jaringan yang dapat mempermudah pelatihan tidak dapat dipastikan jumlahnya. Secara teoritis *backpropagation* sudah cukup baik dalam mengenali jaringan dengan satu *hidden layer* pada sebuah jaringan sudah cukup bagi *backpropagation*. Tidak menutup kemungkinan melakukan penambahan pada *hidden layer* dapat meningkatkan tingkat akurasi juga dapat mempuat pelatihan menjadi lebih mudah dan cepat.

Jika terdapat jaringan yang memiliki lebih dari satu layar tersembunyi, maka algoritma pelatihan yang dijabarkan sebelumnya berbeda dengan jaringan yang hanya memiliki satu layer tersembunyi. Propagasi maju, keluaran harus dihitung untuk tiap *layer*. Sedangkan, dalam propagasi mundur, eror gradien dihitung untuk setiap *hidden layer*, dimulai dari *output layer* (Siang, 2009).

2.5.3 Jumlah Pola Pelatihan

Jumlah pola yang dibutuhkan jaringan agar dapat dilatih hingga menghasilkan model yang baik tidak dapat dipastikan. Tingkat akurasi dan banyaknya bobot mempengaruhi jumlah pola jaringan. Pemilihan bobot yang tepat dapat menghasilkan jumlah pola yang efektif. Jumlah pola dapat di perkirakan dengan perhitungan (Siang, 2009):

$$\text{Jumlah Pola} = \text{Jumlah bobot} / \text{Tingkat akurasi}$$

2.5.4 Lama Iterasi

Algoritma *backpropagation* digunakan untuk memperoleh keseimbangan antara pengenalan pola pelatihan dengan pola pengujian secara benar. Untuk menganali pola dengan baik, jaringan dapat dilatih secara terus-menerus.

Meskipun begitu, dengan melakukan beberapa iterasi tetap tidak dapat dipastikan bahwa pola pelatihan dapat dikenali dengan tepat. Jadi tidak bermanfaat jika melakukan iterasi hingga eror pada pola pelatihan sama dengan 0.

Pada umumnya data dibagi menjadi data *learning* dan data *testing*. Perubahan bobot yang dilakukan berdasarkan pola *learning*. Selama proses pelatihan (misal setiap 15 epoch), eror yang terjadi dihitung berdasarkan semua data (*learning* dan *testing*). Jika eror masih menurun, pelatihan terus dijalankan, tetapi jika eror naik maka proses iterasi dihentikan. Jika terus dilakukan solusi yang dihasilkan tidak akan baik (Siang, 2009).

2.6 Aplikasi *Backpropagation* dalam Peramalan

Peramalan adalah satu bidang yang menggunakan algoritma *backpropagation* dalam pengaplikasiannya. Banyak jenis peramalan yang dapat dilakukan menggunakan algoritma ini, misalnya prediksi besarnya aliran sungai. Secara umum, masalah peramalan biasanya untuk memperkirakan pada waktu x_{n+1} dibutuhkan data pada waktu sebelumnya, misalnya x_1, x_2, \dots, x_n . Dalam *backpropagation*, besarnya periode perlu ditentukan melalui letak data yang berfluktuasi sebagai data masukan. Periode ini ditentukan dengan cara intuitif (Siang, 2009).

2.7 Normalisasi Data

Pada proses pencarian model ANN dapat dilakukan dengan cara yang lebih efisien, yaitu dengan memproses data input dan target dengan langkah-langkah tertentu. Normalisasi data adalah cara untuk membuat proses pelatihan menjadi lebih efisien. Proses normalisasi pada data input memberikan pengaruh besar pada data agar sesuai untuk proses pelatihan. Tanpa adanya normalisasi data, proses pelatihan pada ANN akan sangat lambat. Ada banyak cara untuk menormalisasi data yang dapat digunakan untuk merubah skala data pada interval yang sama pada setiap data input untuk meminimalkan bias. Normalisasi data dapat mempercepat waktu pelatihan dengan memulai proses pelatihan untuk setiap variabel input pada skala yang sama (Jayalakshmi & Santhakumaran, 2011). Normalisasi data juga dapat digunakan untuk menghasilkan model yang lebih baik (Paulin & Santhakumaran, 2010).

Fungsi aktivasi yang akan digunakan adalah sigmoid biner, di mana *range* keluaran dari fungsi ini antara [0,1]. Data dapat dinormalisasikan ke interval 0 sampai 1, tetapi fungsi sigmoid merupakan fungsi asimtotik (tidak pernah mencapai 0 ataupun 1 maka, lebih baik jika data dinormalisasikan ke interval lebih kecil. Jika a merupakan data minimum dan b merupakan data maksimum, maka persamaan yang digunakan adalah (Siang, 2009):

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \quad (2.16)$$

$$x'' = \frac{x' - 0.1}{0.8}(b - a) + a \quad (2.17)$$

2.8 K-Fold Cross Validation

Pembagian data *training* dan *testing* dapat menggunakan *cross validation*, banyaknya kelompok harus ditentukan. Pada *k-fold cross validation*, data dibagi secara acak menjadi k *subsample* yang sama. Hasil dari k *subsample*, $k - 1$ *subsample* menjadi data *training*, dan 1 *subsample* menjadi data *testing*. Cara yang sama dilakukan sebanyak k kali dan hasil akhir yang diperoleh adalah rata-rata dari semua perulangan (Vakharia & Gujar, 2019).

Banyaknya k yang umum digunakan menurut Witten adalah k sebanyak 10. Apabila $k = 10$, data dibagi menjadi 10 kelompok sama banyak. Maka $1/10$ kelompok akan menjadi data *testing*, sedangkan $9/10$ menjadi data *training*. Pada setiap kelompok dilakukan pengujian dan setiap pengujian dihitung rata-rata erornya. Kemudian semua eror akan dirata-rata untuk menghasilkan kesalahan secara keseluruhan. Penyebab pemilihan banyaknya $k = 10$ karena 10 adalah jumlah k terbaik dengan tingkat kesalahan yang kecil. Beberapa bukti teoritis mendukung pendapat ini dan menjadi perdebatan tentang berapa banyak k terbaik untuk perhitungan. Meskipun begitu, $k = 10$ menjadi nilai standar yang digunakan untuk *cross validation* karena dianggap praktis. Tidak hanya $k = 10$ yang diperkirakan menghasilkan eror kecil, tetapi $k = 5$ dan $k = 20$ memiliki hasil yang hampir sama bagusnya dengan $k = 10$ (Witten, dkk, 2011). Gambar 2.7 adalah contoh pembagian data *k-fold cross validation* dengan $k = 5$.

					I Fold
<i>Testing</i>				<i>Training</i>	
					II Fold
<i>Training</i>		<i>Testing</i>		<i>Training</i>	
					III Fold
<i>Training</i>			<i>Testing</i>		<i>Training</i>
					IV Fold
<i>Training</i>				<i>Testing</i>	
					V Fold
<i>Training</i>				<i>Testing</i>	

Gambar 2. 7 Contoh K-Fold Cross Validation

2.9 Kesalahan dan Tingkat Akurasi

Perhitungan mengenai kesalahan dalam ANN sangat penting dilakukan, karena menghitung kesalahan merupakan bagian dari algoritma untuk memperbarui bobot. Perhitungan kesalahan *output* didapatkan dari beda nilai *output* hasil perhitungan dan target yang ditentukan (Hermawan, 2006). Perhitungan kesalahan yang sering digunakan untuk menghitung beda antara nilai *output* dan target adalah *Sum Square Error* (SSE), *mean square error* (MSE), yaitu (Sungkawa & Megasari, 2011):

$$SSE = \sum_{k=1}^n e_k^2 \quad (2.18)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n e_k^2 \quad (2.19)$$

Sedangkan untuk mengetahui ukuran ketepatan yang digunakan untuk mengetahui presentase kesalahan hasil prediksi dapat dihitung menggunakan MAPE.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |PE_k| \quad (2.20)$$

Presentase kesalahannya adalah

$$PE_k = \left(\frac{y_k - t_k}{y_k} \right) \times 100\% \quad (2.21)$$

Keterangan :

e_k : eror nilai *output* ke k

n : Banyaknya data

PE_k : Persentase eror ke k

y_k : Nilai *output* ke k

t_k : Nilai target ke k

k : banyaknya *output layer* ($k = 1, 2, \dots, n$)

2.10 Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM)

Penyaluran air PDAM adalah volume air yang disalurkan melalui suatu sistem tertentu ke daerah layanan untuk disalurkan kepada pelanggan PDAM (Jauhari, dkk, 2016). Air yang disalurkan tidak semuanya akan sampai kepada pelanggan karena ketika proses penyaluran ke pelanggan sering terjadi kehilangan air. Kebocoran yang terjadi pada pipa menyebabkan terjadinya kehilangan air. Ada beberapa sistem penyaluran air yang dapat dilakukan, yaitu (Kencanawati dan Mustakim, 2017):

1. Gravitasi, cara yang digunakan apabila ada perbedaan elevasi yang cukup besar antara sumber air dan daerah layanan. Sehingga diperlukan tekanan yang stabil.

2. Pemompaan, cara yang digunakan untuk menyalurkan air ke daerah layanan dari resevoir. Cara ini dilakukan untuk meningkatkan tekanan agar air yang disalurkan dapat tersampaikan dengan baik.
3. Gabungan, cara yang digunakan dalam pemakaian tinggi serta pemakaian dalam kondisi darurat untuk mempertahankan tekanan air yang disalurkan.

2.11 Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang

Ada beberapa macam sumber air yang dapat digunakan PDAM untuk disalurkan kepada pelanggan. Sumber air baku untuk penyaluran air di PDAM Tirta Dharma Kota Malang berasal dari sumber mata air. Berdasarkan keterangan dari kantor pusat PDAM Tirta Dharma Kota Malang, berikut ini adalah sumber-sumber yang digunakan oleh PDAM Tirta Dharma Kota Malang :

1. Sumber Binangun lama
2. Sumber Binangun baru
3. Sumber Karang
4. Sumber Sumber sari
5. Sumber Wendit I
6. Sumber Wendit II
7. Sumber Wendit III
8. Sumber Banyuning
9. Sumur Bandut I
10. Sumur Badut II
11. Sumur Sumber Sari I

12. Sumur Istana Dieng I
13. Sumur Istana Dieng II
14. Sumur Supit Urang I
15. Sumur Supit Urang II
16. Mulyorejo
17. Tlogomas I
18. Tlogomas II
19. Sumber PTU

Penyaluran air melalui sistem gravitasi yaitu penyaluran dengan memanfaatkan ketinggian dan gaya gravitasi bumi. Sistem ini dilakukan melalui sistem pompa dan dengan menurunkan air dari ketinggian. Jumlah air yang disalurkan selalu berbeda setiap bulannya. Jumlah penduduk dan pelanggan serta faktor alam seperti pergantian musim menjadi penyebab perbedaan jumlah air yang didistribusikan (Pramonoaji, dkk, 2013).

2.12 *Artificial Neural Network* dalam al-Quran

ANN adalah sebuah sistem yang memproses informasi dimana karakteristik yang dimiliki mirip seperti karakteristik jaringan otak manusia yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi pada otak manusia. Otak manusia memiliki struktur yang sangat kompleks yang terdiri dari neuron-neuron dan sinapsis. Diperkirakan otak manusia terdapat neuron dan sinapsis sebanyak 10^{12} dan 6×10^{18} . Jumlah neuron dan sinapsis yang begitu banyak membuat manusia melakukan berbagai hal, misalnya melakukan perhitungan, mengenali pola, serta

bekerja dalam kecepatan tinggi dalam mengontrol organ-organ yang ada di dalam tubuh. Mengingat banyaknya neuron dan sinapsis yang menghubungkan ke otak sehingga dapat bekerja dengan baik terlihat bahwa tidak ada yang dapat menciptakan manusia sebaik ciptaan Allah SWT. Allah SWT berfirman dalam Surat An-Nahl ayat 17 yang artinya:

“Maka apakah (Allah) yang menciptakan itu sama dengan yang tidak dapat menciptakan (apa-apa)?. Maka mengapa kamu tidak mengambil pelajaran”.

Dalam penelitian ini ANN menggunakan algoritma *backpropagation* akan digunakan untuk memprediksi penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang. Beberapa faktor akan digunakan sebagai nilai *input* yang akan diteruskan melalui neuron-neuron dan sinapsis.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan penelitian yang dipakai dalam penelitian ini adalah studi literatur dan kuantitatif. Pendekatan studi literatur dengan mengkaji dari buku, jurnal dan artikel yang berkaitan sebagai sumber acuan dalam menyelesaikan penelitian. Pendekatan kuantitatif dimana data yang dipakai berupa angka.

3.2 Sumber Data

Data yang dipakai dalam penelitian ini yaitu data skunder. Data didapatkan dari kantor pusat Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang. Data diambil dari bulan Januari tahun 2015 sampai dengan bulan September tahun 2019.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 13 variabel. 12 variabel *input* karena data memiliki periodik waktu 12 bulan dan 1 variabel *output*, yaitu:

1. Y : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t)
2. X_1 : Volume penyaluran air pada bulan ke- ($t-12$)
3. X_2 : Volume penyaluran air pada bulan ke- ($t-11$)
4. X_3 : Volume penyaluran air pada bulan ke- ($t-10$)

5. X_4 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-9)
6. X_5 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-8)
7. X_6 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-7)
8. X_7 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-6)
9. X_8 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-5)
10. X_9 : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-4)
11. X_{10} : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-3)
12. X_{11} : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-2)
13. X_{12} : Volume penyaluran air pada bulan ke- (t-1)

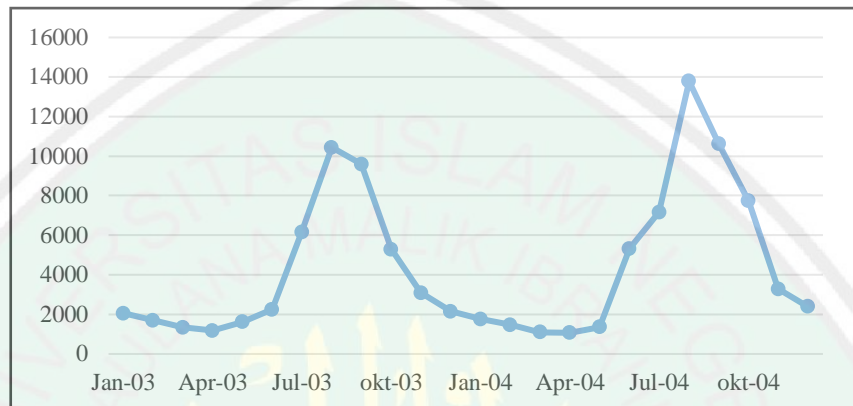
3.4 Langkah-Langkah Penelitian

Langkah-langkah pada penelitian ini dilakukan dengan beberapa tahap yaitu sebagai berikut:

1. Mengambil data pada bulan Januari tahun 2015 sampai dengan bulan September tahun 2019.
2. Mendiskripsikan data.
3. Mendefinisikan variabel *input* dan *output* yang diilustrasikan untuk menentukan *input* dan *output*. Berikut adalah ilustrasi penentuan *input* dan *output*. Ilustrasi penentuan variabel *input* dan *output* dilakukan pada suatu data bulanan penjualan suatu produk makanan kaleng selama 2 tahun terakhir seperti pada Tabel 3.1 akan dibuat model *backpropagation* untuk memprediksi jumlah produk yang terjual bulan depan.

Tabel 3.1 Data Ilustrasi

Tahun	Penjualan tiap bulan					
2003	2045	1696	1341	1181	1613	2242
	6161	10437	9590	5291	3081	2147
2004	1767	1466	1090	1070	1355	5324
	7167	13780	10629	7725	3284	2400



Gambar 3.1 Grafik Penjualan Setiap Bulan

Gambar 3.1 adalah grafik penjualan dari Tabel 3.1 menunjukkan bahwa memiliki periodik waktu 12 bulan. Sehingga, model yang digunakan memiliki 12 buah *input* dan 1 buah *output*. Pola data yang dipakai adalah data 12 bulan dan target pada bulan ke 13. Jadi terdapat 12 pola data pada satu pola seperti pada tabel 3.2.

Tabel 3.2 Contoh Data Pola Masukan

Pola	Data Masukan						Target
Pola-1	2045	1696	1341	1181	1613	2242	1767
	6161	10437	9590	5291	3081	2147	
Pola-2	1696	1341	1181	1613	2242	2242	1466
	10437	9590	5291	3081	2147	1767	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
Pola 12	2147	1767	1466	1090	1070	1355	2400
	7167	13780	10629	7725	3284	3284	

4. Menormalisasi data.

5. Membagi data menjadi 2 kelompok, yaitu data *training* dan data *testing*.
6. Menentukan fungsi yang akan dipakai dalam model *backpropagation*. Pada penelitian ini akan digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.1)$$

7. Menentukan jumlah *layer* tersembunyi pada ANN. Banyaknya *layer* tersembunyi ditentukan dengan beberapa percobaan hingga tingkat kesalahan kecil dan model jaringan optimal.
8. Inisialisasi bobot dan bias awal secara *random*.
9. Melakukan perhitungan *feedforward*.
10. Menghitung eror prediksi hasil ANN dan target.
11. Mengupdate bobot dan bias melalui proses *backward*.
12. Mengulangi langkah 8 dan 9 sampai didapatkan kesalahan yang diinginkan.
13. Mendapatkan bobot dan bias akhir.
14. Analisa hasil prediksi ANN pada data *training*.
15. Memperoleh hasil prediksi ANN pada data *training*.
16. Menguji arsitektur ANN dengan data *testing* dengan bobot dan bias akhir yang dibentuk dari proses *training*.
17. Memperoleh hasil prediksi.
18. Menguji model jaringan pada data *testing*.
19. Menghitung tingkat akurasi.
20. Mendapatkan tingkat akurasi hasil prediksi ANN.

