

---

# PENERAPAN METODE BACKPROPAGATION UNTUK MEMPREDIKSI PENGGUNAAN AIR PDAM DI KOTA KUPANG

Hilga Gisela Taus<sup>1</sup>, Arfan Y. Mauko<sup>2</sup>, Kornelis Letelay<sup>\*3</sup>

<sup>123</sup>Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Nusa Cendana, Jl. Adisucipto, Kupang  
Nusa Tenggara Timur

e-mail koresponden: <sup>\*1</sup>[kornelis@staf.undana.ac.id](mailto:kornelis@staf.undana.ac.id)

## ABSTRAK

*Seiring dengan meningkatnya laju pertumbuhan penduduk, kebutuhan akan air bersih juga semakin meningkat. Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) merupakan sebuah lembaga yang mengatur dan mengelola pengadaan air bersih bagi masyarakat. Jumlah air yang disalurkan harus sesuai dengan kebutuhan masyarakat namun timbul persoalan dimana penyediaan dan pelayanan belum optimal, ini dilihat dari penjualan air yang tidak selalu mencapai target yang telah ditetapkan oleh pihak PDAM. Penelitian ini mengimplementasikan jaringan saraf tiruan backpropagation dalam memprediksi penggunaan air perbulan di kota kupang. Data yang digunakan adalah data perbulan dari bulan Januari 2018 – Desember 2020, dengan membagi data menjadi data latih dan data uji. Pada tahap pelatihan dilakukan pengujian untuk mendapat jumlah node pada lapisan tersembunyi, jumlah epoch, minimum error, learning rate yang optimal. Dari hasil pelatihan didapatkan jumlah neuron pada hidden neuron 15, jumlah epoch sebanyak 10.000, minimum error 0,00001 dan learning rate 0,6. Dari hasil pengujian menggunakan parameter yang optimal tersebut didapatkan akurasi rata-rata sebesar 92,23%.*

**Kata kunci:** *Prediksi, Air PDAM, Backpropagation, Jaringan Saraf Tiruan*

## ABSTRACT

*Along with the increasing rate of population growth, the need for clean water is also increasing. The Regional Drinking Water Company (PDAM) is an institution that regulates and manages the procurement of clean water for the community, the amount of water distributed must be in accordance with the needs of the community but problems arise where the provision and services are not optimal, this is seen from the sale of water that does not always reach the target set by the PDAM. This study implemented artificial neural network backpropagation in predicting monthly water use. The data used is monthly data from January 2018 – December 2020, by dividing the data into training data and test data. At the training stage, testing is carried out to get the number of nodes in the hidden layer, the number of epoch, the minimum error, the optimal learning rate. From the training results, the number of neurons in hidden neurons was 15, the number of epochs was 10000, the minimum error was 0.00001 and the learning rate was 0.6. From the test results using these optimal parameters, an average accuracy of 92.23% was obtained.*

**Keywords:** *Prediction, PDAM Water, Backpropagation, Artificial Neural Networks.*

---

## 1. PENDAHULUAN

Air sebagai salah satu kebutuhan utama untuk menunjang kehidupan manusia dan merupakan salah satu sumber daya alam yang memiliki fungsi sangat penting bagi kelangsungan hidup manusia dan makhluk hidup lainnya[1]. Salah satu lembaga yang mengatur dan mengelolah pengadaan air bersih bagi masyarakat ialah perusahaan daerah air minum (PDAM) [2].

Pertumbuhan jumlah penduduk yang tinggi dan meningkatnya kegiatan masyarakat berdampak pada penyediaan dan pelayanan air bersih. Penyediaan dan pelayanan air bersih pdam kota kupang sampai saat ini belum optimal, dilihat dari penjualan air yang tidak selalu mencapai target yang telah ditetapkan oleh pihak pdam. Faktor yang mempengaruhi penjualan tidak mencapai target adalah cuaca, saat musim kemarau (september – november) terjadi penurunan debit di sumber mata air. Pada musim hujan (desember – maret) pelanggan jarang memakai air pdam, ini dikarenakan beberapa sumber air permukaan sudah keluar. Faktor lain yang turut mempengaruhi yaitu terjadi kerusakan jaringan distribusi akibat kebocoran di jaringan, kerusakan pompa, pola pembacaan meteran pelanggan, pencurian air oleh pelanggan, dan bencana. Pendapatan rata-rata pdam di tahun 2018 sebesar rp.943,725,013.636, tahun 2019 sebesar rp.1,613,092,675.000, dan tahun 2020 sebesar rp.1,367,404,390.571. Hal ini tentunya menjadi sebuah masalah yang melibatkan pemborosan air oleh pdam ataupun kekurangan air yang dialami oleh konsumen, pendapatan yang tidak stabil juga menjadi persoalan bagi pdam dalam meningkatkan pendapatan daerah, dengan adanya prediksi penggunaan air pdam dapat digunakan oleh pihak pdam dalam mencapai target pendapatan yang diinginkan.