Setelah dijelaskan mengenai langkah-langkah untuk mencari model prediksi menggunakan ANN, berikut akan dilakukan ilustrasi dalam memprediksi volume

penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang menggunakan ANN Backpropagation. Ilustrasi ANN akan dilakukan dengan variabel *input* (X_1) volume penyaluran air pada bulan ke t-3, (X_2) volume penyaluran air pada bulan ke t-2, dan (X_3) volume penyaluran air pada bulan ke t-1 serta variabel *output* (Y) volume penyaluran air pada bulan ke t dengan perbandingan data *training* dan *testing* yaitu 80%:20%.

Tabel 3. 3 Data Training

X1	X2	X3	Y
3.744.095	3.686.502	3.229.211	3.812.507
3.686.502	3.229.211	3.579.920	3.714.940
3.229.211	3.579.920	3.480.625	3.478.364
3.579.920	3.480.625	3.627.268	3.891.462
3.714.940	3.478.364	3.891.462	4.112.659
3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.784.514
3.891.462	3.762.868	3.850.219	4.135.616
3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.954.743

Tabel 3. 4 Data Testing

X1	X2	X3	Y
3.480.625	3.627.268	3.572.485	3.762.868
3.627.268	3.572.485	3.619.035	3.850.219

Pada Tabel 3.3 dan Tabel 3.4 yang akan diproses, sebelumnya harus dinormalisasikan. Hasil normalisasi data dapat dilihat pada Tabel 3.5 dan Tabel 3.6.

Tabel 3. 5 Normalisasi Data Training

X1	X2	X3	Y
0,397816	0,364503	0,1	0,437386
0,364503	0,1	0,302855	0,380952
0,1	0,302855	0,245421	0,244113
0,302855	0,245421	0,330241	0,483055
0,380952	0,244113	0,483055	0,610998
0,244113	0,483055	0,408674	0,421194

Tabel 3. 6 Normalisasi Data *Testing*

X1	X2	X3	Y
0,483055	0,408674	0,459199	0,624276
0,408674	0,459199	0,367601	0,519657
0,245421	0,330241	0,298554	0,408674
0,330241	0,298554	0,325479	0,459199

Setelah data dinormalisasi maka akan dilakukan pembentukan model prediksi dengan model jaringan 3 unit *input* pada *input layer*, 50 *neuron* pada *hidden layer*, dan 1 unit *output* pada *output layer* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* untuk mengaktifkan nilai pada *hidden* dan *output layer* dengan inisialisasi bobot dan bias awal antara *input ke hidden layer* pada Tabel 3.7 dan Tabel 3.8 serta bobot dan bias awal antara *hidden ke output layer* pada Tabel 3.9 dan Tabel 3.10 sebagai berikut:

Tabel 3. 7 Bobot Awal antara *Input* dan *Hidden Layer*

	1	2	3	4	5	...	50
1	1,5771695	-0,15242	0,131123	0,104984	2,020335	...	-1,53874
2	-0,9567445	-0,70346	0,1458	-1,15599	-1,05089	...	-0,32639
3	-0,9200052	1,188879	0,362065	0,578135	0,734652	...	-0,97819

Tabel 3. 8 Bias Awal antara *Input* dan *Hidden Layer*

bias	1	2	3	4	5	...	50
0	-1,4805676	0,011952	-0,19911	-1,00445	0,456827	...	0,291548

Tabel 3. 9 Bobot Awal antara *Hidden* dan *Output Layer*

	1
1	-1,08578498
2	0,55527025
3	-0,59560425
50	-0,44188472

Tabel 3. 10 Bias Awal antara *Hidden* dan *Output Layer*

	1
0	0,35838551

Nilai pada *hidden layer* diproses ke *output layer* dan diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Setelah didapatkan nilai keluaran dari *output layer* maka akan dihitung besarnya eror dengan cara mengurangkan antara nilai aktual dan nilai prediksi. Apabila eror yang dihasilkan 0,0001 maka proses berhenti, tetapi apabila eror masih $>0,0001$ maka dilakukan perubahan bobot melalui proses *backpropagation* hingga mencapai eror minimal 0.0001. Perubahan bobot terus dilakukan hingga didapatkan model dengan eror minimal 0,0001, bobot akhir dapat dilihat pada Tabel 3.11, 3.12, 3.13, dan Tabel 3.14.

Tabel 3. 11 Bobot Awal antara *Input* dan *Hidden Layer*

	1	2	3	4	5	...	50
1	1,968485	-0,13029	-0,34074	0,584197	3,374053	...	-2,66655
2	-1,1703	-1,0275	-0,08762	-1,34568	-2,86562	...	-0,54054
3	-0,90068	0,76531	0,132606	0,778484	0,659728	...	-0,92527

Tabel 3. 12 Bias Awal antara *Input* dan *Hidden Layer*

bias	1	2	3	4	5	...	50
0	-0,92341	-0,74013	-0,70342	-2.06411	2.587392	...	-1,08494

Tabel 3. 13 Bobot Awal antara *Hidden* dan *Output Layer*

	1
1	-1,60944
2	0,006187
50	-1,55096

Tabel 3. 14 Bias Awal antara *Hidden* dan *Output Layer*

	1
0	1,015271

Setelah itu dilakukan proses prediksi pada data *training* menggunakan bobot dan bias akhir. Hasil dapat dilihat pada pada Tabel 3. 15.

Tabel 3. 15 Hasil Prediksi Data *Training*

Bulan	Data Aktual (m ³)	Data Prediksi (m ³)	Akurasi (%)
Januari 2016	3.812.507	3.815.391,73	99,924
Februari 2016	3.714.940	3.717.543,63	99,929
Maret 2016	3.478.364	3.480.817,76	99,929
April 2016	3.891.462	3.894.051,10	99,933
Februari 2017	4.112.659	4.115.731,32	99,925
Maret 2017	3.784.514	3.786.783,27	99,940
April 2017	4.135.616	4.139.016,42	99,917
Mei 2017	3.954.743	3.957.887,51	99,920

Tingkat akurasi pada data *training* mempunyai rata-rata 99,92%, maka model jaringan dapat diuji pada data testing, apabila didapatkan hasil prediksi data training dengan tingkat akurasi dibawah 80% maka akan dilakukan pencarian model kembali hingga mendapatkan tingkat akurasi yang tinggi. Berikut adalah hasil prediksi dan tingkat akurasi yang dihasilkan ketika model diujikan pada data *testing*.

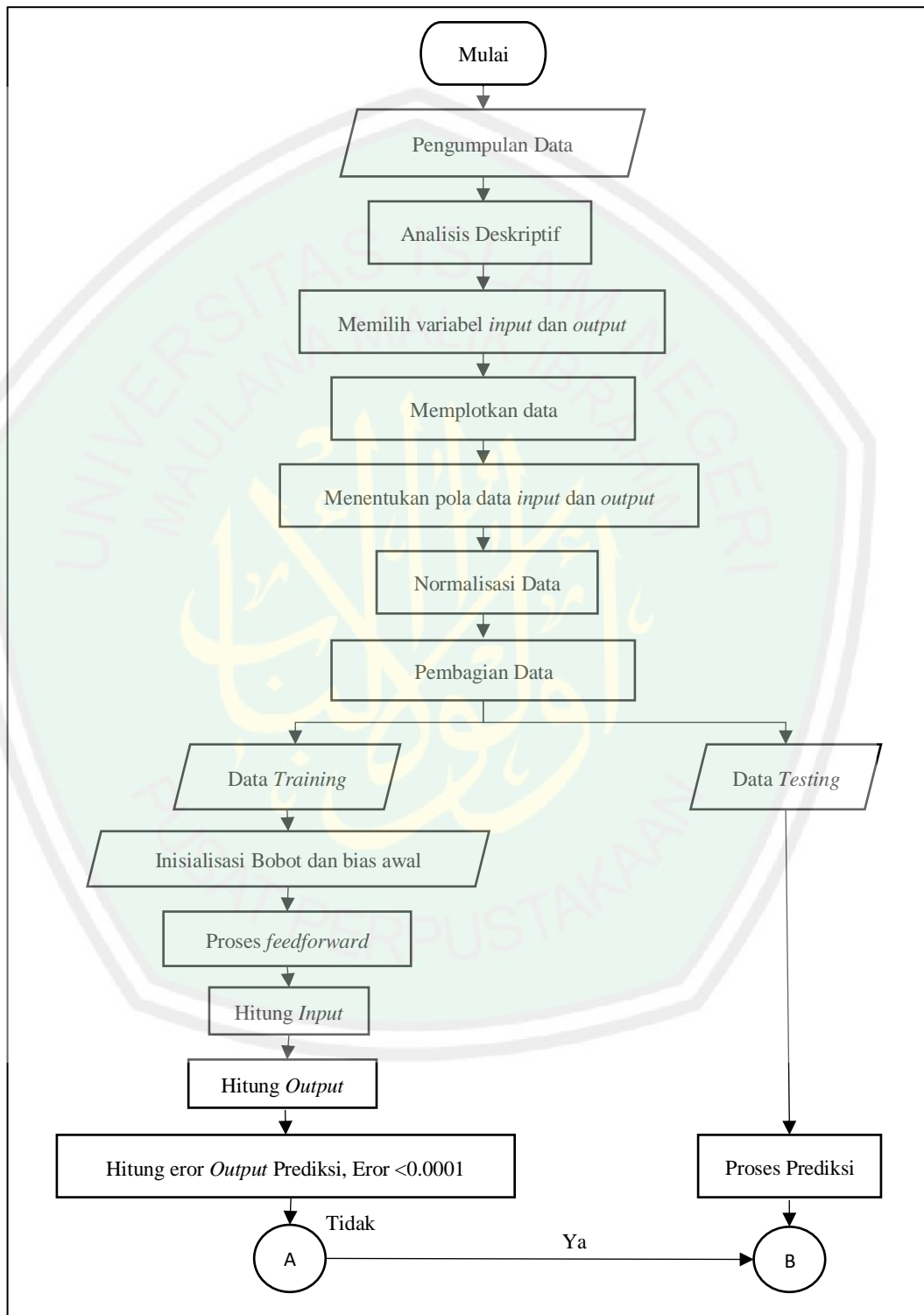
Tabel 3. 16 Hasil Prediksi Data *Testing*

Bulan	Data Aktual (m ³)	Data Prediksi (m ³)	Akurasi (%)
Mei 2016	3.762.868	3.673.770,75	97,632
Juni 2016	3.850.219	3.673.964,56	95,422

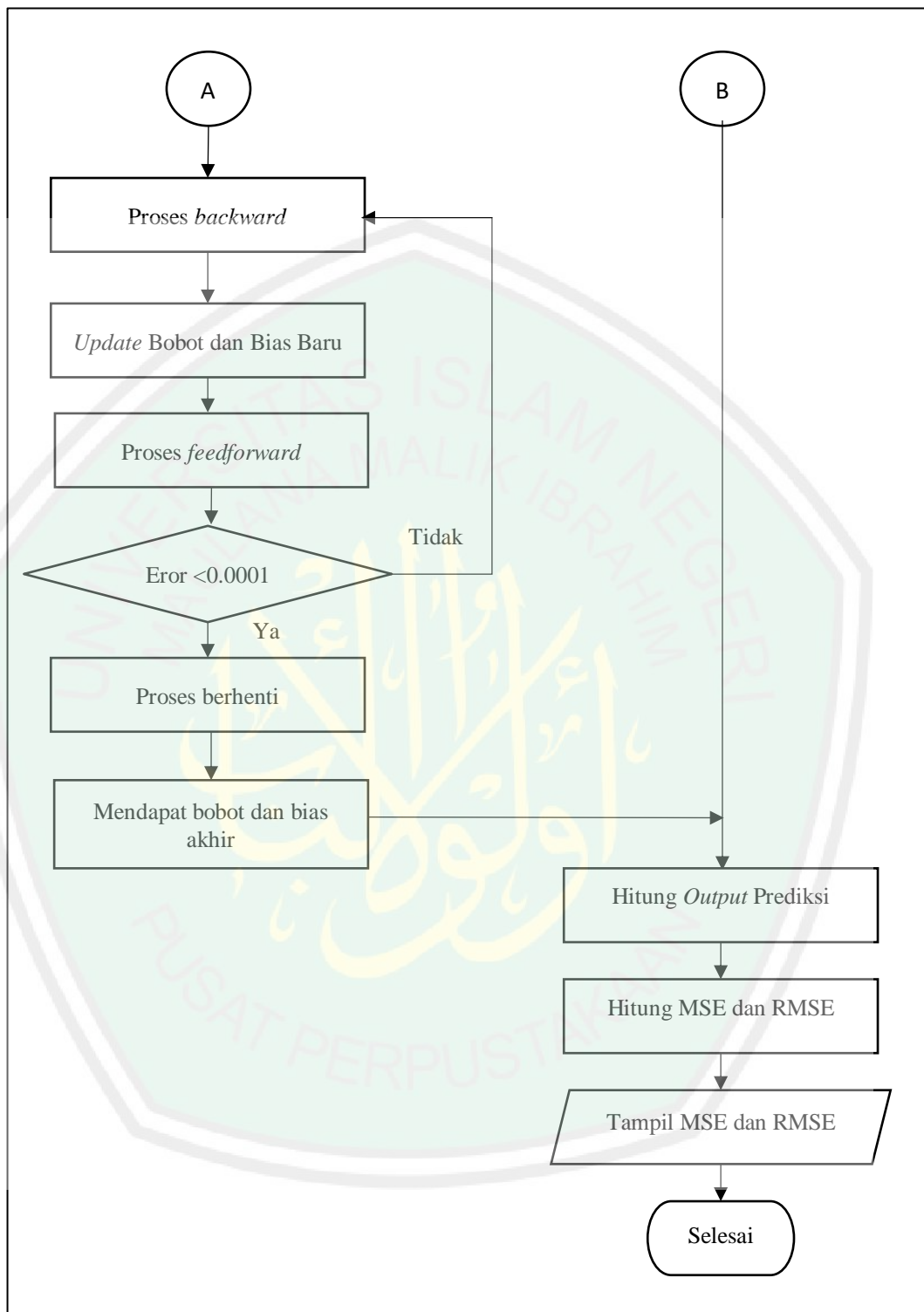
Tingkat akurasi yang dihasilkan pada data *training* memiliki rata-rata sebesar 96,25%. Tingkat akurasi yang dihasilkan termasuk tingkat akurasi yang tinggi karena mendekati 100% oleh karena itu model yang diperoleh dapat digunakan untuk memprediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang.

3.5 Flow Chart

Langkah-langkah pada ANN dapat digambarkan dengan diagram alir:



Gambar 3.2 Diagram Alir Pembentukan Model ANN



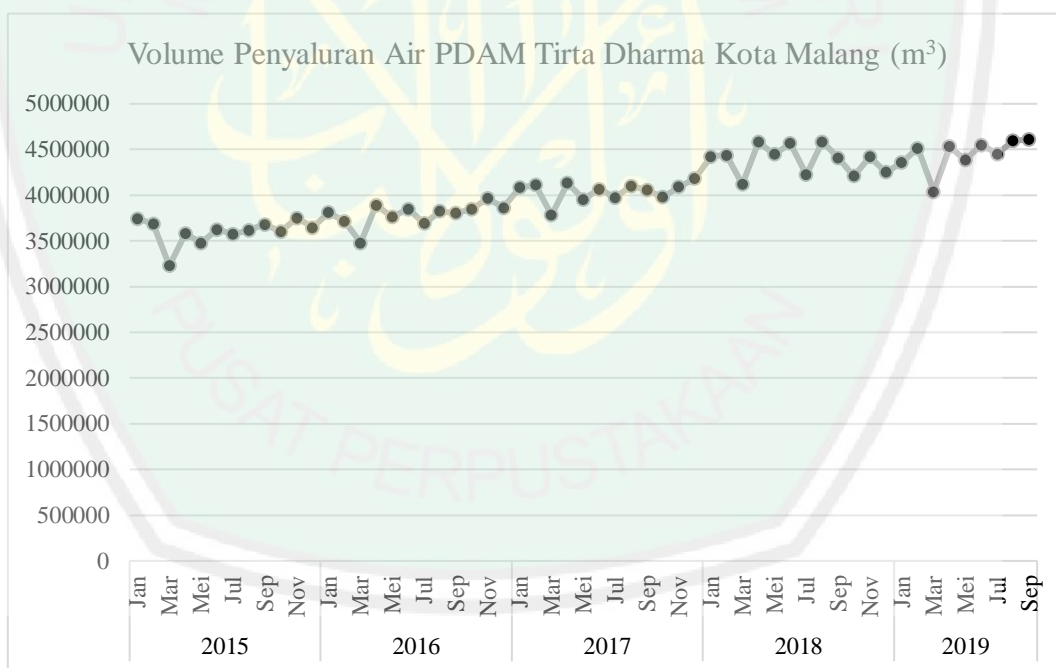
Lanjutan Gambar 3. 2 Diagram Alir Pembentukan Model ANN

BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 57 bulan. Data terdiri dari data bulanan dari bulan Januari 2015 sampai dengan bulan September 2019. Sebelum diproses, penentuan *input* dan *output* perlu dilakukan. Setelah itu, data akan dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Berikut adalah plot dari data jumlah penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang yang ditunjukkan pada Gambar 4.1.