Metode klasifikasi dan prediksi memiliki representasi simulasi proses seperti otak manusia adalah jaringan saraf tiruan (jst). Jaringan saraf tiruan (jst) adalah paradigma pengolahan informasi yang terinspirasi oleh sistem saraf secara biologis, seperti proses informasi pada otak manusia. Elemen kunci dari paradigma ini adalah struktur dari sistem pengolahan informasi yang terdiri dari sejumlah besar elemen pemrosesan yang saling berhubungan (neuron), bekerja serentak untuk menyelesaikan masalah tertentu. Cara kerja jst seperti cara kerja manusia, yaitu belajar melalui contoh. Lapisan-lapisan penyusun jst dibagi menjadi 3, yaitu lapisan input (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*) [3]. Berdasarkan penjelasan di atas, dalam penelitian ini diusulkan penggunaan metode *backpropagation* untuk memprediksi penggunaan air PDAM di Kota Kupang.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Data Penelitian

Pada penelitian ini penulis menggunakan dataset berupa data bulanan air terjual ( $m^3$ ), yang berjumlah 36 data dari januari tahun 2018 – desember 2020. Adapun dalam penelitian ini penulis menggunakan jenis data kuantitatif.

## 2.2 Metode Pengolahan Data

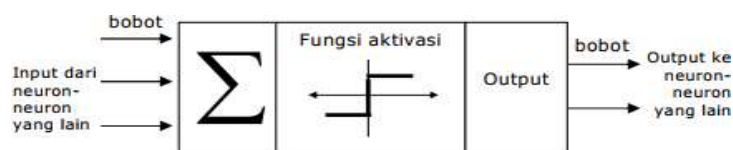
Pengolahan data merupakan waktu yang digunakan untuk menggambarkan perubahan bentuk data menjadi informasi yang memiliki kegunaan. Setelah pengumpulan data dilakukan tahap *pre-processing* dan membagi data menjadi dua yaitu data yang digunakan untuk pelatihan (*training*) dan data yang digunakan untuk pengujian (*testing*). Kemudian menentukan model arsitektur jaringan yang digunakan untuk proses pelatihan dan proses pengujian setelah itu dari beberapa model arsitektur yang digunakan di pilihlah yang terbaik.

## 2.3 Metode Yang Diusulkan

Pada tahap ini penulis melakukan analisis terhadap metode-metode yang ada dan telah diterapkan untuk permasalahan yang serupa, setelah dilakukan analisa metode yang diusulkan oleh penulis adalah metode *Backpropagation*. yang dimana metode ini diharapkan dapat menghasilkan peramalan yang sesuai dengan yang diharapkan.

## 2.4 Jaringan Saraf Tiruan

Ada berbagai jenis jaringan saraf namun, hampir semuanya memiliki komponen yang sama. Seperti otak manusia, jaringan saraf tiruan juga disusun dari sejumlah *neuron* yang saling keterkaitan satu dengan yang lainnya. *Neuron-neuron* akan mentransformasikan informasi yang didapat melalui sambungan keluarannya menuju ke *neuron-neuron* lainnya. Pada jaringan saraf tiruan, Informasi tersebut disimpan pada suatu nilai tertentu yang dikenal dengan bobot [3]. Struktur *neuron* jaringan saraf dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Struktur *neuron* jaringan saraf

## 2.5 Fungsi Aktivasi

Jaringan saraf menggunakan fungsi sigmoid untuk menentukan nilai keluaran dengan antara 0 sampai 1. Namun fungsi ini juga dapat digunakan untuk jaringan saraf dengan nilai keluarannya 0 atau 1. Fungsi sigmoid biner dirumuskan sebagai [4]:

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

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

Ket: Y = output  
 F(x) = fungsi non linear dari x  
 f'(x) = turunan fungsi non linear dari x  
 δf(x) = informasi tentang fungsi non linear dari x

## 2.6 Normalisasi

Karena fungsi aktivasi menggunakan sigmoid biner dengan jarak 0 sampai dengan 1, maka data harus ditransformasikan menjadi [0, 1]. Namun lebih baik

jika ditransformasikan pada jarak [0,1 – 0,9] karena fungsi sigmoid nilainya tidak pernah 0 ataupun 1 [3]. Untuk mentransformasikan data digunakan rumus sebagai berikut:

$$x' = \frac{0.8(x - \min)}{\max - \min} + 0.1 \tag{2}$$

Dengan keterangan

0,8 = ketetapan (nilai yang telah ditetapkan).

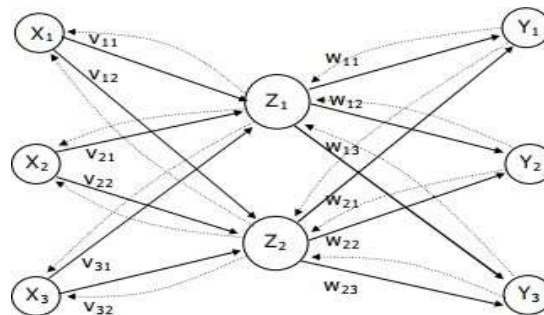
x = Nilai Data ke-n

Min = Nilai Data terendah (data terendah dari setiap inputan).

Max = Nilai Data tertinggi (data tertinggi dari setiap inputan).

### 2.5 Backpropagation

*Backpropagation* merupakan salah satu dari metode di JST yang memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan proses propagasi balik untuk perbaikan *error*. *Backpropagation* cukup populer karena secara konseptual sederhana dan efisien secara komputasi[5].Arsitektur jaringan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan *Backpropagation*

### 2.6. MSE (mean square error)

MSE digunakan untuk mengevaluasi suatu metode peramalan. Hasil dari kesalahan akan dikuadratkan. MSE merupakan rata-rata selisih kuadrat antara nilai yang diramalkan dan diamati. Selisih yang dihasilkan antara kedua biasanya ditentukan dengan cara dihitung menggunakan persamaan [6].

$$MSE = \frac{\sum(y_i - y_t)^2}{n} \tag{3}$$

Ket:

$\sum$  = Penjumlahan Data sebenarnya

$y_i$  = Data sebenarnya

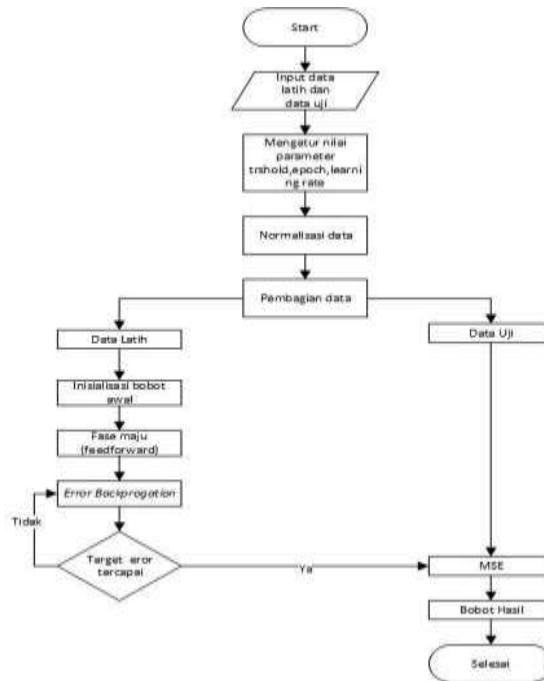
$y_t$  = Nilai prediksi

n = banyaknya observasi

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Tahap Perancangan Sistem Backpropagation