Gambar 4. 1 Plot Volume Penyaluran Air

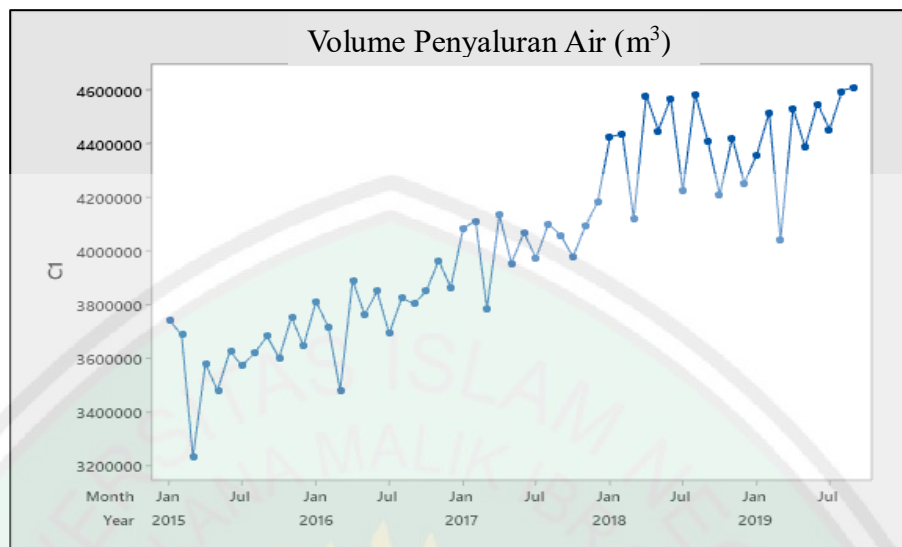
Tabel 4. 1 Deskriptif Statistik Data Volume Penyaluran Air

Statistika Deskriptif				
Variabel	Rata-rata	Simpangan Baku	Jumlah	Nilai Minimal
	4035153	354795	230003713	3229211
Penyaluran Air	Nilai Tengah	Nilai Maksimal	Selisih	
	4040320	4612306	1383095	

Berdasarkan histogram hasil perhitungan *Excel* dan *Minitab 19* pada Gambar 4.1 dan Tabel 4.1 penyaluran air dengan volume tertinggi terjadi pada bulan September 2019 yaitu 4.612.306 m³. Sedangkan bulan Maret 2015 adalah bulan dengan volume penyaluran air terendah yaitu sebesar 3.229.211 m³. Rata-rata, simpangan baku, jumlah, nilai tengah, dan selisih yang didapatkan adalah 4.035.153 m³, 354.795 m³, 230.003.713 m³, 3.229.211 m³, dan 1.383.095 m³.

4.2 Penentuan *Input* dan *Output*

Sebelum pembagian data *testing* dan *training*, *input* dan *output* ditentukan terlebih dahulu. Pada penelitian ini, jenis data yang digunakan adalah jenis data *time series*. Untuk menentukan variabel *input* dan *output*, terlebih dahulu ditetapkan besarnya periode dimana data berfluktuasi. Berikut adalah data volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang yang disajikan dalam grafik *time series* dapat dilihat dapat dilihat pada Gambar 4.2.



Gambar 4. 2 Grafik *Time Series* Volume Penyaluran Air

Gambar 4.2 menjelaskan bahwa data berfluktuasi turun setiap bulan Maret dan akan kembali naik pada bulan April. Volume air yang disalurkan selalu menurun pada bulan Maret yaitu pada bulan Maret 2015, 2016, 2017, 2018, dan 2019. Selisih banyaknya bulan dari bulan Maret ke bulan Maret pada setiap tahunnya adalah 12 bulan, dapat disimpulkan bahwa pola data penyaluran air periodik dalam jangka waktu 12 bulan, sehingga untuk memprediksi volume penyaluran air pada bulan ke-13 dibutuhkan 12 bulan sebelumnya. Maka, model *Backpropagation* yang dipakai memiliki 12 unit *input* dan 1 unit *output*. Data *input* dan *output* dapat dilihat pada Lampiran 1.

4.3 Normalisasi Data

Proses pelatihan dapat dipercepat dengan menormalkan data ke dalam *range* sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. fungsi *sigmoid* biner adalah fungsi yang digunakan, maka data dinormalisasi ke dalam *range* 0,1 sampai dengan 0,9.

Berikut adalah contoh perhitungan cara menormalisasikan data menggunakan rumus sebagai berikut:

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \quad (4.1)$$

$$a = 3.229.211 \text{ m}^3$$

$$b = 4.585.536 \text{ m}^3$$

$$b - a = 1.356.325 \text{ m}^3$$

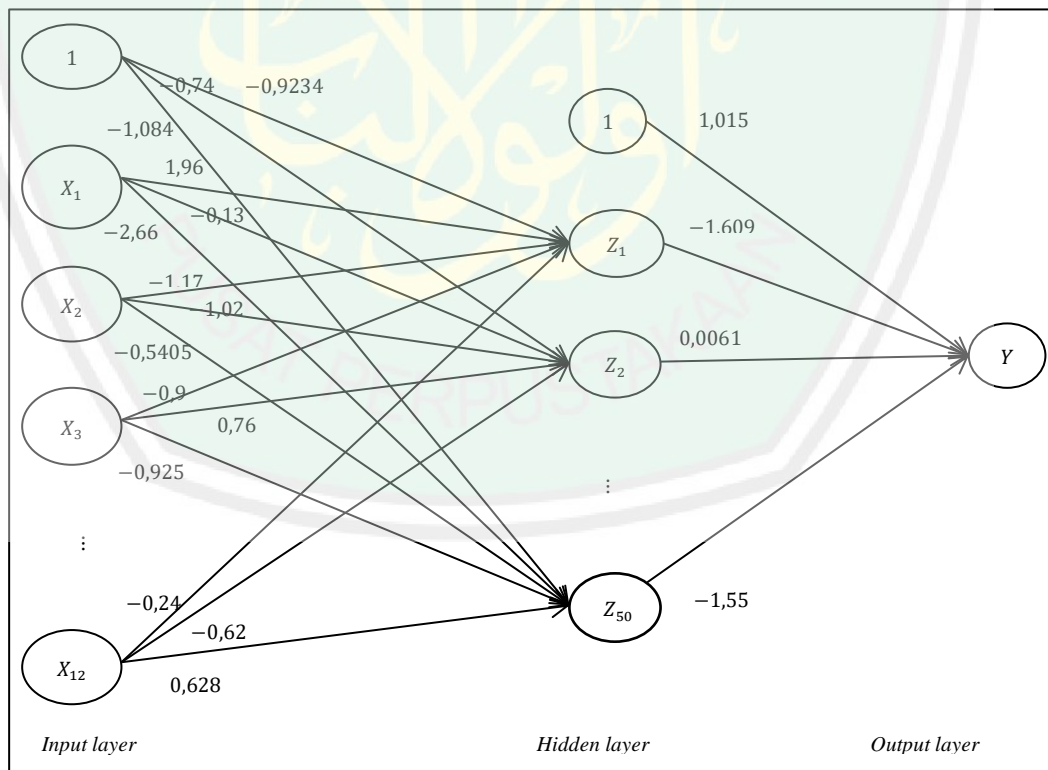
4.4 Model Artificial Neural Network (ANN)

Model jaringan yang digunakan untuk memprediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang adalah *multi layer neural network* dengan 1 *output layer*, 1 *hidden layer*, dan 1 *output layer*. Algoritma dan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *backpropagation* dan fungsi *sigmoid* biner untuk aktivasi *hidden layer* dan *output layer*. Model yang tepat dapat ditentukan dengan beberapa percobaan pada data *training*. Percobaan dilakukan dengan variasi pada jumlah neuron di *hidden layer*. Model jaringan yang dipilih adalah arsitektur dengan nilai MSE terkecil. Target MSE pada penelitian ini adalah 0,0001. Jika dalam percobaan ditemukan dengan hasil mencapai target ataupun mendekati target, maka model tersebut adalah model arsitektur dalam penelitian ini.

Data yang sudah dinormalisasi akan dibagi menjadi data dibagi menjadi data *training* dan data *testing* yang digunakan sebagai proses pembentukan dan pengujian model. Pembagian data dilakukan cara *random*. Penelitian yang menggunakan percobaan perbandingan data *training* dan *testing* yaitu 80% : 20% dan 60% : 40%.

Beberapa percobaan untuk mendapatkan model terbaik pada setiap variasi data tersaji dalam Lampiran 2.

Pada Lampiran 2 menunjukkan nilai MSE terkecil didapat dari pembagian data *training* dan *testing* yaitu 0,0000360289. Model yang akan dipakai adalah model dengan perbandingan data *training* dan *testing* 80% dan 20%, *learning rate* 0,1, neuron *hidden layer* sebanyak 50 dan 1 *output layer*. Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4.2 membuktikan bahwa tidak selalu jumlah neuron pada *hidden layer* yang sedikit menghasilkan nilai MSE yang besar, begitu juga sebaliknya tidak selalu jumlah neuron pada *hidden layer* banyak menghasilkan nilai MSE yang kecil. Model jaringan yang dipakai dalam penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 4.3.



Gambar 4. 3 Model Jaringan dengan Bobot Akhir

Setelah ditentukan model jaringan terbaik, maka akan dilakukan perhitungan.

Adapun data *training* sebanyak 36 data yang dapat dilihat pada lampiran 5.

Berikut adalah langkah-langkah perhitungan pada data *training*:

Langkah 1: Inisialisasi Bobot dengan Bilangan Acak

Inisialisasi bobot dan bias awal berada pada interval -2,9 sampai dengan 2,6. Bobot dan bias awal dari *input layer* ke *hidden layer* dapat dilihat pada Lampiran 6 dan Lampiran 7. Bobot dan bias awal dari *hidden* ke *output layer* dapat dilihat pada Lampiran 8.

Langkah 2 : Maju dari Langkah 2 ke Langkah 4. Setiap unit *input* ($X_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$) memproses sinyal ke semua unit *hidden layer*.

Langkah 3 : Menghitung Nilai *Hidden Layer* Setiap Unit *Hidden Layer* ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) menggunakan rumus:

$$Z_{net_j} = V_{j0} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ji} \quad (4.2)$$

$$\begin{aligned} Z_{net_1} = & -1,480 + 0,3978(1,577) + 0,36450(-0,956) + 0,1(-0,920) \\ & + 0,3028(-1,997) + 0,2454(-0,272) + 0,3302(-0,315) \\ & + 0,2985(-0,628) + 0,325(-0,106) + 0,3621(0,428) \\ & + 0,31524(-0,777) + 0,40351(-1,293) + 0,34145(-0,779) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_{net_1} = & -1,480 + 0,6273 + (-0,348) + (-0,092) + (-0,6046) + (-0,066) \\ & + (-0,104) + (-0,187) + (-0,034) + 0,1549 + (-0,242) + (-0,521) \\ & + (-0,266) \end{aligned}$$

$$Z_{net_1} = -1,797$$

Z_{net_1} adalah *output* ke 1 pada *hidden layer* yang akan ditransfer ke *output layer* menggunakan fungsi aktivasi. Nilai 0,3978, 0,36450, 0,1, ..., 0,34145 merupakan variabel *input* $X_1, X_2, X_3, X_4, \dots, X_{12}$. Nilai -1,480 merupakan bobot bias antara *input* dan *hidden layer*. Jika X_1, X_3, \dots, X_{12} bernilai 0, maka Z_{net_1} akan bernilai -1,480. 1,577, -0,956, -0,920, -1,997, ..., -0,779 merupakan bobot antara *input* dan *hidden layer*. Jika X_2, X_3, \dots, X_{12} bernilai tetap dan X_1 dinaikan 1 satuan, maka Z_{net_1} akan bertambah sebesar 1,577. Jika X_1, X_3, \dots, X_{12} bernilai tetap dan X_2 dinaikan 1 satuan, maka Z_{net_1} akan berkurang sebesar -0,956, begitu seterusnya hingga X_{12} .

$$\begin{aligned} Z_{net_2} &= 0,011 + 0,3978(-0,152) + 0,36450(-0,703) + 0,1(1,188) \\ &\quad + 0,3028(0,340) + 0,2454(0,506) + 0,3302(-0,293) + 0,2985(0,223) \\ &\quad + 0,325(2,007) + 0,3621(1,011) + 0,31524(-0,302) \\ &\quad + 0,40351(-1,025) + 0,34145(-0,267) \end{aligned}$$

$$Z_{net_2} = -1,5716$$

$$Z_{net_3} = -1,64771$$

⋮

$$\begin{aligned} Z_{net_{49}} &= -0,4286 + 0,3978(-0,803) + 0,36450(0,077) + 0,1(1,743) \\ &\quad + 0,3028(-0,315) + 0,2454(1,528) + 0,3302(0,624) \\ &\quad + 0,2985(0,086) + 0,325(-0,167) + 0,3621(0,377) \\ &\quad + 0,31524(-0,426) + 0,40351(-1,035) + 0,34145(-0,463) \end{aligned}$$

$$Z_{net_{49}} = -1,40171$$

$$\begin{aligned} Z_{net_{50}} &= 0,291548 + 0,3978(-1,538) + 0,36450(-0,326) + 0,1(-0,978) \\ &\quad + 0,3028(0,765) + 0,2454(0,755) + 0,3302(1,348) \\ &\quad + 0,2985(-0,817) + 0,325(0,564) + 0,3621(-0,027) \\ &\quad + 0,31524(0,479) + 0,40351(-1,005) + 0,34145(0,352) \end{aligned}$$

$$Z_{net_{50}} = -2,12207$$

Berikut adalah nilai pada *hidden layer* menggunakan fungsi aktivasi untuk mendapatkan nilainya.

$$Z_j = f(Z_{net_j}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{net_j}}} \quad (4.3)$$

$$Z_1 = f(Z_{net_1}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{net_1}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-1,79722)}} = 0,1421$$

Z_1 adalah nilai Z_{net_1} yang telah diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. Z_{net_1} bernilai -1,7922. Nilai keluaran pada *hidden layer* ke 1 (Z_1) didapatkan dengan memasukan nilai Z_{net_1} kedalam fungsi aktivasi *sigmoid biner* menghasilkan nilai sebesar 0,1421. Z_1 akan menjadi nilai *output* pada *hidden layer* ke 1 yang akan ditransfer ke *output layer*.

$$Z_2 = f(Z_{net_2}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{net_2}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-1,5716)}} = 0,17198$$

$$Z_3 = 0,16141$$

$$Z_4 = 0,1141$$

⋮

$$Z_{49} = f(Z_{net_{49}}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{net_{49}}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-1,40171)}} = 0,1975$$

$$Z_{50} = f(Z_{net_{50}}) = \frac{1}{1 + e^{-Z_{net_{50}}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-2,12207)}} = 0,10696$$

Langkah 4 : Menghitung Nilai pada *Output Layer* ($y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) dengan menggunakan rumus:

$$y_{net_k} = W_{k0} + \sum_{i=1}^p Z_i W_{ki} \quad (4.4)$$

$$y_{net_1} = 0,35838551 + Z_1(-1,085) + Z_2(0,555) + Z_3(-0,595) + Z_4(1,931) \\ + Z_5(1,180) + \dots + Z_{49}(1,097) + Z_{50}(-0,441)$$

$$y_{net_1} = -0,34828$$

y_{net_1} adalah *output* ke 1 pada *output layer* yang akan menjadi nilai prediksi volume penyaluran air yang diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi. Nilai 0,3583 adalah bobot bias antara *hidden* dan *output layer* sebagai parameter tambahan yang dapat bernilai positif dan negatif berfungsi untuk menyesuaikan nilai y_{net_1} . Bobot bias sebesar 0,3583 artinya jika Z_1, Z_2, \dots, Z_{50} nilainya 0, maka nilai prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi (y_{net_1}) nilainya adalah 0,358, sedangkan -1,085, 0,555, -0,595, 1,931, 1,180, ..., 1,097, -0,441 adalah bobot antara *hidden* dan *output layer*. Jika $Z_2, Z_3, Z_4, Z_5, Z_6, \dots, Z_{50}$ nilainya tetap dan nilai *hidden layer* ke 1 (Z_1)

dinaikkan 1 satuan, maka nilai dari y_{net_1} akan berkurang sebesar -1,085, bernilai negatif artinya terdapat hubungan negatif antara bobot dengan y_{net_1} . Jika Z_1, Z_3, \dots, Z_{50} nilainya tetap dan nilai *hidden layer* ke 2 (Z_2) dinaikkan 1 satuan, maka nilai dari hasil prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi (y_{net_1}) akan bertambah sebesar 0,555, bernilai positif artinya terdapat hubungan positif antara bobot dengan y_{net_1} begitu seterusnya hingga nilai pada *hidden layer* ke 50 (Z_{50}).

Kemudian menghitung sinyal *output* menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*,

$$y_k = f(y_{net_k}) \quad (4.5)$$

$$y_1 = \frac{1}{1 + e^{-y_{net_1}}} = \frac{1}{1 + e^{-(-0,34828)}} = 0,4138$$

y_1 adalah nilai prediksi volume penyaluran air yang telah diaktivasi menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*. y_1 akan menjadi nilai *output* pada *output layer* ke 1 yang merupakan hasil prediksi dari volume penyaluran air ke 1.

Langkah 5 : y_k Menerima Pola t_k untuk Menghitung Error (δ_k), kemudian menghitung koreksi bobotnya untuk memperbaiki bobot (W_{jk}) menggunakan rumus:

$$e_k = t_k - y_k \quad (4.6)$$

$$e_1 = t_1 - y_1 = 0,437386 - 0,4138 = 0,023586$$

$$y'_1 = y_1 \times (1 - y_1) = 0,4138 \times (1 - 0,4138) = 0,242586$$

$$\delta_k = e_k \times y'_k \quad (4.7)$$

$$\delta_1 = e_1 \times y'_1 = 0,023586 \times 0,242586 = 0,005721346$$

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (4.8)$$

$$\Delta W_{1,1} = \alpha \delta_1 Z_1 = 0,1 \times 0,005721346 \times 0,1421 = 8,13518 \times 10^{-5}$$

⋮

$$\Delta W_{1,50} = \alpha \delta_1 Z_{50} = 0,1 \times 0,005721346 \times 0,10696 = 6.12011 \times 10^{-5}$$

e_k merupakan eror *output* ke k . Mencari e_k dibutuhkan nilai aktual t_k dan hasil prediksi y_k . Eror pada e_1 didapatkan 0,023586 karena target eror minimal 0,0001, maka akan dilakukan proses mundur yaitu *backpropagation* untuk mencari bobot baru sehingga jaringan menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi tinggi. δ_k merupakan eror gradien pada *output layer* ke k . δ_k bernilai negatif menyebabkan perubahan bobot antara *hidden* dan *output layer* (ΔW_{jk}) bernilai negatif, sehingga bobot awal akan berkurang sebesar $-\Delta W_{jk}$. δ_k bernilai positif menyebabkan perubahan bobot antara *hidden* dan *output layer* (ΔW_{jk}) bernilai positif, sehingga bobot awal akan bertambah sebesar ΔW_{jk} .