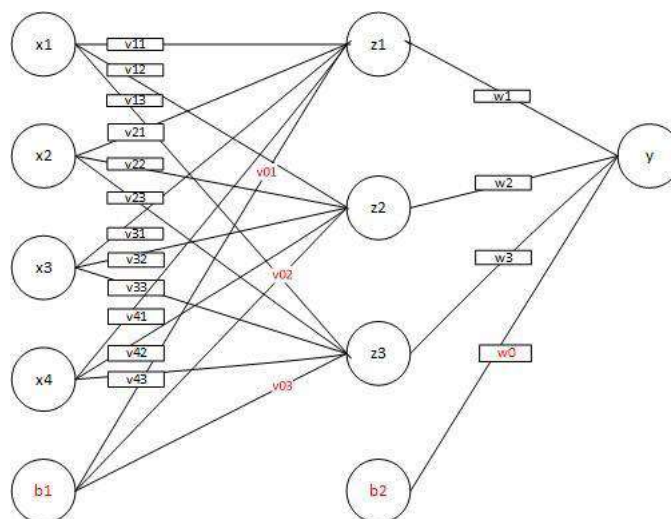
Prose perhitungan dari tahap pengumpulan data hingga hasil prediksi dapat dijelaskan menggunakan *flowchart* pada Gambar 3.



Gambar 3. *Flowchart Perancangan Sistem Backpropagation*

#### 3.2 Perancangan Arsitektur Jaringan

Arsitektur dari jaringan syaraf tiruan yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.3.



Gambar 4. Jaringan arsitektur

Arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari tiga lapisan, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Dimana  $x$  merupakan lapisan input yang terdiri dari 4 neuron yaitu  $x_1$  air terjual bulan 1,  $x_2$  air terjual bulan 2,  $x_3$  air terjual bulan 3,  $x_4$  air terjual bulan 4,  $z$  merupakan lapisan tersembunyi,  $y$  merupakan lapisan keluaran dimana terdapat 1 neuron yang berupa air terjual bulan berikutnya,  $b_1$  merupakan bias dari lapisan input ke lapisan tersembunyi dan  $b_2$  merupakan bias dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran.

### 3..3 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, dimana diawali dengan persiapan data masukan yang akan digunakan berupa data distribusi air setiap bulannya, untuk lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data air terjual

Tahun	Bulan	Air Terjual ( $m^3$ )
2018	Januari	80,793
	Februari	97,485
	Maret	105,987
	April	107,081
	Mei	101,895
	Juni	106,186
	Juli	109,381
	Agustus	90,819
	September	93,360
	Oktober	118,000
	November	123,050
	Desember	111,021
2019	Januari	116,576
	Februari	100,523
	Maret	98,660
	April	115,874
	Mei	105,320
	Juni	122,503
	Juli	101,672
	Agustus	113,352
	September	90,449
	Oktober	102,332
	November	99,745
	Desember	92,715
2020	Januari	88,527
	Februari	110,899
	Maret	103,809
	April	117,019
	Mei	98,703
	Juni	96,216
	Juli	112,882
	Agustus	105,985
	September	105,985
	Oktober	105,985
	November	105,985
	Desember	105,985

Data awal pada tabel 1, akan dibagi menjadi data latih dan data uji. Pada penelitian ini penulis menggunakan data 2018 – 2019 sebagai data latih, dan 2020 sebagai data uji.

Misalkan akan dihitung penggunaan pada bulan Mei maka akan digunakan data bulan Januari, Februari, Maret, dan April sebagai *input* dan data bulan mei sebagai target. Untuk lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data masukan

Data	Input				Target
1	Januari	Februari	Maret	April	Mei
2	Februari	Maret	April	Mei	Juni
3	Maret	April	Mei	Juni	Juli
4	April	Mei	Juni	Juli	Agustus
5	Mei	Juni	Juli	Agustus	September
6	Juni	Juli	Agustus	September	Oktober
7	Juli	Agustus	September	Oktober	November
8	Agustus	September	Oktober	November	Desember
9	September	Oktober	November	Desember	Januari
10	Oktober	November	Desember	Januari	Februari
11	November	Desember	Januari	Februari	Maret
12	Desember	Januari	Februari	Maret	April

### 3.4 Normalisasi Data

Normalisasi adalah tahap awal dalam memprediksi jumlah distribusi air PDAM di Kota Kupang di bulan berikutnya. Data akan dinormalisasi ke bilangan antara 0 sampai 1 dengan menggunakan persamaan (2):

$$x' = \frac{0.8(x - \min)}{\max - \min} + 0.1$$

Data awal kemudian diambil data tertinggi dan data terendah untuk menghitung normalisasinya. Max: 123,050  $m^3$  (Data tertinggi terdapat pada bulan November tahun 2018) Min: 80.793  $m^3$  (Data terendah terdapat pada bulan Januari 2018). Hasil normalisasi data latih dan data uji dapat dilihat pada Tabel 3 dan Tabel 4.

Tabel 3. Data latih setelah di normalisasi

No.	Bulan	Air Terjual ( $m^3$ )
1	Januari	0.1
2	Februari	0.4160092
3	Maret	0.5769671
4	April	0.5976785
5	Mei	0.4994983
6	Juni	0.5807346
7	Juli	0.6412216
8	Agustus	0.28981
9	September	0.3379156
10	Oktober	0.8043945
11	November	0.9
12	Desember	0.6722697
13	Januari	0.7774357
14	Februari	0.4735239
15	Maret	0.438254
16	April	0.7641456

17	Mei	0.5643396
18	Juni	0.8896443
19	Juli	0.4952765
20	Agustus	0.7163996
21	September	0.282805216
22	Oktober	0.507771493
23	November	0.458794993
24	Desember	0.325704617

Tabel 4. Data uji setelah di normalisasi

No	Bulan	Air terjual ( m <sup>3</sup> )
1	Januari	0.1000
2	Februari	0.7282
3	Maret	0.5291
4	April	0.9000
5	Mei	0.3857
6	Juni	0.3159
7	Juli	0.7838
8	Agustus	0.5902
9	September	0.5902
10	Oktober	0.5902
11	November	0.5902
12	Desember	0.5902

### 3.4 Hasil dan Pembahasan Pengujian

Pada pembahasan ini akan dibahas mengenai beberapa pengujian dalam mencari nilai terbaik yang meliputi pengujian model arsitektur, pengujian *learning rate*, pengujian maksimal *epoch* dan pengujian minimum *error*.

### 3.5 Pengujian hidden neuron

Pengujian *hidden neuron* digunakan untuk mendapatkan jumlah neuron yang optimal. Penelitian ini menggunakan 1 *hidden layer* dengan variasi jumlah neuron yang telah ditentukan, antara lain 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21, 24, 27, 30. Dengan menggunakan maksimal epoch 1.500, *learning rate* 0.5, minimum *error* 0.001 dan menggunakan data latih dari bulan Januari 2018- Desember 2019, dari pengujian jumlah *hidden neuron* didapat hasil terbaik yaitu pada neuron 15. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Pengujian model arsitektur

Jumlah <i>hidden</i> neuron	MSE					Rata- rata
	Percobaan					
	1	2	3	4	5	
3	0.0271	0.0130	0.0090	0.0066	0.0054	0.0122
6	0.0264	0.0135	0.0088	0.0068	0.0055	0.0122
9	0.0043	0.0038	0.0032	0.0030	0.0027	0.0034
12	0.0024	0.0022	0.0020	0.0019	0.0018	0.0021



<b>15</b>	<b>0.0271</b>	<b>0.0016</b>	<b>0.0014</b>	<b>0.0013</b>	<b>0.0012</b>	<b>0.0014</b>
18	0.0264	0.0130	0.0090	0.0066	0.0054	<b>0.0122</b>
21	0.0043	0.0135	0.0088	0.0068	0.0055	<b>0.0122</b>
24	0.0024	0.0038	0.0032	0.0030	0.0027	<b>0.0034</b>
<b>30</b>	<b>0.0271</b>	<b>0.0022</b>	<b>0.0020</b>	<b>0.0019</b>	<b>0.0018</b>	<b>0.0021</b>

Setelah didapat jumlah neuron yang terbaik maka pengujian selanjutnya menggunakan jumlah neuron 15.