Sedangkan untuk koreksi bias antara *hidden layer* dan lapisan *output* (W_{k0}), yaitu:

$$\Delta W_{k,0} = \alpha \delta_k \quad (4.9)$$

$$\Delta W_{1,0} = \alpha \delta_1 = 0,1 \times 0,005721346 = 0,000572135$$

Langkah 6 : Mencari Error Gradien antara *Output Layer* dan *Hidden Layer*

$(Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p)$, menggunakan rumus:

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (4.10)$$

$$\delta_{net_1} = \delta_1 W_{1,1} = 0,005721346 \times -1,0858 = -0,006212151$$

⋮

$$\delta_{net_{50}} = \delta_1 W_{1,50} = 0,005721346 \times -0,4419 = -0,002528175$$

Menghitung error pada *hidden layer* (δ_j),

$$\delta_j = \delta_{net_j} f'(Z_{net_j}) = \delta_{net_j} Z_j (1 - Z_j) \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned} \delta_1 &= \delta_{net_1} f'(Z_{net_1}) = \delta_{net_1} Z_1 (1 - Z_1) \\ &= -0,006212151 \times 0,1421 \times (1 - 0,1421) = -0,000757708 \end{aligned}$$

⋮

$$\begin{aligned} \delta_{50} &= \delta_{net_{50}} f'(Z_{net_{50}}) = \delta_{net_{50}} Z_{50} (1 - Z_{50}) \\ &= -0,002528175 \times 0,10696 \times (1 - 0,10696) \\ &= -0,00024151 \end{aligned}$$

Menghitung koreksi bobot untuk memperbaiki (V_{ji}),

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_j X_i \quad (4.12)$$

$$\Delta V_{1,1} = \alpha \delta_1 X_1 = 0,1 \times -0,000757708 \times 0,3978 = -3,01428 \times 10^{-5}$$

$$\Delta V_{1,2} = \alpha \delta_1 X_2 = 0,1 \times -0,000757708 \times 0,36450 = -2,76187 \times 10^{-5}$$

⋮

$$\Delta V_{50,12} = \alpha \delta_{50} X_{12} = 0,1 \times -0,00024151 \times 0,34145 = -8,24654 \times 10^{-6}$$

Sedangkan untuk memperbaiki nilai bobot bias antara lapisan *input* and *hidden layer* (V_{j0}),

$$\Delta V_{j0} = \alpha \delta_j \quad (4.13)$$

$$\Delta V_{1,0} = \alpha \delta_1 = 0,1 \times -0,000757708 = -7,57708 \times 10^{-5}$$

⋮

$$\Delta V_{50,0} = \alpha \delta_{50} = 0,1 \times -0,00024151 = -2,4151 \times 10^{-5}$$

δ_j merupakan eror gradien pada *hidden layer* untuk mengubah bobot antara *hidden* dan *input layer*. δ_j bernilai negatif menyebabkan perubahan bobot antara *hidden* dan *output layer* (ΔV_{ji}) bernilai negatif, sehingga bobot awal akan berkurang sebesar $-\Delta V_{ji}$. δ_j bernilai positif menyebabkan perubahan bobot antara *hidden* dan *output layer* (ΔV_{ji}) bernilai positif, sehingga bobot awal akan bertambah sebesar ΔV_{ji} .

Langkah 7 : Memperbaiki Bobot dan Bobot bias pada Setiap Unit *Output*

$$(y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m)$$

$$W_{kj}(\text{baru}) = W_{kj}(\text{lama}) + \Delta W_{kj} \quad (4.14)$$

$$W_{1,1}(\text{baru}) = W_{1,1}(\text{lama}) + \Delta W_{1,1}$$

$$= -1,08585 + 8,13518 \times 10^{-5} = -1,08578$$

$$W_{1,2}(\text{baru}) = W_{1,2}(\text{lama}) + \Delta W_{1,2}$$

$$= 0,55527 + 9,84 \times 10^{-5} = 0,555369$$

$$\begin{aligned}
 W_{1,3}(\text{baru}) &= W_{1,3}(\text{lama}) + \Delta W_{1,3} \\
 &= -0,5956 + 9,2352 \times 10^{-5} = -0,59551
 \end{aligned}$$

⋮

$$\begin{aligned}
 W_{1,50}(\text{baru}) &= W_{1,50}(\text{lama}) + \Delta W_{1,50} \\
 &= -0,4419 + -8,24654 \times 10^{-6} = -0,44182
 \end{aligned}$$

$W_{1,1}(\text{lama})$ adalah bobot awal antara *input layer* ke 1 dan *hidden layer* ke 1 sebesar -1,08585. $\Delta W_{1,1}$ perubahan bobot antara *input layer* ke 1 dan *hidden layer* ke 1 sebesar $8,13518 \times 10^{-5}$. Bobot baru antara *input layer* ke 1 dan *hidden layer* ke 1 didapat dengan menjumlahkan antara $W_{1,1}(\text{lama})$ dan $\Delta W_{1,1}$ yang menghasilkan bobot baru sebesar -1,08578.

Tiap-tiap unit *hidden layer* bobot dan bias

$$V_{ji}(\text{baru}) = V_{ji}(\text{lama}) + \Delta V_{ji} \quad (4.15)$$

$$\begin{aligned}
 V_{1,1}(\text{baru}) &= V_{1,1}(\text{lama}) + \Delta V_{1,1} \\
 &= 1,968485 + (-3,01428 \times 10^{-5}) = 1,9684
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 V_{1,2}(\text{baru}) &= V_{1,2}(\text{lama}) + \Delta V_{1,2} \\
 &= -1,1703 + (-2,76187 \times 10^{-5}) = -1,1703
 \end{aligned}$$

⋮

$$\begin{aligned}
 V_{50,12}(\text{baru}) &= V_{50,12}(\text{lama}) + \Delta V_{50,12} \\
 &= 0,628803 + (-8,24654 \times 10^{-6}) = 0,62879
 \end{aligned}$$

$V_{1,1}(\text{lama})$ adalah bobot awal antara *hidden layer* ke 1 dan *output layer* ke 1 sebesar 1,9684. $\Delta V_{1,1}$ perubahan bobot antara *hidden layer* ke 1 dan *output layer* ke 1 sebesar $-3,01428 \times 10^{-5}$. Bobot baru antara *hidden layer* ke 1 dan *output layer*

ke 1 didapat dengan menjumlahkan antara $V_{1,1}(lama)$ dan $\Delta V_{1,1}$ yang menghasilkan bobot baru sebesar 1,9684.

Sedangkan untuk bobot bias baru antara *input layer* dan *hidden layer* adalah

$$\begin{aligned} V_{1,0}(baru) &= V_{1,0}(lama) + \Delta V_{1,0} \\ &= -0,92341 + (-1,6027 \times 10^{-6}) = -0,9234854 \end{aligned}$$

⋮

$$\begin{aligned} V_{50,0}(baru) &= V_{50,0}(lama) + \Delta V_{50,0} \\ &= -1,08494 + (-2,4151 \times 10^{-5}) = -1,0849 \end{aligned}$$

Cara yang sama terus dilakukan untuk semua data *training*. Perubahan bobot terus dilakukan sampai target eror yang diinginkan tercapai. Bobot dan bias akhir dari *input layer* ke *hidden layer* dapat dilihat pada Lampiran 9 dan 10. Bobot dan bias akhir antara *hidden layer* ke *output layer* terdapat pada Lampiran 11.

Penelitian yang dilakukan didapatkan arsitektur jaringan terbaik yaitu 12 neuron *input layer*, 50 neuron pada *hidden layer* dan 1 *output layer* dengan epoch sebanyak 308233. Arsitektur jaringan yang diperoleh menggunakan perbandingan data *training* dan *testing* sebesar 80% dan 20%. *Learning rate* sebesar 0,1, maksimal epoch 1.000.000, fungsi aktivasi *sigmoid biner* untuk *hidden layer* dan *output layer* serta dari hasil proses *backpropagation* didapatkan bobot antara -2,98646 sampai dengan 2,667493. Bobot yang didapatkan ditentukan secara otomatis melalui *software* R Studio. Berikut adalah interpretasi dari perhitungan *output hidden layer* pada Z_1 dan *output layer* pada y_1 :

$$Z_j = f \left(\sum_{i=1}^{12} V_{ji}x_i + V_{j0} \right) \quad (4.16)$$

$$\begin{aligned} Z_1 = f &(-0,9234097 + 1,968485x_1 - 1,170296x_2 - 0,90067846x_3 \\ &- 2,11519x_4 - 0,1965125x_5 - 0,1390895x_6 - 0,3968069x_7 \\ &+ 0,3768193x_8 + 0,84896x_9 - 0,6209974x_{10} - 1,08419x_{11} \\ &- 0,2456217x_{12}) \end{aligned}$$

Z_1 merupakan *output* ke 1 pada *hidden layer* yang akan ditransfer ke *output layer* menggunakan fungsi aktivasi (f). Nilai $-0,9234097$ adalah bobot bias antara *input* dan *hidden layer* sebagai parameter tambahan yang dapat bernilai positif dan negatif berfungsi untuk menyesuaikan nilai Z_1 , sedangkan $1,9684$, $1,1702$, $-0,9006$, $-2,11$, $-0,1965125$, $-0,1390895$, $-0,3968069$, $0,3768193$, $0,84896$, $-0,62099$, $-1,084$, $-0,2456217$ adalah bobot antara *input* dan *hidden layer*. Bobot antara *input* dan *hidden layer* bernilai positif artinya terdapat hubungan positif antara bobot dan Z_1 yang dapat menaikkan nilai Z_1 . Bobot bernilai negatif artinya terdapat hubungan negatif antara bobot dan Z_j yang akan menurunkan nilai Z_1 . Z_1 akan bernilai bobot bias apabila X_1, X_2, \dots, X_{12} bernilai 0. Berikut adalah model secara matematis ANN:

$$y_k = f \left(W_{k0} + \sum_{i=1}^p Z_i W_{ki} \right) \quad (4.17)$$

$$y_k = f(1,015271 - 1,609441Z_1 + 0,006187438Z_2 + \dots - 1,55096Z_{50})$$

y_k keluaran dari jaringan merupakan hasil prediksi dari volume penyaluran air di PDAM Tirta Dharma Kota Malang ke k setelah diaktivasi menggunakan fungsi

aktifasi sigmoid biner (f). Nilai 1,015271 merupakan bobot bias antara *hidden* dan *output layer* sebagai parameter tambahan yang dapat bernilai positif dan negatif berfungsi untuk menyesuaikan nilai keluaran hasil prediksi volume penyaluran air. Jika Z_1, Z_2, \dots, Z_{50} nilainya 0, maka nilai hasil prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi adalah 1,015271. -1,6094, 0,00618, ..., -1,55096 merupakan bobot antara *input* dan *hidden layer*. Jika Z_2, \dots, Z_{50} nilainya tetap dan Z_1 (nilai *hidden layer* ke 1) dinaikkan 1 satuan, maka nilai dari prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi akan berkurang sebesar -1,60944, bobot bernilai negatif artinya terdapat hubungan negatif antara bobot dengan nilai prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi. Jika Z_1, Z_3, \dots, Z_{50} nilainya tetap dan Z_2 (nilai *hidden layer* ke 2) dinaikkan 1 satuan, maka nilai dari prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi akan bertambah sebesar 0,006187, bernilai positif artinya terdapat hubungan positif antara bobot dengan nilai prediksi volume penyaluran air sebelum diaktivasi, begitu seterusnya hingga Z_{50} (nilai pada *hidden layer* ke 50).

Model jaringan yang didapatkan dapat dikatakan terbaik karena berdasarkan percobaan yang dilakukan pada data *training* menghasilkan nilai MSE paling kecil, yaitu $3,6 \times 10^{-5}$. Selain nilai MSE yang kecil, didapat MAD sebesar 0,001355 dan RMSE 0,001414. Berikut adalah tingkat akurasi antara data prediksi dan data aktual pada data *training* pada Tabel 4.2.

Tabel 4. 2 Tingkat Akurasi Data *Training*

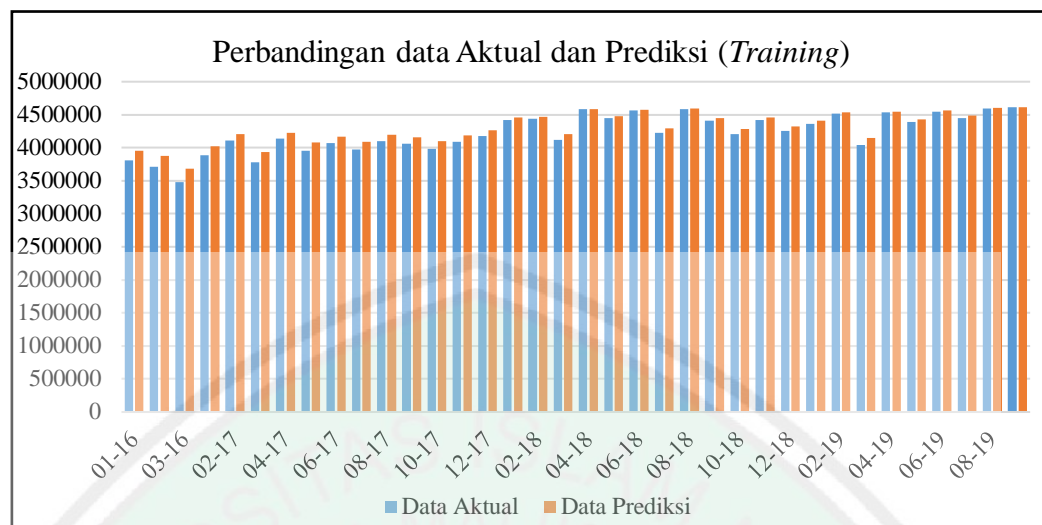
Bulan	Data Aktual (m ³)	Data Prediksi (m ³)	Akurasi (%)
Januari 2016	3.812.507	3.815.391,73	99,924
Februari 2016	3.714.940	3.717.543,63	99,929
Maret 2016	3.478.364	3.480.817,76	99,929
April 2016	3.891.462	3.894.051,10	99,933
Februari 2017	4.112.659	4.115.731,32	99,925

Lanjutan Tabel 4. 2 Tingkat Akurasi Data *Training*

Bulan	Data Aktual (m ³)	Data Prediksi (m ³)	Akurasi (%)
Maret 2017	3.784.514	3.786.783,27	99,940
April 2017	4.135.616	4.139.016,42	99,917
Mei 2017	3.954.743	3.957.887,51	99,920
Juni 2017	4.068.878	4.072.033,13	99,922
Juli 2017	3.973.330	3.976.083,68	99,930
Agustus 2017	4.102.495	4.105.165,86	99,934
September 2017	4.058.168	4.061.163,73	99,926
Oktober 2017	3.978.959	3.982.046,89	99,922
November 2017	4.093.472	4.096.829,08	99,917
Desember 2017	4.181.910	4.184.540,65	99,937
Januari 2018	4.424.616	4.426.519,17	99,956
Februari 2018	4.437.057	4.438.853,78	99,959
Maret 2018	4.119.612	4.122.859,97	99,921
April 2018	4.581.207	4.580.690,35	99,988
Mei 2018	4.449.941	4.452.184,74	99,949
Juni 2018	4.569.689	4.570.988,97	99,971
Juli 2018	4.226.015	4.228.647,54	99,937
Agustus 2018	4.585.536	4.587.548,94	99,956
September 2018	4.411.729	4.413.610,74	99,957
Oktober 2018	4.211.345	4.214.107,76	99,934
November 2018	4.421.481	4.423.300,70	99,188
Desember 2018	4.253.593	4.256.207,44	98,430
Januari 2019	4.359.218	4.361.515,78	98,910
Februari 2019	4.516.825	4.518.427,04	99,590
Maret 2019	4.040.320	4043425.36	97,386
April 2019	4.532.204	4534038.03	99,648
Mei 2019	4.387.184	4389206.20	99,037
Juni 2019	4.550.349	4551467.97	99,734
Juli 2019	4.452.836	4.454.592,71	99,322
Agustus 2019	4.596.652	4.597.829,66	99,917
September 2019	4.612.306	4.613.974.18	99,970

Tabel 4.2 didapatkan rata-rata akurasi sebesar 99,943% dan MAPE yaitu 0,0565%.

Perbandingan volume penyaluran air data aktual dan data hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 4.4.



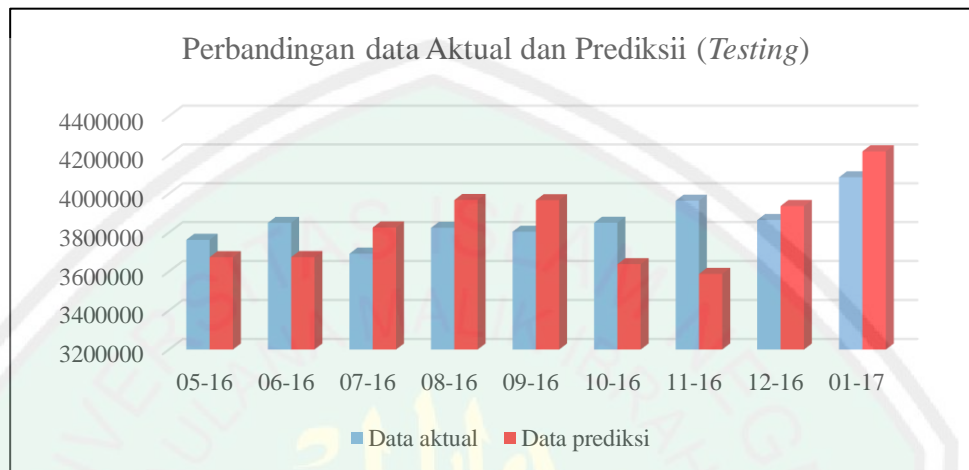
Gambar 4. 4 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi (*Training*)

Berdasarkan histogram pada Gambar 4.4 bulan yang memiliki akurasi paling tinggi terjadi pada bulan April 2018 yaitu 99,988%. Sedangkan bulan dengan akurasi paling rendah yaitu pada bulan April 2017 dengan akurasi sebesar 99,917%. Setelah didapatkan arsitektur terbaik berdasarkan data *training*, maka selanjutnya akan dilakukan pengujian menggunakan data *testing*. Untuk melakukan pengujian, hasil prediksi pada data *training* harus dinormalisasikan terlebih dahulu. Berikut adalah data aktual dan hasil prediksi volume penyaluran air pada data *testing* dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Tingkat Akurasi Data *Testing*

Bulan	Data Aktual (m ³)	Data Prediksi (m ³)	Akurasi (%)
Mei 2016	3.762.868	3.673.770,75	97,632
Juni 2016	3.850.219	3.673.964,56	95,422
Juli 2016	3.691.858	3.826.217,04	96,360
Agustus 2016	3.824.471	3.968.000,18	96,247
September 2016	3.804.336	3.967.041,70	95,723
Oktober 2016	3.850.551	3.638.113,35	94,482
November 2016	3.964.222	3.587.855,83	90,505
Desember 2016	3.864.895	3.936.961,97	98,135
Januari 2017	4.085.073	4.218.819,44	96,725

Berdasarkan data *testing*, rata-rata akurasi yang diperoleh sebanyak 95,69% dan MAPE yaitu 4,3%. Perbandingan volume penyaluran air data aktual dan data hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 4.5.



Gambar 4. 5 Perbandingan Data Aktual dan Prediksi (*Testing*)

Gambar 4.5 menjelaskan bahwa bulan yang memiliki akurasi paling tinggi terjadi pada bulan Desember 2016 yaitu 98,135%. Sedangkan bulan dengan akurasi paling rendah yaitu pada bulan November 2016 dengan akurasi sebesar 90,5%. Menurut hasil yang didapat dapat disimpulkan bahwa model jaringan dapat digunakan melakukan prediksi penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum Tirta Dharma Kota Malang.

4.5 Pengujian *K-Fold Cross Validation*

Pengujian *k-fold cross validation* dilakukan untuk melihat kestabilan pengujian data. Tingkat kesalahan yang didapat pada data *training* tidak sepenuhnya menjadi estimasi baik atau tidaknya suatu model. Validasi dengan *k-fold* adalah salah satu cara untuk memprediksi model dengan tepat. Banyaknya *k* yang akan dipakai adalah 5. Pada kelima *fold* akan dilakukan pembentungan model pada data *training*

dengan 12 neuron *input layer*, 50 neuron pada *hidden layer*, 1 *output layer* menggunakan perbandingan data *training* dan *testing* sebesar 80% dan 20%, *Learning rate* sebesar 0,1, maksimal epoch 1.000.000, fungsi aktivasi *sigmoid biner* untuk *hidden layer* dan *output layer*. Setelah dilakukan pembentukan model pada data *training* dan diuji menggunakan data *testing*. Tabel 4.4 adalah hasil akurasi pada data *testing* dari *fold* ke-1 sampai dengan *fold* ke-5.

Tabel 4. 4 Akurasi Pengujian *K-Fold Cross Validation*

<i>Fold</i> ke-	Akurasi	
	<i>Training</i>	<i>Testing</i>
1	98,34%	93,52%
2	98,13%	94,60%
3	97,91%	97,19%
4	97,01%	95,42%
5	97,58%	97,11%
Rata-rata	97,79%	95,56%

Pengujian *k-fold cross validation* menghasilkan tingkat akurasi yang beragam pada setiap percobaan data *training* dan *testing*. Hasil tingkat akurasi tertinggi pada data *testing* didapatkan pada percobaan *fold* ke-3 yaitu 97,19% dengan data *training* dari data ke-1 s/d 9 dan data ke-19 s/d 45 dan data *testing* dari data ke-19 s/d 27. Sedangkan untuk tingkat akurasi data *testing* terendah didapatkan pada percobaan *fold* ke-1 sebesar 93,52% dengan data *training* dari data ke-10 s/d 45 dan data *testing* dari data ke- 1 s/d 9, selain itu rata-rata akurasi data *testing* terhadap kestabilan pengujian data yang didapatkan adalah 95,56%. Pengujian dapat disimpulkan bahwa nilai kestabilan data *training* dan *testing* terhadap nilai parameter yang telah diuji berada pada nilai akurasi 95,56%.

4.6 Prediksi Volume Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM)

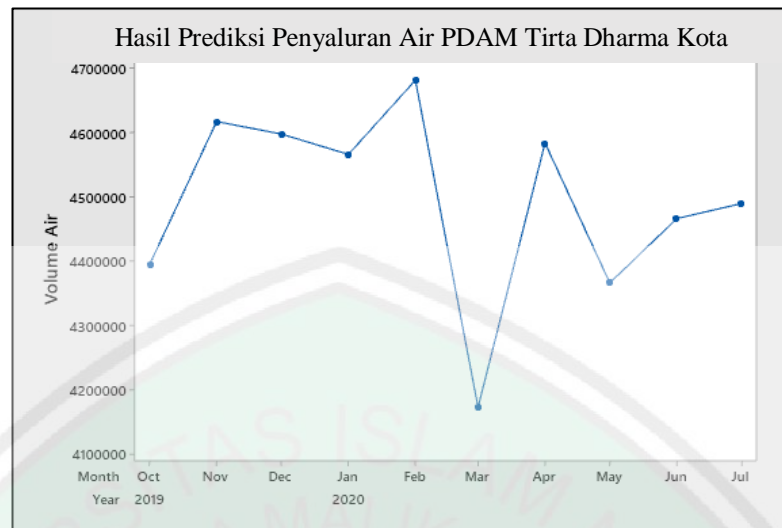
Tirta Dharma Kota Malang

Setelah dilakukan perhitungan dan ditemukan model terbaik ANN melalui data *training* dan diuji menggunakan data *testing*, selanjutnya akan dilakukan prediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang. Dalam penelitian ini akan dilakukan prediksi 10 bulan yaitu dari bulan Oktober 2019 sampai dengan bulan Juli 2020. Berikut ini adalah hasil prediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Prediksi Volume Penyaluran Air PDAM Tirta Dharma Kota Malang

Bulan	Prediksi (m ³)
Oktober 2019	4.395.097
November 2019	4.617.152
Desember 2019	4.597.657
Januari 2020	4.566.072
Februari 2020	4.681.433
Maret 2020	4.173.121
April 2020	4.583.810
Mei 2020	4.366.331
Juni 2020	4.466.352
Juli 2020	4.489.733

Pada Tabel 4.5 didapatkan hasil prediksi dengan volume penyaluran air tertinggi pada bulan Februari 2020 yaitu 4.681.433 m³. Sedangkan untuk volume penyaluran air terendah terjadi pada bulan Maret 2020 yaitu 4.173.121 m³. Gambar 4.6 adalah hasil prediksi yang disajikan dalam bentuk plot *time series*.



Gambar 4. 6 Prediksi Volume Penyaluran Air

Pada Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa volume penyaluran air di PDAM Tirta Dharma Kota Malang terjadi kenaikan dan penurunan pada setiap bulannya. Pada bulan November 2019 terjadi kenaikan dan pada bulan Desember 2019 terjadi penurunan. Penurunan terendah terjadi pada bulan Maret 2020, sedangkan kenaikan tertinggi terjadi pada bulan Februari 2020. Adanya hasil prediksi volume penyaluran air PDAM Tirta Dharma Kota Malang untuk bulan Oktober 2019 sampai dengan bulan Juni 2020 diharapkan dapat membantu PDAM Tirta Dharma Kota Malang dalam menyalurkan volume air sesuai kebutuhan kebutuhan pelanggan tanpa ada pihak yang dirugikan.

4.7 Kajian Al-Quran Tentang *Artificial Neural Network*

ANN adalah salah satu representasi menggunakan program komputer yang yang mampu menyelesaikan sejumlah perhitungan pada otak manusia selama proses pembelajaran. Ada beberapa tipe jaringan syaraf, tetapi hampir semuanya memiliki komponen-komponen yang sama. Seperti otak manusia, jaringan syaraf

juga terdiri dari beberapa neuron, dan ada hubungan antara neuron-neuron tersebut. Neuron-neuron mentransformasikan informasi yang diterima melalui sambungan keluarnya menuju ke neuron-neuron yang lain (Kusumadewi, 2004). Otak tidak hanya dimiliki oleh manusia, tetapi hewan juga memilikinya. Ketika otak manusia bekerja, maka manusia dapat berpikir dan mempunyai akal. Orang yang tidak berotak adalah orang yang tidak menggunakan otaknya berfungsi atau berpikir. Otak yang berfungsi inilah yang membedakan antara binatang dan manusia dengan manusia (Noor, 2019). Firman Allah dalam surat al-Alaq ayat 15-16 yang mempunyai arti:

“Ketahuilah, sungguh jika dia tidak berhenti (berbuat demikian) niscaya kami tarik ubun-ubunnya, (yaitu) ubun-ubun orang yang mendustakan lagi durhaka.(Q.S. Al-Alaq:15-16)”.

Ubun-ubun yang dimaksud dalam surat al alaq ayat 15 adalah otak. Tugas bagian otak yang ada di ubun-ubun manusia adalah mengarahkan perilaku seseorang. Ayat tersebut merupakan ancaman bagi orang kafir yang berbuat tidak patuh maka akan ditarik ubun-ubunnya karena berlagak sombong dan takabur (Quthb, 2003).

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan berdasarkan rumusan masalah adalah sebagai berikut:

1. Model terbaik jaringan *Artificial Neural Network backpropagation* dalam memprediksi volume penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang yaitu model ANN dengan 12 variabel *input* pada *input layer*, 50 neuron pada *hidden layer* dan 1 unit *output* pada *output layer*.
2. Rata-rata tingkat akurasi hasil prediksi volume penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum Kota Malang menggunakan *artificial neural network backpropagation* pada data *training* adalah 99,9434% dan *testing* sebesar 95,69%.
3. Hasil prediksi volume penyaluran air Perusahaan Daerah Air Minum Kota Malang dari bulan Oktober 2019 sampai dengan Juli 2020 yaitu 4.395.097 m³, 4.617.152 m³, 4.597.657 m³, 4.566.072 m³, 4.681.433 m³, 4.173.121 m³, 4.583.810 m³, 4.366.331 m³, 4.466.352 m³, dan 4.489.733 m³.

5.2 Saran

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

1. *Artificial Neural Network* dapat dilakukan dengan algoritma lain selain *backpropagation* seperti *resilient backpropagation*.
2. Penelitian selanjutnya, dapat dilakukan untuk model dengan jumlah *hidden layer* lebih dari satu dan jumlah data yang lebih banyak.
3. Jumlah *fold* yang digunakan pada *k-fold cross validation* dapat menggunakan 10 *fold* atau 20 *fold*.



DAFTAR RUJUKAN

- “Al-Quran dan Terjemahannya”. 2002. Jakarta: Departemen Agama RI.
- Brahimi, Tayeb, Fatima Alhebshi, Heba Alnabils, Ahmed Bensenouci, dan Mumu Rahman. 2019. “Prediction of Wind Speed Distribution Using Artificial Neural Network: The Case of Saudi Arabia.” *Procedia Computer Science* 163:41–48.
- Deb, Chirag, Lee Siew Eang, Junjing Yang, dan Mattheos Santamouris. 2016. “Forecasting diurnal cooling energy load for institutional buildings using Artificial Neural Networks.” *Energy and Buildings* 121:284–97.
- Hadihardaja, iwan K., dan Sugeng Sutikno. 2005. “Pemodelan Curah Hujan-Limpasan Menggunakan.” *Jurnal Teknik Sipil* 12(4):249–58.
- Haykin, Simon. 2008. *Neural networks and learning*. 3 ed. Canada: Prentice Hall.
- Hermawan, A. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: ANDI.
- Jauhari, Daneswara, Alfian Himawan, dan Candra Dewi. 2016. “Prediksi Distribusi Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Di PDAM Kota Malang.” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer* 3(2):83–87.
- Jayalakshmi, T., dan A. Santhakumaran. 2011. “Statistical Normalization and Back Propagation for Classification.” *International Journal of Computer Theory and Engineering* 3(1):89–93.
- Jumarwanto, Arif, Rudy Hartanto, dan Dhidik Prastiyanto. 2009. “Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Penyakit THT Di Rumah Sakit Mardi Rahayu Kudus.” *Jurnal Teknik Elektro* 1(1):11–21.
- Kencanawati, Martheana, dan Mustakim. 2017. “Analisis Pengolahan Air Bersih Pada WTP PDAM Prapatan Kota Balikpapan.” *Jurnal Transukma* 02(April):103–17.
- Kusumadewi, Sri. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.

- Matodang, Zekson Arizona. 2013. "Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Backpropagation Untuk Penentuan Kelulusan Sidang Skripsi." *Pelita Informatika Budi Darma* 4(1):84–93.
- Noor, Arif. 2019. "Otak dan Akal dalam Ayat-Ayat Neurosains." *Jurnal Ilmu Al-Qur'an dan Tafsir* 4(1):32–52.
- Paulin, F., dan A. Santhakumaran. 2010. "An Algorithm to Reconstruct the Missing Values for Diagnosing the Breast Cancer." *Global Journal of Computer Science and Technology* 10(2):25–28.
- Pramonoaji, Yudha Tirto, Stefanus Santosa, dan Ricardus Anggi Pramunendar. 2013. "Prediksi Produksi Air PDAM dengan Jaringan Syaraf Tiruan." *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2013 (Semantik 2013)* 1:402–8.
- Quthb, Sayyid. 2003. *Tafsir Fi Zhilalil Quran di Bawah Naungan Al-Qur'an Jilid VII*. Jakarta: Gema Insani Press.
- Siang, Jong Jek. 2009. *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: ANDI.
- Sodhi, Sartaj Singh, dan Pravin Chandra. 2014. "Interval based Weight Initialization Method for Sigmoidal Feedforward Artificial Neural Networks." *AASRI Procedia* 6:19–25.
- Sumantri, Bambang, dan Herwan Parwiyanto. 2017. "Kualitas Pelayanan Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Kabupaten Sragen." *Journal of Chemical Information and Modeling* 1(1):11–24.
- Sungkawa, Iwa, dan Ries Tri Megasari. 2011. "Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri Citramulia." *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications* 2(2).
- Sutojo, T., E. Mulyanto, dan V. Suhartono. 2011. *Kecerdasan Buatan*. Yogyakarta: ANDI.
- Syukri, dan Samsuddin. 2018. "Pengujian Algoritma Artificial Neural Network (ANN) Untuk Prediksi Kecepatan Angin." *Journal of Chemical Information and Modeling* 2(1):43–47.
- Vakharia, Vinay, dan Rajesh Gujar. 2019. "Prediction of compressive strength and portland cement composition using cross-validation and feature ranking techniques." *Construction and Building Materials* 225:292–301.

- Wati, D. A. 2011. *Sistem Kendali Cerdas: Fuzzy Logic Controller (FLC), Jaringan Syaraf Tiruan (JST), Algoritma Genetik (AG), dan Algoritma Particle Swarm Optimization (PSO)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Witten, Ian H., Eibe Frank, dan Mark A. Hall. 2011. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 3 ed. New Zealand: Morgan Kaufmann.
- Yalidhan, Muhammad Dedek. 2018. "Implementasi Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa." *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer* 5(2):169–78.



LAMPIRAN

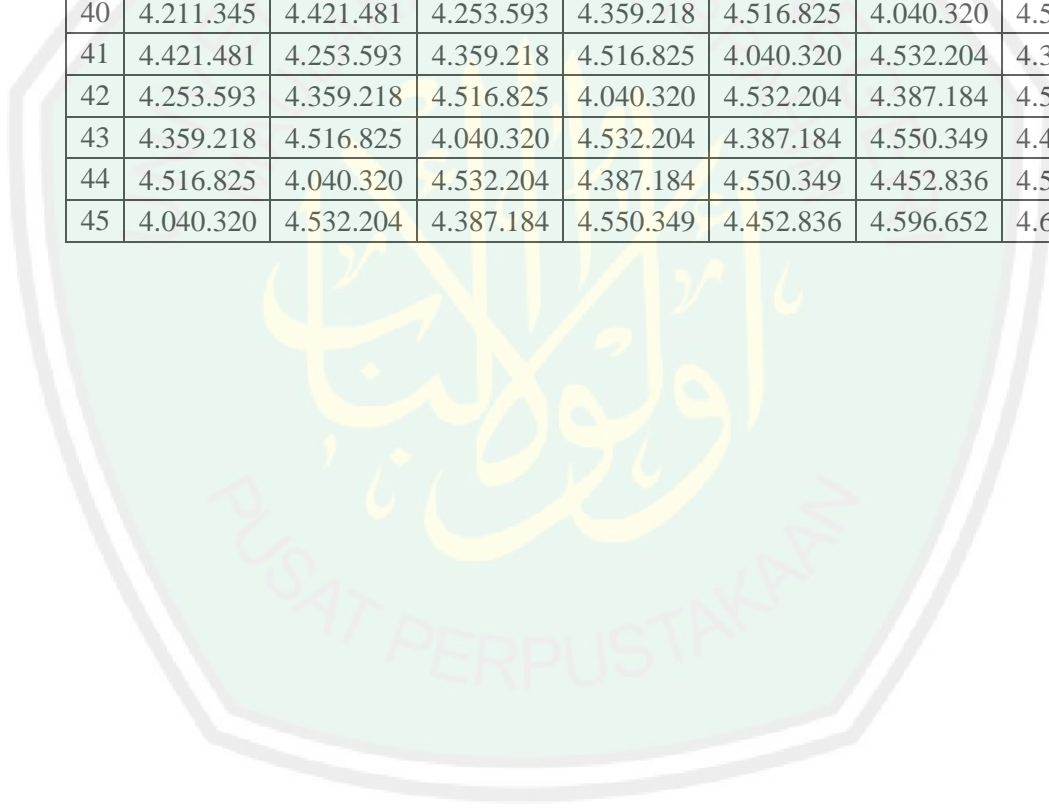
Lampiran 1. Data Penelitian

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	3.744.095	3.686.502	3.229.211	3.579.920	3.480.625	3.627.268
2	3.686.502	3.229.211	3.579.920	3.480.625	3.627.268	3.572.485
3	3.229.211	3.579.920	3.480.625	3.627.268	3.572.485	3.619.035
4	3.579.920	3.480.625	3.627.268	3.572.485	3.619.035	3.682.406
5	3.480.625	3.627.268	3.572.485	3.619.035	3.682.406	3.601.337
6	3.627.268	3.572.485	3.619.035	3.682.406	3.601.337	3.753.944
7	3.572.485	3.619.035	3.682.406	3.601.337	3.753.944	3.646.660
8	3.619.035	3.682.406	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507
9	3.682.406	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940
10	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364
11	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462
12	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868
13	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219
14	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858
15	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471
16	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336
17	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551
18	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222
19	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895
20	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073
21	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659
22	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514
23	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616
24	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743
25	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878
26	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330
27	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495
28	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168
29	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959
30	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472
31	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910
32	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616
33	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057
34	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612
35	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
36	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941
37	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689
38	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015
39	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536
40	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729
41	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345
42	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481
43	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593
44	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593	4.359.218
45	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593	4.359.218	4.516.825