### 3.6 Pengujian Maksimum Epoch

Pengujian maksimum epoch digunakan untuk mengetahui jumlah epoch yang optimal, pengujian dilakukan dengan mengubah nilai epoch mulai dari 1.500-10.000, 15 *hidden neuron*, dengan nilai parameter lainnya tetap. Pada pengujian maksimum epoch didapat epoch terbaik yaitu pada epoch 10.000. Hasil pengujian dari maksimum epoch dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Pengujian maksimum epoch

Jumlah Epoch	MSE					Rata-rata
	Percobaan					
	1	2	3	4	5	
1.500	0.0262	0.0134	0.0081	0.0058	0.0053	0.0118
3.000	0.0258	0.0132	0.0089	0.0067	0.0054	0.0120
4.500	0.0042	0.0036	0.0033	0.0017	0.0013	0.0028
6.000	0.0012	0.0022	0.0004	0.0011	0.0016	0.0013
7.500	0.0007	0.0004	0.0006	0.0008	0.0006	0.0006
9.000	0.0004	0.0005	0.0006	0.0004	0.0003	0.0004
<b>10.000</b>	<b>0.0003</b>	<b>0.0003</b>	<b>0.0002</b>	<b>0.0002</b>	<b>0.0002</b>	<b>0.0002</b>

Setelah didapat jumlah epoch yang terbaik maka pengujian selanjutnya akan dilakukan dengan jumlah epoch 10.000.

### 3.7 Pengujian Minimum Error

Pengujian minimum *error* dilakukan dengan cara mengubah nilai antara 0.01, 0.001, 0.0001, 0.00001, 15 *hidden neuron*, 10.000 epoch dengan nilai parameter lainnya tetap. Pada pengujian minimum *error* ini didapatkan nilai terbaik yaitu 0.00001. Hasil pengujian minimum *error* dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Pengujian minimum error

Minimum Error	MSE					Rata-rata
	Percobaan					
	1	2	3	4	5	
0.01	0.0100	0.0086	0.0034	0.0025	0.0020	0.0053
0.001	0.0029	0.0012	0.0008	0.0007	0.0003	0.0012
0.0001	0.0004	0.0004	0.0013	0.0014	0.0012	0.0009
<b>0.00001</b>	<b>0.0010</b>	<b>0.0003</b>	<b>0.0005</b>	<b>0.0003</b>	<b>0.0008</b>	<b>0.0006</b>

Setelah didapatkan minimum *error* terbaik maka pengujian selanjutnya akan menggunakan minimum *error* 0.00001.

### 3.8 Pengujian Learning Rate

Pengujian *learning rate* dilakukan dengan cara mengubah nilai *learning rate* dari 0.1 hingga 0.9, 15 *hidden* neuron, 10.000 epoch, minimum *error* 0.00001. Pada pengujian *learning rate* didapat nilai terbaik yaitu 0.6. hasil pengujian *learning rate* dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Pengujian *learning rate*

<i>Learning Rate</i>	MSE					Rata-rata
	Percobaan					
	1	2	3	4	5	
0.1	0.0276	0.0136	0.0088	0.0069	0.0054	0.01247
0.2	0.0046	0.0035	0.0020	0.0028	0.0028	0.00316
0.3	0.0014	0.0010	0.0020	0.0011	0.0018	0.00146
0.4	0.0004	0.0008	0.0006	0.0006	0.0003	0.00056
0.5	0.0004	0.0003	0.0003	0.0002	0.0002	0.00029
<b>0.6</b>	<b>0.0002</b>	<b>0.0002</b>	<b>0.0001</b>	<b>0.0002</b>	<b>0.0001</b>	<b>0.00017</b>
0.7	0.0084	0.0024	0.0014	0.0014	0.0005	0.00281
0.8	0.0007	0.0003	0.0002	0.0002	0.0002	0.00032
0.9	0.0003	0.0003	0.0002	0.0001	0.0001	0.00020

Setelah didapatkan *learning rate* terbaik maka pengujian selanjutnya akan menggunakan *learning rate* 0.6.

### 3.9 Hasil Pengujian dengan Data Uji

Setelah melakukan pengujian dari beberapa parameter maka di dapat nilai yang terbaik diantaranya jumlah *hidden* neuron terbaik 15, maksimal epoch 10000, minimum *error* 0,00001, dan *learning rate* 0,6. Proses selanjutnya dilakukan pengujian terhadap data uji dengan nilai parameter terbaik yang sudah dilatih dengan data latih. Pada pengujian dengan data uji didapat rata-rata akurasi sebesar 92.23%. Pengujian data uji dapat dilihat pada Tabel 9.