	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
1	3.572.485	3.619.035	3.682.406	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507
2	3.619.035	3.682.406	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940
3	3.682.406	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364
4	3.601.337	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462
5	3.753.944	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868
6	3.646.660	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219
7	3.812.507	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858
8	3.714.940	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471
9	3.478.364	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336
10	3.891.462	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551
11	3.762.868	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222
12	3.850.219	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895
13	3.691.858	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073
14	3.824.471	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659
15	3.804.336	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514
16	3.850.551	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616
17	3.964.222	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743
18	3.864.895	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878
19	4.085.073	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330
20	4.112.659	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495
21	3.784.514	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168
22	4.135.616	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959
23	3.954.743	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472
24	4.068.878	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910
25	3.973.330	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616
26	4.102.495	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057
27	4.058.168	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612

	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
28	3.978.959	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207
29	4.093.472	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941
30	4.181.910	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689
31	4.424.616	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015
32	4.437.057	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536
33	4.119.612	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729
34	4.581.207	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345
35	4.449.941	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481
36	4.569.689	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593
37	4.226.015	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593	4.359.218
38	4.585.536	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593	4.359.218	4.516.825
39	4.411.729	4.211.345	4.421.481	4.253.593	4.359.218	4.516.825	4.040.320
40	4.211.345	4.421.481	4.253.593	4.359.218	4.516.825	4.040.320	4.532.204
41	4.421.481	4.253.593	4.359.218	4.516.825	4.040.320	4.532.204	4.387.184
42	4.253.593	4.359.218	4.516.825	4.040.320	4.532.204	4.387.184	4.550.349
43	4.359.218	4.516.825	4.040.320	4.532.204	4.387.184	4.550.349	4.452.836
44	4.516.825	4.040.320	4.532.204	4.387.184	4.550.349	4.452.836	4.596.652
45	4.040.320	4.532.204	4.387.184	4.550.349	4.452.836	4.596.652	4.612.306



Lampiran 2. Percobaan Pencarian Model ANN

Data		Lr	Neuron (hidden layer)	MSE	
Training	Testing			Variasi 1	Variasi 2
80%	20%	0,01	10	0,0527627600	0,0588404700
			20	0,0635134100	0,0967702700
			30	0,0757364900	0,1020425000
			40	0,0785617200	0,0899213000
			50	0,0703506700	0,0841019400
		0,02	10	0,0527588300	0,0588377900
			20	0,0635098400	0,0967608000
			30	0,0757261300	0,1020566000
			40	0,0785363780	0,0898818790
			50	0,0703528300	0,0841087200
		0,05	10	0,0704293890	0,0588202000
			20	0,0634947600	0,0966743470
			30	0,0757333970	0,1020727000
			40	0,0784121580	0,0897280620
			50	0,0704293890	0,0842535390
		0,1	10	0,0527460230	0,0587890300
			20	0,0635187640	0,0964167540
			30	0,0000388933	0,1001973840
			40	0,0000553291	0,0000374033
			50	0,0000466887	0,0000360289
0,5	10	0,0331565100	0,0000376888		
	20	3,3737605410	2,3778720000		
	30	3,3726148470	2,3778105952		
	40	3,3766220000	2,3779500000		
	50	3,3761850845	2,3779500000		
1	10	3,3738571187	2,3779004710		
	20	3,3766230000	2,3779500000		
	30	3,3766230000	2,3779500000		
	40	3,3764862435	2,3779460000		
	50	7,1355566657	2,3779497030		
60%	40%	0,01	10	0,0500320600	0,0357965500
			20	0,0922254000	0,0397870200
			30	0,0999148100	0,0525927900

Data		Lr	Neuron (hidden layer)	MSE	
Training	Testing			Variasi 1	Variasi 2
60%	40%	0,01	40	0,0820166730	0,0474859700
			50	0,0903476600	0,0523202100
		0,02	10	0,0500263400	0,0357907500
			20	0,0500263400	0,0397837000
			30	0,0999267470	0,0525885150
			40	0,0820584660	0,0474940100
			50	0,0903241500	0,0523125040
		0,05	10	0,0500174500	0,0357696600
			20	0,0922077240	0,0397802660
			30	0,0999482100	0,0526172680
			40	0,0823398070	0,0475183920
			50	0,0901666340	0,0523232930
		0,1	10	0,0500019200	0,0357221320
			20	0,0500019200	0,0397963190
			30	0,0922739330	0,0544812240
			40	0,0836677400	0,0000370631
			50	0,0898569830	0,0000373626
		0,5	10	0,0000581668	0,0000461795
			20	1,5720724916	0,0000386926
			30	1,5720076640	3,0496401320
			40	1,5717380079	3,0529206390
			50	1,5723092096	3,0534800000
		1	10	1,5691142990	0,0000426962
			20	1,5724140000	3,0523386900
			30	1,5724140000	3,0502330000
			40	1,5723400000	4,5018970000
			50	1,5718291973	3,0535680000

Lampiran 3. Data Penelitian Hasil Normalisasi

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0,397816	0,364503	0,1	0,302855	0,245421	0,330241
2	0,364503	0,1	0,302855	0,245421	0,330241	0,298554
3	0,1	0,302855	0,245421	0,330241	0,298554	0,325479
4	0,302855	0,245421	0,330241	0,298554	0,325479	0,362134
5	0,245421	0,330241	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242
6	0,330241	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512
7	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458
8	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386
9	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952
10	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113
11	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055
12	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674
13	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199
14	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601
15	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306
16	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266
17	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391
18	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514
19	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688
20	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042
21	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998
22	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194
23	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276
24	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657
25	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674
26	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408
27	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119
28	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479
29	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664
30	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999
31	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053
32	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438
33	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634
34	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019
35	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012
36	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086
37	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535
38	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
39	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516
40	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984
41	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079
42	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624
43	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516
44	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611
45	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773

	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
1	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386
2	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952
3	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113
4	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055
5	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674
6	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199
7	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601
8	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306
9	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266
10	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391
11	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514
12	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688
13	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042
14	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998
15	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194
16	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276
17	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657
18	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674
19	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408
20	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119
21	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479
22	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664
23	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999
24	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053
25	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438
26	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634
27	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019
28	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012
29	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086
30	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535

	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
31	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564
32	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516
33	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984
34	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079
35	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624
36	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516
37	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611
38	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773
39	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156
40	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668
41	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787
42	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163
43	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163	0,80776
44	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163	0,80776	0,890946
45	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163	0,80776	0,890946	0,9



Lampiran 4. Data *Testing* Variasi 2

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0,245421	0,330241	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242
2	0,330241	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512
3	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458
4	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386
5	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952
6	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113
7	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055
8	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674
9	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199

...	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
1	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674
2	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199
3	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601
4	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306
5	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266
6	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391
7	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514
8	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688
9	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042

Lampiran 5. Data *training* Variasi 2

	X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	0,397816	0,364503	0,1	0,302855	0,245421	0,330241
2	0,364503	0,1	0,302855	0,245421	0,330241	0,298554
3	0,1	0,302855	0,245421	0,330241	0,298554	0,325479
4	0,302855	0,245421	0,330241	0,298554	0,325479	0,362134
5	0,380952	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601
6	0,244113	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306
7	0,483055	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266
8	0,408674	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391
9	0,459199	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514
10	0,367601	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688
11	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042
12	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998
13	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194
14	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276
15	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657
16	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674
17	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408
18	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119
19	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479
20	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664
21	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999
22	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053
23	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438
24	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634
25	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019
26	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012
27	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086
28	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535
29	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564
30	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516
31	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984
32	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079
33	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624
34	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516
35	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611
36	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773

...	X7	X8	X9	X10	X11	X12	Y
1	0,298554	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386
2	0,325479	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952
3	0,362134	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113
4	0,315242	0,403512	0,341458	0,437386	0,380952	0,244113	0,483055
5	0,444306	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998
6	0,43266	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194
7	0,459391	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276
8	0,52514	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657
9	0,467688	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674
10	0,595042	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408
11	0,610998	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119
12	0,421194	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479
13	0,624276	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664
14	0,519657	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999
15	0,585674	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053
16	0,530408	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438
17	0,605119	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634
18	0,579479	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019
19	0,533664	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012
20	0,5999	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086
21	0,651053	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535
22	0,791438	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564
23	0,798634	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516
24	0,615019	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984
25	0,882012	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079
26	0,806086	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624
27	0,87535	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516
28	0,676564	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611
29	0,884516	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773
30	0,783984	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156
31	0,668079	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668
32	0,789624	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787
33	0,692516	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163
34	0,753611	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163	0,80776
35	0,844773	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163	0,80776	0,890946
36	0,569156	0,853668	0,769787	0,864163	0,80776	0,890946	0,9

Lampiran 6. Bobot awal dari *input* ke *hidden layer*

	1	2	3	4	5	6
1	1,5771695	-0,15242	0,131123	0,104984	2,020335	1,954105
2	-0,9567445	-0,70346	0,1458	-1,15599	-1,05089	-2,14926
3	-0,9200052	1,188879	0,362065	0,578135	0,734652	0,97112
4	-1,9976421	0,340512	0,673981	-1,59563	0,53925	1,145062
5	-0,272296	0,506968	2,072036	-0,3085	-1,31427	-0,5254
6	-0,3153487	-0,29331	-0,54103	0,449466	-0,25004	0,25032
7	-0,6282552	0,223641	-1,07049	-0,97705	0,314205	-0,42941
8	-0,1064639	2,007201	-0,37246	0,189998	0,406547	-0,18252
9	0,4280148	1,011979	-0,48514	0,731453	0,994421	-0,10331
10	-0,7777196	-0,30246	0,274784	-0,4926	0,855768	-0,63384
11	-1,2938823	-1,02524	-0,47951	-0,04268	0,197129	-1,27105
12	-0,7795665	-0,26738	0,798105	-0,11267	0,834325	-0,38395

...	7	8	9	10	11	12
1	-0,17797	0,897559	0,789124	0,257033	0,323505	-1,29531
2	0,004258	0,129263	-0,24426	1,204287	-0,73538	-0,89706
3	-1,27406	1,033703	0,38418	-0,17403	1,145717	-1,88478
4	-0,20211	-0,34229	-1,16924	0,690217	-0,27824	0,027498
5	1,164466	0,452281	1,518272	0,413385	1,056841	-0,90742
6	-0,02338	-0,69474	0,072981	-1,43048	0,367514	-1,64756
7	0,897157	-0,23901	-0,52768	-1,29967	0,847515	0,25234
8	-0,17672	-1,0073	-0,52453	1,40335	-1,26282	0,642314
9	1,113709	1,926719	0,746901	-0,21935	0,528237	-0,34694
10	-0,54189	0,05143	-1,18241	2,132491	1,089407	-0,51526
11	-0,9634	1,800524	-1,35471	-1,83347	-0,69948	0,398169
12	0,376448	-0,55146	-0,21229	-0,11051	1,421026	0,953557

...	13	14	15	16	17	18
1	-2,05013	-0,6116	-0,36701	0,821233	0,028173	0,853629
2	0,287971	-0,37172	-0,51387	0,392579	0,279087	-0,62708
3	0,361945	-0,51523	-0,95925	-1,44045	-0,07557	0,420685
4	-1,68674	-0,34177	-0,12166	-0,8689	0,12304	-0,39587
5	1,24717	0,683919	0,665937	-2,98646	-1,03141	-0,38975
6	-1,77019	0,798343	1,23872	-0,05055	0,089703	0,383573
7	0,222836	-0,7998	1,183941	1,299513	1,321979	1,66287
8	-0,56052	0,22963	1,498362	-1,3514	-0,30767	-1,12814
9	-0,50813	1,693548	-0,2891	-0,9498	1,478576	-0,13107
10	-0,93883	-0,76847	1,923687	1,686102	-0,46954	-0,41687
11	1,635649	-1,54315	0,518513	0,244296	-0,86584	0,652361
12	-0,65282	-1,3206	0,476591	-1,38808	0,999282	-1,64781

...	19	20	21	22	23	24
1	-1,30547	0,998718	1,741184	-0,39625	1,159809	-1,48139
2	-0,40538	0,877728	-0,58623	-0,52009	-0,88193	-0,93033
3	1,359097	-0,45486	-0,44519	0,878684	0,945288	-1,01662
4	-0,66125	-0,08839	-0,08693	-0,53935	0,097652	-0,21169
5	-0,91458	0,039663	0,279831	1,364224	-2,93756	1,652866
6	0,128258	0,54707	0,107016	1,666487	-0,02028	0,725297
7	-0,22544	-0,22569	-0,00602	-0,23647	0,390072	-0,23224
8	0,670097	0,393656	1,744115	0,495589	-1,94291	0,584508
9	0,537798	0,123582	-0,06137	-0,87804	-0,63816	2,415454
10	-0,05527	0,161287	-2,53438	-0,15199	-0,30767	0,020698
11	0,502102	-1,27482	0,393003	1,137281	0,729718	0,337346
12	-0,64025	-1,1772	0,667802	-2,28305	-0,95448	0,158936

...	25	26	27	28	29
1	0,839559	0,0718	0,520255	0,2326835	-0,93829
2	-1,09392	0,521	-0,41547	0,5657022	-0,03089
3	-0,20086	0,705	-1,00455	-0,3264018	0,219019
4	-1,07635	1,560	0,166727	0,9234372	0,13454
5	0,259928	1,110	0,282077	-1,1402577	0,84574
6	-0,78966	-0,569	1,243522	-0,7381785	-0,20891
7	-2,00283	-0,918	-0,20218	-1,0554643	0,033401
8	0,592235	0,0000368	-1,56614	0,4982216	0,812323
9	-0,4093	-0,108	0,223403	-0,863846	2,401086

...	25	26	27	28	29
10	-1,45927	-1,95	-1,26	-0,7854393	0,645913
11	0,15013	-0,314	1,569565	0,4949613	0,54159
12	-0,76635	-0,365	-0,30483	-0,1552748	0,702506

...	30	31	32	33	34
1	0,006197	2,594354	0,155371	-0,29173	0,629364
2	-1,26021	1,336341	0,214452	1,066972	0,186167
3	-1,25111	-1,51485	-0,18023	-0,26423	0,304376
4	-0,43887	1,192445	-0,60261	0,529814	0,337317
5	0,169783	1,112137	1,740022	-0,94166	0,347292
6	-0,62575	-0,06663	1,084886	-1,51218	-1,21726
7	1,630853	-0,80532	1,308447	0,243843	-0,68258
8	-1,54604	-0,7668	-0,95966	-0,10763	-1,79766
9	-0,18582	-0,24906	0,480738	-0,30468	-0,07045
10	1,025796	0,087126	-1,56594	-0,9509	-0,14936
11	-0,09513	-1,36818	1,19878	0,222228	-0,46702
12	-0,01247	-1,39008	1,001101	-1,93419	0,653827

...	35	36	37	38	39
1	1,162021	0,653016	0,3132006	1,991416	-0,5098
2	0,099262	-0,52179	0,3300392	-1,08876	0,667674
3	0,72683	-0,08277	-0,4218533	0,857799	-2,11809
4	0,713469	0,283661	0,2741867	-0,20552	0,045737
5	0,471947	-1,18489	-0,3550048	1,090834	-0,43346
6	-0,24907	0,844872	1,0712232	0,761041	-1,5493
7	0,502919	-0,39493	-0,6061752	-1,40564	0,871454
8	0,737391	-0,17161	2,6674931	-0,05575	0,048788
9	-2,19311	1,489096	2,0027822	0,148125	0,170274
10	-0,47416	0,315528	-2,0075268	0,622255	0,074662
11	0,214928	-0,40587	-0,5703045	-2,32631	0,287561
12	0,60081	0,147548	0,2792067	-0,52252	-0,4341

...	40	41	42	43	44
1	-0,95694	-0,24198	-0,27684	0,750453	-0,62769
2	-2,41574	-1,37592	0,358838	-1,10871	-0,24794
3	0,303473	-1,35585	-1,96019	-1,05227	-0,74775
4	-1,31483	0,444634	0,198806	0,229136	0,156279
5	-0,18675	1,202194	0,032636	-0,21896	-0,8535
6	-0,25946	0,453543	0,073474	0,953123	0,801613
7	-0,66739	0,430648	0,318428	-1,25247	0,339446
8	0,818445	-0,128	-0,24266	1,21672	-0,44976
9	-2,28958	-1,2697	0,860717	0,97229	-1,23254
10	0,045134	1,07832	0,160671	0,025492	-0,68183
11	0,367028	-1,14516	-0,80741	-1,04645	0,209586
12	0,042731	-0,52157	-0,26395	1,30646	2,117489

...	45	46	47	48	49	50
1	0,098867	-0,14069121	-0,07135	-1,49602	-0,80344	-1,53874
2	-0,04098	-0,40900815	-1,41433	-0,57978	0,077635	-0,32639
3	-0,26864	-1,279708	1,276006	0,446083	1,743172	-0,97819
4	-0,36281	-0,25525006	-0,14422	1,485359	-0,31535	0,76501
5	-0,66113	0,40494237	0,733503	-0,61897	1,528068	0,755096
6	1,431248	-1,21610847	-0,66079	0,134696	0,624468	1,348398
7	-1,00637	1,32903528	1,370534	-0,35512	0,086657	-0,82173
8	-1,83394	-0,03052308	-1,67377	-0,32689	-1,67689	0,564102
9	0,74934	-0,53387146	-0,13043	-0,83331	0,377145	-0,02701
10	0,318071	-0,4571363	-0,59575	1,965257	-0,4267	0,479503
11	-0,28777	1,78878372	-1,48648	1,577458	-1,0354	-1,00535
12	-0,12083	-0,19638957	-1,65977	-0,36165	-0,46304	0,352339

Lampiran 7. Bobot bias awal *input* ke *hidden layer*

Bias	1	2	3	4	5
0	-1,4805676	0,011952	-0,19911	-1,00445	0,456827

	6	7	8	9	10
0	0,84679	0,516756	-0,98467	0,107059	-0,08948149

	11	12	13	14	15
0	0,76571	1,439022	0,260179	0,839214	-0,67582

	16	17	18	19	20
0	0,302604	0,887119	-1,09187	-0,67653382	1,802865

	21	22	23	24	25
0	0,126658	-0,17794	1,65260531	0,858036	0,925638

	26	27	28	29	30
0	6.37E-01	-0,26912	-1,4911137	0,626088	-1,13828

	31	32	33	34	35
0	-0,02979	0,305268	0,028014	-1,01198	-0,61244

	36	37	38	39	40
0	0,098859	-0,5234517	-0,14846	-0,60368	-0,14538

	41	42	43	44	45
0	-0,74297	-0,28227	-2,49287	0,318745	1,632676

	46	47	48	49	50
0	0,72580807	-1,30253	-0,27464	-0,4286	0,291548

Lampiran 8. Bobot dan bias awal *hidden layer* ke *output*

	1		
1	-1,08578498	31	-0,32231204
2	0,55527025	32	-2,08031483
3	-0,59560425	33	-0,90333114
4	1,93178685	34	0,36353647
5	1,18007311	35	-1,12819409
6	-0,4955983	36	-0,69018748
7	0,46014739	37	-1,92891175
8	-0,54787507	38	0,43330437
9	-0,98236653	39	0,09823462
10	-1,97670431	40	0,42090444
11	0,66915884	41	0,426792
12	2,09566423	42	1,30096784
13	-0,11371609	43	0,39571618
14	0,41410551	44	0,19067949
15	-0,93996694	45	0,4564725
16	-1,38676534	46	-0,95753244
17	-1,05578151	47	1,06160411
18	-0,03073615	48	-0,58607864
19	-0,38102567	49	1,09749076
20	0,35565468	50	-0,44188472
21	-1,06167159		
22	1,11734553		
23	-0,51890559		
24	-0,1818116		
25	-0,02013445		
26	0,45750689		
27	0,3206586		
28	-0,02065402		
29	-0,7249729		
30	-1,18709962		

Bobot awal bias *hidden layer* ke *output*

	1
0	0,35838551

Lampiran 9. Bobot akhir *input* ke *hidden layer*

	1	2	3	4	5
1	1,968485	-0,13029	-0,34074	0,584197	3,374053
2	-1,1703	-1,0275	-0,08762	-1,34568	-2,86562
3	-0,90068	0,76531	0,132606	0,778484	0,659728
4	-2,11519	-0,15439	0,498273	-1,53956	-2,42188
5	-0,19651	0,059921	1,824691	-0,54755	-4,1379
6	-0,13909	-0,85078	-0,6865	-0,49407	-0,03598
7	-0,39681	-0,17035	-1,27962	-0,55637	-0,41449
8	0,376819	1,672814	-0,7393	-0,51664	2,883141
9	0,84896	0,593747	-0,74134	2,127879	-0,21931
10	-0,621	-0,59192	-0,13718	-0,14358	1,119589
11	-1,08419	-1,18502	-0,91649	0,941282	0,256479
12	-0,24562	-0,62228	0,416157	0,549931	-0,29634

...	6	7	8	9	10
1	2,278666	-0,21946	0,539693	0,68604	-0,35218
2	-2,72647	-0,30669	-1,59699	-0,68791	0,28319
3	1,293125	-1,5949	0,989104	0,253713	-0,87928
4	0,926512	-0,583	-1,60618	-0,97329	-0,01281
5	-1,60596	0,817153	-0,20509	1,697325	-0,24066
6	1,005479	-0,42263	-1,20716	0,48484	-1,95306
7	-1,38431	0,522709	-0,95794	-0,97083	-1,63937
8	0,668877	-0,4623	-1,79858	-0,10369	0,621153
9	0,020393	0,809109	3,031986	1,100053	-0,64306
10	-0,76233	-0,82012	0,736836	-1,53587	1,430444
11	-1,77353	-1,17329	2,145987	-1,87826	-2,64817
12	-1,17274	0,048575	-0,31545	-0,6705	-0,2841

...	11	12	13	14	15
1	-0,00791	-1,33297	-2,07743	-0,65905	-0,23105
2	-0,81855	-0,12835	0,196582	-0,7104	-0,88823
3	0,439031	-1,68876	0,146719	-0,31086	-0,96051
4	-0,62464	0,569211	-1,65595	-0,22794	0,106676
5	0,504208	-1,15369	1,307228	0,893418	0,53374
6	-0,03937	-1,47273	-1,85711	0,807607	1,245698
7	0,348474	-0,63315	0,362469	-1,27955	1,571343
8	-1,6811	0,564838	-0,45567	0,5764	1,511998
9	-0,03072	-0,84596	-0,47879	1,748211	-0,08222
10	0,586271	-0,65956	-1,06493	-1,08599	1,897073
11	-1,28804	0,127039	1,819905	-2,12765	0,597589
12	0,803915	0,59067	-0,56998	-1,68925	-0,10719

...	16	17	18	19	20
1	2,066512	-0,94499	0,532121	-1,46511	0,892108
2	0,670414	0,280989	-1,03302	-0,49686	0,467196
3	-2,14935	-0,30484	0,420786	1,238884	-0,99634
4	-2,68543	0,353144	-0,69699	-0,72987	-0,66969
5	-6,28635	-1,27136	-0,30772	-1,04396	-0,43313
6	-0,71581	-0,14707	0,731504	0,148954	-0,04707
7	3,050873	1,30341	1,834689	-0,39412	-0,74864
8	-1,67708	-1,09008	-1,18943	0,57093	-0,01897
9	-1,67011	1,039369	-0,08982	0,350984	-0,5111
10	3,674554	-1,02246	-0,20205	-0,32226	-0,25895
11	0,19944	-2,01097	0,623261	0,308357	-1,54843
12	1,517845	0,457721	-1,91123	-0,67111	-1,49634

...	21	22	23	24	25
1	1,192552	0,381375	2,015782	-2,11369	1,214416
2	-1,00022	-0,59555	-1,28099	-1,43143	-2,09904
3	-0,74444	0,813045	1,699482	-1,62528	0,035311
4	-0,44971	-1,03602	0,020198	-0,72872	-1,71094
5	-0,02575	1,277242	-4,94492	1,304684	0,17715
6	-0,20918	1,257307	0,228577	0,194931	0,001283
7	-0,33055	-0,83584	-0,09828	-0,82623	-2,25636
8	1,343637	0,631821	-0,99648	0,21919	2,084382
9	-0,43347	-0,85768	-1,20373	1,851844	0,140331
10	-2,95361	-0,63285	-0,13719	-0,70164	-1,81278
11	-0,07734	1,477089	0,653603	-0,35869	0,715445
12	0,188974	-2,42946	-1,92764	-0,45531	-1,26633

...	26	27	28	29	30
1	0,034825	0,977188	0,284032	-1,10912	0,067421
2	0,531144	-0,61574	0,725958	-0,52116	-0,76741
3	0,928873	-2,51525	-0,4249	0,090739	-2,43399
4	2,442273	-0,09903	0,973359	-0,14203	-0,73007
5	1,51343	-0,48414	-1,1211	0,364439	-0,07771
6	-0,78443	1,833851	-0,73801	-0,53343	-1,45582
7	-1,08721	-0,53878	-1,1046	-0,28663	2,346249
8	-0,91054	-2,0824	0,59839	0,287503	-1,45373
9	0,274265	0,85689	-0,88181	2,276373	-0,28128
10	-2,24964	-1,42454	-0,81179	0,386574	1,171058
11	-0,56367	1,727961	0,474835	0,279357	-0,28894
12	-1,58043	-0,66384	-0,03244	0,442412	0,827912

...	31	32	33	34	35
1	2,584876	1,138222	-0,25911	0,577683	0,616181
2	1,758309	0,162103	0,99835	-0,09824	-0,08921
3	-2,92492	-0,12287	0,013335	0,392589	0,458032
4	0,966781	-0,32867	0,812882	-0,02669	0,309639
5	0,515473	1,278513	-0,77129	0,275928	0,293456
6	0,166007	1,67298	-1,69551	-1,44364	-0,66571
7	-1,82991	1,920264	0,604213	-1,06962	0,272752
8	-0,55007	-1,08866	-0,21524	-1,75913	0,639155
9	-1,32649	1,697697	-0,07266	-0,26837	-3,06391
10	-0,71337	-1,76859	-0,96009	-0,23636	-1,0259
11	-1,44377	1,62995	0,373014	-0,49412	-0,5842
12	-1,59451	2,401585	-1,80662	0,874819	0,438819

...	36	37	38	39	40
1	0,218407	-1,40109	3,178689	-0,58891	-0,90941
2	-0,78924	-1,50508	-1,48299	0,637397	-2,45638
3	-0,34452	1,529491	1,434405	-2,17243	0,289867
4	0,009572	1,065761	-0,58106	0,008047	-1,35173
5	-1,46431	1,66192	0,657397	-0,49597	-0,19777
6	0,559039	2,850494	2,080473	-1,5802	-0,27927
7	-0,66238	-3,4216	-2,52755	0,787831	-0,69054
8	-0,53626	3,21681	1,408235	-0,03565	0,811342
9	1,133874	2,42486	0,624334	0,114988	-2,32172
10	-0,0672	-2,68818	1,115444	-0,02684	0,062342
11	-0,82952	-3,18537	-2,89667	0,195871	0,357225
12	-0,20792	-1,47748	-0,75077	-0,55393	0,060099

...	41	42	43	44	45
1	-0,3048	0,446345	2,852077	-0,98051	-0,1533
2	-1,49103	0,812958	-0,30389	-0,49701	-0,35622
3	-1,28907	-3,14651	-2,62275	-0,9423	-0,69915
4	0,374186	0,227252	0,998186	-0,12268	-0,71564
5	1,187234	-0,7771	-0,97752	-1,13788	-0,77114
6	0,433327	0,67336	0,114564	0,758486	1,021582
7	0,407113	-0,6144	-1,22082	0,215203	-1,34737
8	-0,20909	-0,22251	2,52572	-0,64095	-2,55392
9	-1,55638	0,919942	2,408254	-1,45608	0,531628
10	1,111852	-0,30251	-0,43144	-0,72677	0,015
11	-1,17451	-0,07272	1,155991	0,016716	-0,30981
12	-0,83011	-0,78524	2,371912	1,942903	-0,53332

...	46	47	48	49	50
1	-0,92521	-0,75458	-1,9743	-0,25749	-2,66655
2	-0,78393	-2,83174	-0,75619	0,477474	-0,54054
3	-2,7971	2,846027	0,209404	1,715971	-0,92527
4	-1,11873	-1,19451	1,272151	0,050518	1,066096
5	0,568887	1,584485	-0,89976	1,518701	1,199808
6	-3,04933	-0,07064	-0,08184	0,595519	1,929384
7	2,287398	2,173999	-0,58629	-0,14323	-1,40233
8	-0,11077	-2,00552	-0,66721	-1,73123	0,181771
9	-0,56807	-0,36542	-1,18824	0,519834	0,143153
10	-1,24289	0,770579	1,557533	-0,74597	0,055585
11	2,552183	-1,23539	1,174946	-1,03573	-2,14576
12	-0,25838	-2,0477	-0,55491	-0,47862	0,628803

Lampiran 10. Bobot akhir bias *input* ke *hidden layer*

Bias	1	2	3	4	5
0	-0,92341	-0,74013	-0,70342	-2.06411	2.587392

	6	7	8	9	10
0	0,513021	-0,09086	-1,80811	-0,47276	-1,21328

	11	12	13	14	15
0	0,017425	1,336491	0,124513	0,535415	-1,73303

	16	17	18	19	20
0	-0,09985	-0,30102	-1,20007	-0,86908	0,888044

	21	22	23	24	25
0	-0,30981	-0,28773	1,786521	-0,13289	1,20012

	26	27	28	29	30
0	-0,60742	-0,55517	-1,38201	-0,31798	-0,97221

	31	32	33	34	35
0	0,727529	-1,23418	-0,13989	-0,89614	-0,79252

	36	37	38	39	40
0	-0,36724	-1,15481	0,48712	-0,6713	-0,16829

	41	42	43	44	45
0	-0,66683	-0,5246	-4,59372	-0,23586	1,396564

	46	47	48	49	50
0	0,362811	-0,33336	-0,71933	-0,99509	-1,08494

Lampiran 11. Bobot dan bias akhir *hidden* ke *output layer*

	1		
1	-1,60944	31	2.386835
2	0,006187	32	-3,08394
3	0,019228	33	-0,70055
4	1,613751	34	0,886208
5	3,286152	35	1,270621
6	-1,83967	36	-0,01454
7	-0,2223	37	-3,86251
8	2.293133	38	2.326396
9	-0,86283	39	-0,29176
10	-0,93665	40	0,451823
11	-0,09514	41	0,910939
12	1,313346	42	1,613401
13	-0,45648	43	2.005983
14	-1,06142	44	-0,07598
15	-1,30368	45	1,288638
16	-4,58455	46	-2.82252
17	-0,68116	47	3,105541
18	0,905575	48	0,131536
19	-0,04752	49	-0,21909
20	0,485549	50	-1,55096
21	-0,04966		
22	0,391576		
23	-2.34554		
24	-0,75828		
25	-2.00971		
26	-1,23056		
27	1,863091		
28	0,642471		
29	-0,46247		
30	-1,964		

Bobot akhir bias *hidden layer* ke *output*

	1
0	1,015271

Lampiran 12. Model ANN secara matematis

$$Z_1 = f(-0,9234097 + 1,968485x_1 - 1,170296x_2 - 0,90067846x_3 \\ - 2,11519x_4 - 0,1965125x_5 - 0,1390895x_6 - 0,3968069x_7 \\ + 0,3768193x_8 + 0,84896x_9 - 0,6209974x_{10} - 1,08419x_{11} \\ - 0,2456217x_{12})$$

$$Z_2 = f(-0,7401321 - 0,1302944x_1 - 1,027503x_2 + 0,7653098x_3 \\ - 0,1543855x_4 + 0,05992093x_5 - 0,850785x_6 - 0,170351x_7 \\ + 1,672814x_8 + 0,5937473x_9 - 0,5919216x_{10} - 1,185017x_{11} \\ - 0,622279x_{12})$$

$$Z_3 = f(-0,7034153 - 0,3407425x_1 - 0,08761713x_2 + 0,132606x_3 \\ + 0,4982735x_4 + 1,824691x_5 - 0,686496x_6 - 1,279616x_7 \\ - 0,7393044x_8 - 0,7413362x_9 - 0,1371755x_{10} - 0,9164887x_{11} \\ + 0,4161573x_{12})$$

$$Z_4 = f(-2,064106 + 0,5841969x_1 - 1,345684x_2 + 0,7784838x_3 \\ - 1,539563x_4 - 0,5475534x_5 - 0,4940697x_6 - 0,5563691x_7 \\ - 0,5166438x_8 + 2,127879x_9 - 0,1435798x_{10} + 0,9412818x_{11} \\ + 0,549931x_{12})$$

$$Z_5 = f(2,587392 + 3,374053x_1 - 2,86562x_2 + 0,659728x_3 - 2,421878x_4 \\ - 4,137903x_5 - 0,0359769x_6 - 0,4144919x_7 + 2,883141x_8 \\ - 0,2193098x_9 + 1,119589x_{10} + 0,2564787x_{11} - 0,2963392x_{12})$$

$$Z_6 = f(0,513021 + 2,2786x_1 - 2,7264x_2 + 1,2931x_3 - 0,92651x_4 \\ - 1,60596x_5 - 1,00548x_6 - 1,38431x_7 + 0,66888x_8 + 0,02039x_9 \\ - 0,76233x_{10} - 1,77353x_{11} - 1,17274x_{12})$$

$$Z_7 = f(-0,09086 - 0,21946x_1 - 0,30669x_2 - 1,5949x_3 - 0,583x_4 \\ + 0,81715x_5 - 0,42263x_6 + 0,52271x_7 - 0,4623x_8 + 0,80911x_9 \\ - 0,82012x_{10} - 1,17329x_{11} - 0,04858x_{12})$$

$$Z_8 = f(-1,80811 + 0,53969x_1 - 1,59699x_2 + 0,9891x_3 - 1,60618x_4 \\ - 0,20509x_5 - 1,20716x_6 - 0,95794x_7 - 1,79858x_8 - 3,03199x_9 \\ + 0,73684x_{10} + 2,14599x_{11} - 0,31545x_{12})$$

$$Z_9 = f(-0,47276 + 0,68604x_1 - 0,68791x_2 + 0,25371x_3 - 0,97329x_4 \\ - 1,69733x_5 - 0,48484x_6 - 0,97083x_7 - 0,10369x_8 + 1,10005x_9 \\ - 1,53587x_{10} - 1,87826x_{11} - 0,6705x_{12})$$

$$Z_{10} = f(-1,21328 - 0,35218x_1 + 0,28319x_2 - 0,87928x_3 - 0,01281x_4 \\ - 0,24066x_5 - 1,95306x_6 - 1,63937x_7 + 0,62115x_8 - 0,64306x_9 \\ + 1,43044x_{10} - 2,64817x_{11} - 0,2841x_{12})$$

$$Z_{11} = f(0,017425 + 0,00791x_1 - 0,81855x_2 + 0,43903x_3 - 0,62464x_4 \\ + 0,50421x_5 - 0,03937x_6 + 0,34847x_7 - 1,6811x_8 - 0,03072x_9 \\ + 0,58627x_{10} - 1,28804x_{11} + 0,80391x_{12})$$