Tabel 9. Pengujian dengan data uji

Data	Target sistem	Prediksi	Akurasi
1	0.4190	0.4271	97.27
2	0.1911	0.4019	97.47
3	0.0850	0.7350	96.11
4	0.0734	0.5709	98.95
5	0.5248	0.7608	68.13
6	0.2506	0.5877	98.14

7	0.0961	0.5295	91.78
8	0.1727	0.5318	92.18
<b>Rata-rata akurasi</b>			<b>92.23%</b>

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil Penelitian yang telah dilakukan dengan mengimplementasikan metode *backpropagation* dan pengujian dengan beberapa parameter, maka kesimpulan dari penelitian ini bahwa dengan adanya Jaringan Syaraf Tiruan dalam prediksi penggunaan air dapat digunakan sebagai *input* untuk manajemen jumlah penjualan air berdasarkan pengujian yang telah dilakukan. Proses pelatihan dan pengujian didapatkan pola arsitektur terbaik adalah 4-15-1, maksimum epoch 10000, minimum *error* 0,00001, *learning rate* 0,6 dengan rata-rata akurasi 92,23%.

#### 5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan melalui proses pelatihan dan pengujian data, penulis menyarankan untuk penelitian selanjutnya, dapat dilakukan model jumlah *hidden layer* lebih dari satu, jumlah data yang digunakan lebih banyak, dan dapat dilakukan dengan algoritma lain selain *backpropagation* seperti *resilient backpropagation*, sehingga dapat memberikan hasil yang lebih baik.

#### DAFTAR PUSTAKA

- (Damanik *dkk.*, 2021) stuti, E. D. (2009). Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan Teori dan Aplikasi. In E. D. Astuti, *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Jawa Tengah: Star Publishing.
- Damanik, E.H., Irawan, E. & Rizki, F. 2021. Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Nilai Siswa Sma Menggunakan Backpropagation Jusikom Prima (Jurnal Sistem Informasi dan Ilmu Komputer Prima) Vol. 4 No. 2, Februari 2021. 4(2): 7.
- Djuli, R.J., Mauko, A.Y. & Boru, M. 2018. Implementasi Metode Backpropagation Untuk Memprediksi Pemakaian Obat di Puskesmas Oesapa. 6(1): 7. J-ICON, Vol. 6 No. 1, Maret 2018, pp. 53~59
- Hayuningtyas, R.Y. 2017. Peramalan Persediaan Barang Menggunakan Metode Weighted Moving Average Dan Metode Double Exponential Smoothing. 6.<https://repository.nusamandiri.ac.id/index.php/repo/viewitem/643>
- Jauhari, D., Himawan, A. & Dewi, C. 2016. Prediksi Distribusi Air PDAM Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Di PDAM Kota Malang. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(2): 83.<https://doi.org/10.25126/jtiik.201632155>.
- Khurin'In, Z.F. 2020. Jurusan Matematika Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. 120.J-ICON, Vol. 6 No. 1, Maret 2018, pp. 53~59
- Padli, A. 2020. Sistem Monitoring Pelanggaran Siswa Pada Madrasah Tsanawiyah Negeri Kota Palopo .60.[repository.uncp.ac.id/340/1/AFLIANTIPADLI\\_1504411251](https://repository.uncp.ac.id/340/1/AFLIANTIPADLI_1504411251)

- Putra, K.O., Nurcahyo, G.W. & Santony, J. 2018. Jaringan Sistem Informasi Robotik Vol. 2, No. 01, Maret 2018. 2(01): 11.
- Utami, F.N., Satoto, K.I. & Martono, K.T. 2016. Rancang Bangun Aplikasi Sistem Pakar Diagnosis Gangguan Emosional Pada Anak Berbasis Aplikasi Website. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 4(1): 109.<https://doi.org/10.14710/jtsiskom.4.1.2016.109-123>.
- Wahyudatama, P. & Dewi, R.A. 2020. Studi Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Distribusi Air PDAM Tirtauli Kota Pematangsiantar dengan Metode Backpropagation. 4.
- Yanto, M. 2017. Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Perceptron Pada Pola Penentuan Nilai Status Kelulusan Sidang Skripsi. *JURNAL TEKNOIF*, 5(2): 79–87.<https://doi.org/10.21063/JTIF.2017.V5.2.79-87>.
- Yanto, M., Mulyani, S.R. & Mayola, L. 2019. Peramalan Jumlah Produksi Air Denga Algoritma Backpropagation. *Sebatik*, 23(1): 172–177.<https://doi.org/10.46984/sebatik.v23i1.465>.