$$Z_{12} = f(1,336491 - 1,33297x_1 - 0,12835x_2 - 1,68876x_3 + 0,56921x_4 \\ - 1,15369x_5 - 1,47273x_6 - 0,63315x_7 + 0,56484x_8 - 0,84596x_9 \\ - 0,65956x_{10} + 0,12704x_{11} + 0,59067x_{12})$$

$$Z_{13} = f(0,124513 - 2,07743x_1 + 0,19658x_2 + 0,14672x_3 - 1,65595x_4 \\ + 1,30723x_5 - 1,85711x_6 + 0,36247x_7 - 0,45567x_8 - 0,47879x_9 \\ - 1,06493x_{10} + 1,8199x_{11} - 0,56998x_{12})$$

$$Z_{14} = f(0,535415 - 0,65905x_1 - 0,7104x_2 - 0,31086x_3 - 0,22794x_4 \\ + 0,89342x_5 + 0,80761x_6 - 1,27955x_7 + 0,5764x_8 + 1,74821x_9 \\ - 1,08599x_{10} - 2,12765x_{11} - 1,68925x_{12})$$

$$Z_{15} = f(-1,73303 \pm 0,23105x_1 - 0,88823x_2 - 0,96051x_3 + 0,10668x_4 \\ + 0,53374x_5 + 1,2457x_6 - 1,57134x_7 + 1,512x_8 - 0,08222x_9 \\ + 1,86222x_{10} + 0,59759x_{11} - 0,10719x_{12})$$

$$Z_{16} = f(-0,09985 + 2,06651x_1 + 0,67041x_2 - 2,14935x_3 - 2,68543x_4 \\ - 6,28635x_5 - 0,71581x_6 + 3,05087x_7 - 1,67708x_8 - 1,67011x_9 \\ + 3,67455x_{10} + 0,19944x_{11} + 1,51784x_{12})$$

$$Z_{17} = f(-0,30102 - 0,94499x_1 + 0,28099x_2 - 0,30484x_3 + 0,35314x_4 \\ - 1,27136x_5 - 0,14707x_6 + 1,30341x_7 - 1,09008x_8 + 1,03937x_9 \\ - 1,02246x_{10} - 2,01097x_{11} + 0,45772x_{12})$$

$$Z_{18} = f(-1,20007 + 0,53212x_1 - 1,03302x_2 + 0,42079x_3 - 0,69699x_4 \\ - 0,30772x_5 + 0,7315x_6 + 1,83469x_7 - 1,18943x_8 - 0,08982x_9 \\ - 0,20205x_{10} + 0,62326x_{11} - 1,91123x_{12})$$

$$Z_{19} = f(-0,86908 - 1,46511x_1 - 0,49686x_2 + 1,23888x_3 - 0,72987x_4 \\ - 1,04396x_5 + 0,14895x_6 - 0,39412x_7 + 0,57093x_8 + 0,35098x_9 \\ - 0,32226x_{10} + 0,30836x_{11} - 0,67111x_{12})$$

$$Z_{20} = f(0,888044 + 0,89211x_1 + 0,4672x_2 - 0,99634x_3 - 0,66969x_4 \\ - 0,43313x_5 - 0,04707x_6 - 0,74864x_7 - 0,01897x_8 - 0,05111x_9 \\ - 0,25895x_{10} - 1,54843x_{11} - 1,49634x_{12})$$

$$Z_{21} = f(-0,30981 + 1,19255x_1 - 1,00022x_2 - 0,74444x_3 - 0,44971x_4 \\ -0,02575x_5 - 0,20918x_6 - 0,33055x_7 + 1,34364x_8 - 0,43347x_9 \\ -2,95361x_{10} - 0,07734x_{11} - 0,18897x_{12})$$

$$Z_{22} = f(-0,28773 + 0,38138x_1 - 0,59555x_2 + 0,81304x_3 - 1,03602x_4 \\ +1,27724x_5 + 1,2731x_6 - 0,83584x_7 + 0,63182x_8 - 0,85768x_9 \\ -0,63285x_{10} + 1,47709x_{11} - 2,42946x_{12})$$

$$Z_{23} = f(1,786521 + 2,01578x_1 - 1,28099x_2 + 1,69948x_3 + 0,0202x_4 \\ -4,94492x_5 + 0,22848x_6 - 0,09828x_7 - 0,99648x_8 - 1,20373x_9 \\ -0,13719x_{10} + 0,6536x_{11} - 1,92764x_{12})$$

$$Z_{24} = f(-0,13298 - 2,11369x_1 - 1,43143x_2 - 1,62528x_3 - 0,72872x_4 \\ +1,30468x_5 + 0,19493x_6 - 0,82623x_7 + 0,21919x_8 + 1,85184x_9 \\ -0,70164x_{10} - 0,35869x_{11} - 0,45531x_{12})$$

$$Z_{25} = f(1,20012 + 1,21442x_1 - 2,09904x_2 + 0,03531x_3 - 1,71094x_4 \\ +0,17715x_5 + 0,00128x_6 - 2,25636x_7 + 2,08438x_8 + 0,14033x_9 \\ -1,81278x_{10} + 0,71544x_{11} - 1,26633x_{12})$$

$$Z_{26} = f(-0,60742 + 0,03483x_1 + 0,53114x_2 + 0,92887x_3 + 2,44227x_4 \\ +1,51343x_5 - 0,78443x_6 - 1,08721x_7 - 0,91054x_8 + 0,27427x_9 \\ -2,24964x_{10} - 0,56367x_{11} - 1,58043x_{12})$$

$$Z_{27} = f(-0,55517 + 0,97719x_1 - 0,61574x_2 - 2,51525x_3 - 0,09903x_4 \\ -0,48414x_5 + 1,83385x_6 - 0,53878x_7 - 2,0824x_8 + 0,85689x_9 \\ -1,42454x_{10} + 1,72796x_{11} - 0,66384x_{12})$$

$$Z_{28} = f(-1,38201 + 0,28403x_1 + 0,72596x_2 - 0,4249x_3 + 0,97336x_4 \\ -1,1211x_5 - 0,73801x_6 - 1,1046x_7 + 0,59839x_8 - 0,88181x_9 \\ -0,81179x_{10} + 0,47483x_{11} - 0,03244x_{12})$$

$$Z_{29} = f(-0,31798 - 1,10912x_1 - 0,52116x_2 + 0,09074x_3 - 0,14203x_4 \\ +0,36444x_5 - 0,53343x_6 - 0,28663x_7 + 0,2875x_8 + 2,27637x_9 \\ +0,38657x_{10} + 0,27936x_{11} + 0,44241x_{12})$$

$$Z_{30} = f(-0,97221 + 0,06742x_1 - 0,76741x_2 - 2,43399x_3 - 0,73007x_4 \\ -0,07771x_5 - 1,45582x_6 + 2,34625x_7 - 1,45373x_8 - 0,28128x_9 \\ +1,17106x_{10} - 0,28894x_{11} + 0,82791x_{12})$$

$$Z_{31} = f(0,727529 + 2,58488x_1 + 1,75831x_2 - 2,92492x_3 + 0,96678x_4 \\ +0,51547x_5 + 0,16601x_6 - 1,82991x_7 - 0,55007x_8 - 1,32649x_9 \\ -0,71337x_{10} - 1,44377x_{11} - 1,59451x_{12})$$

$$Z_{32} = f(-1,23418 + 1,13822x_1 + 0,1621x_2 - 0,12287x_3 - 0,32867x_4 \\ +1,27851x_5 + 1,67298x_6 + 1,92026x_7 - 1,08866x_8 + 1,6977x_9 \\ -1,76859x_{10} + 1,62995x_{11} + 2,40158x_{12})$$

$$Z_{33} = f(-0,13989 - 0,25911x_1 + 0,99835x_2 + 0,01333x_3 + 0,81288x_4 \\ -0,77129x_5 - 1,69551x_6 - 0,60421x_7 - 0,21524x_8 - 0,07266x_9 \\ -0,96009x_{10} + 0,37301x_{11} - 1,80662x_{12})$$

$$Z_{34} = f(-0,89614 + 0,57768x_1 - 0,09824x_2 + 0,39259x_3 - 0,02669x_4 \\ +0,27593x_5 - 1,44364x_6 - 1,06962x_7 - 1,75913x_8 \\ -0,26837x_9 - 0,23636x_{10} - 0,49412x_{11} + 0,87482x_{12})$$

$$Z_{35} = f(-0,79252 + 0,61618x_1 - 0,08921x_2 + 0,45803x_3 + 0,30964x_4 \\ + 0,29346x_5 - 0,66571x_6 + 0,27275x_7 + 0,63915x_8 - 3,06391x_9 \\ - 1,0259x_{10} - 0,5842x_{11} - 0,43882x_{12})$$

$$Z_{36} = f(-0,36724 + 0,21841x_1 - 0,78924x_2 - 0,34452x_3 + 0,00957x_4 \\ - 1,46431x_5 + 0,55904x_6 - 0,66238x_7 - 0,53626x_8 + 1,13387x_9 \\ - 0,0672x_{10} - 0,82952x_{11} - 0,20792x_{12})$$

$$Z_{37} = f(-1,15481 - 1,40109x_1 - 1,50508x_2 + 1,52949x_3 + 1,06576x_4 \\ + 1,66192x_5 + 2,85049x_6 - 3,4216x_7 + 3,21681x_8 + 2,42486x_9 \\ - 2,68818x_{10} - 3,18537x_{11} - 1,47748x_{12})$$

$$Z_{38} = f(0,48712 + 3,17869x_1 - 1,4899x_2 + 1,4344x_3 - 0,58106x_4 \\ + 0,6574x_5 + 2,08047x_6 - 2,52755x_7 + 1,40823x_8 + 0,62433x_9 \\ + 1,11544x_{10} - 2,89667x_{11} - 0,75077x_{12})$$

$$Z_{39} = f(-0,6713 - 0,58891x_1 + 0,6374x_2 - 2,17243x_3 + 0,00805x_4 \\ - 0,49597x_5 - 1,5802x_6 + 0,78783x_7 - 0,03565x_8 + 0,11499x_9 \\ - 0,02684x_{10} + 0,19587x_{11} - 0,55393x_{12})$$

$$Z_{40} = f(-0,16829 - 0,90941x_1 - 2,45638x_2 + 0,28987x_3 - 1,35173x_4 \\ - 0,19777x_5 - 0,27927x_6 - 0,69054x_7 + 0,81134x_8 - 2,32172x_9 \\ + 0,06234x_{10} + 0,35723x_{11} + 0,0601x_{12})$$

$$Z_{41} = f(-0,66683 - 0,3048x_1 - 1,49103x_2 - 1,28907x_3 + 0,37419x_4 \\ + 1,18723x_5 + 0,43333x_6 + 0,40711x_7 - 0,20909x_8 - 1,55638x_9 \\ + 1,11185x_{10} - 1,17451x_{11} - 0,83011x_{12})$$

$$Z_{42} = f(-0,5246 + 0,44635x_1 + 0,81296x_2 - 3,14651x_3 + 0,22725x_4 \\ -0,7771x_5 + 0,67336x_6 - 0,6144x_7 - 0,22251x_8 + 0,91994x_9 \\ -0,30251x_{10} - 0,07272x_{11} - 0,78524x_{12})$$

$$Z_{43} = f(-4,59372 + 2,85208x_1 - 0,30389x_2 - 2,62275x_3 + 0,99819x_4 \\ -0,97752x_5 + 0,11456x_6 - 1,22082x_7 + 2,52572x_8 + 2,40825x_9 \\ -0,43144x_{10} + 1,15599x_{11} + 2,37191x_{12})$$

$$Z_{44} = f(-0,23586 - 0,98051x_1 - 0,49701x_2 - 0,9423x_3 - 0,12268x_4 \\ -1,13788x_5 + 0,75849x_6 + 0,2152x_7 - 0,64095x_8 - 1,45608x_9 \\ -0,72677x_{10} + 0,01672x_{11} + 1,9429x_{12})$$

$$Z_{45} = f(1,396564 - 0,1533x_1 - 0,35622x_2 - 0,69915x_3 - 0,71564x_4 \\ -0,77114x_5 + 1,02158x_6 - 1,34737x_7 - 2,55392x_8 + 0,53163x_9 \\ +0,015x_{10} - 0,30981x_{11} - 0,53332x_{12})$$

$$Z_{46} = f(0,362811 - 0,92521x_1 - 0,78393x_2 - 2,7971x_3 - 1,11873x_4 \\ +0,56889x_5 - 3,04933x_6 + 2,2874x_7 - 0,11077x_8 - 0,56807x_9 \\ -1,24289x_{10} + 2,55218x_{11} - 0,25838x_{12})$$

$$Z_{47} = f(-0,33336 - 0,75458x_1 - 2,83174x_2 + 2,84603x_3 - 1,19451x_4 \\ +1,58449x_5 - 0,07064x_6 + 2,174x_7 - 2,00552x_8 - 0,36542x_9 \\ +0,77058x_{10} - 1,23539x_{11} - 2,0477x_{12})$$

$$Z_{48} = f(-0,71933 - 1,9743x_1 - 0,75619x_2 + 0,2094x_3 + 1,27215x_4 \\ -0,89976x_5 - 0,08184x_6 - 0,58629x_7 - 0,66721x_8 - 1,18824x_9 \\ +1,55753x_{10} + 1,17495x_{11} - 0,55491x_{12})$$

$$Z_{49} = f(-0,9950895 - 0,2574923x_1 + 0,477473x_2 + 1,7159x_3 + 0,05051x_4 \\ + 1,5187x_5 + 0,59551x_6 - 0,14323x_7 - 1,731233x_8 + 0,5198344x_9 \\ - 0,7459728x_{10} - 1,035731x_{11} - 0,4786177x_{12})$$

$$Z_{50} = f(-1,08493 - 2,66655x_1 - 0,540544x_2 - 0,9252747x_3 + 1,066095x_4 \\ + 1,199808x_5 + 1,9293x_6 - 1,402327x_7 + 0,18177x_8 + 0,143152x_9 \\ + 0,05558541x_{10} - 2,145758x_{11} + 0,6288029x_{12})$$

$$y_k = f(1,015 - 1,609Z_1 + 0,006Z_2 + 0,019Z_3 + 1,613Z_4 + 3,286Z_5 \\ - 1,839Z_6 - 0,222Z_7 + 2,293Z_8 - 0,862Z_9 - 0,936Z_{10} - 0,095Z_{11} \\ + 1,313Z_{12} - 0,456Z_{13} - 1,061Z_{14} - 1,303Z_{15} - 4,584Z_{16} - 0,681Z_{17} \\ + 0,905Z_{18} - 0,047Z_{19} + 0,485Z_{20} - 0,049Z_{21} + 0,391Z_{22} \\ - 2,345Z_{23} - 0,758Z_{24} - 2,009Z_{25} - 1,230Z_{26} + 1,863Z_{27} \\ + 0,6421Z_{28} - 0,462Z_{29} - 1,964Z_{30} + 2,386Z_{31} - 3,083Z_{32} \\ - 0,700Z_{33} + 0,886Z_{34} + 1,270Z_{35} - 0,014Z_{36} - 3,862Z_{37} \\ + 2,326Z_{38} - 0,291Z_{39} + 0,4518Z_{40} + 0,910Z_{41} + 1,613Z_{42} \\ + 2,005Z_{43} - 0,075Z_{44} + 1,288Z_{45} - 2,822Z_{46} + 3,105Z_{47} \\ + 0,131Z_{48} - 0,2192Z_{49} - 1,550Z_{50})$$

RIWAYAT HIDUP



Zahra Firdausa Khurin'in, lahir di Gresik pada tanggal 14 Juni 1998. Anak kedua dari 3 bersaudara dari pasangan Bapak Dulaman dan Ibu siti Arifah. Pendidikan formal yang ditempuh penulis yaitu R.A Muslimat NU 202, MI Assa'adah Sukowati, MTs. Maarif NU Assa'adah II dan MA Ma'arif NU Assa'adah. Setelah menerima kelulusan MA pada tahun 2016, penulis mengikuti pendaftaran mahasiswa baru UIN Maulana Malik Ibrahim Malang yang akhirnya terdaftar sebagai mahasiswi di jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Maulana Malik Ibrahim Malang. Selama menjadi mahasiswa, penulis telah mengikuti organisasi intra maupun ekstra kampus. Penulis memiliki pengalaman magang di BPS Kota Mojokerto. Selain itu, disela-sela kesibukannya menjadi mahasiswa ia juga pernah menjadi asisten laboratorium dan tutor privat. Segala kritik, saran dan pertanyaan untuk penulis dapat dikirimkan melalui email zkh671@gmail.com.



**KEMENTERIAN AGAMA RI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933**

BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Zahra Firdausa Khurin'in
NIM : 16610099
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/ Matematika
Judul Skripsi : Prediksi Volume Penyaluran Air Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Tirta Dharma Kota Malang menggunakan Algoritma *Artificial Neural Network Backpropagation*
Pembimbing I : Heni Widayani, M.Si
Pembimbing II : Angga Dwi Mulyanto, M.Si

No.	Tanggal	Hal	Tanda Tangan
1.	7 Februari 2020	Bimbingan Bab I	1.
2.	14 Februari 2020	Bimbingan Bab I	2.
3.	21 Februari 2020	Revisi Bab I dan Bimbingan Bab II	3.
4.	11 Maret 2020	Bimbingan Bab II dan Bab III	4.
5.	13 Maret 2020	Revisi Bab II dan Bimbingan Bab III	5.
6.	26 Maret 2020	ACC Bab I, II, dan III	6.
7.	27 Maret 2020	Revisi Bab III dan Bimbingan Bab IV	7.
8.	20 April 2020	Bimbingan Bab IV	8.
9.	22 April 2020	Revisi dan Bimbingan Bab IV	9.
10.	27 April 2020	ACC Bab IV, Bimbingan Bab V dan Abstrak	10.
11.	30 April 2020	ACC Bab V dan Abstrak	11.

Malang, 01 Juli 2020
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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