

# *Implementasi Metode Backpropagation pada Prediksi Pemakaian Air Perbulan*

*(Studi Kasus: PDAM Kabupaten Malang Unit Pakisaji)*

Ekojono<sup>1</sup>, Yoppy Yunhasnawa<sup>2</sup>, Dini Mardhika<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Jurusan Teknologi Informasi, Politeknik Negeri Malang

<sup>1</sup>ekojono2@gmail.com, <sup>2</sup>yunhasnawa@gmail.com, <sup>3</sup>dmardhika@gmail.com

**Abstrak**—Air merupakan kebutuhan dasar yang tidak dapat dilepaskan dari makhluk hidup. Seiring dengan meningkatnya pertumbuhan penduduk, kebutuhan air bersih menjadi meningkat, maka jumlah air yang disediakan oleh penyedia pelayanan air bersih akan terus meningkat sejalan dengan peningkatan kebutuhan air bersih di masyarakat. PDAM Unit Pakisaji untuk memperkirakan produksi air sangat penting, karena tanpa adanya perkiraan tersebut kemungkinan akan dapat mengakibatkan beberapa pelanggan tidak terlayani dan kebutuhan air yang disediakan di masa depan berkurang. Maka, dengan mempertimbangkan beberapa hal yang telah terjadi dibutuhkan suatu sistem untuk prediksi pemakaian air yang dibutuhkan di masa depan berdasarkan faktor sambungan air yang dapat memudahkan perusahaan dalam memutuskan hasil persediaan kebutuhan produksi air di masa yang akan datang dengan melakukan penelitian menggunakan metode Backpropagation untuk prediksi pemakaian air di PDAM Unit Pakisaji. Berdasarkan pengujian yang dilakukan menggunakan data sambungan air PDAM Unit Pakisaji dari tahun 2013 sampai 2018, dalam kurun waktu perbulan menghasilkan tingkat akurasi sebesar 89.72% yang menggunakan parameter hidden neuron 2, learning rate 0.1, nilai minimum error 0.0001 dan iterasi sebanyak 2000. Pengujian tersebut menggunakan rasio data training sebesar 90% (64 data) dan data testing 10% (8 data). Dari hasil akurasi yang didapatkan menunjukkan bahwa metode Backpropagation baik digunakan dalam prediksi pemakaian air.

**Kata kunci**— PDAM; Peramalan; Jaringan Syaraf Tiruan; Backpropagation

## I. PENDAHULUAN

Air bersih merupakan kebutuhan dasar yang tidak dapat dilepaskan dari makhluk hidup. Seiring dengan meningkatnya pertumbuhan penduduk, kebutuhan air bersih pun meningkat, maka jumlah air yang disediakan oleh penyedia pelayanan air bersih akan terus-menerus meningkat sejalan dengan peningkatan kebutuhan air bersih dimasyarakat. Akibatnya, timbul beberapa faktor persoalan dalam menghadapi kebutuhan air, salah satunya apabila jumlah air yang diproduksi dan disalurkan lebih besar daripada permintaan air, maka akan timbul persoalan pemborosan volume air pada perusahaan. Sedangkan apabila jumlah air yang diproduksi lebih sedikit atau tidak memenuhi kebutuhan, akan terjadi kerugian oleh pihak konsumen itu sendiri. Oleh karena itu, diperlukan penyesuaian

antara persediaan produksi air dengan kebutuhan air pada konsumen [1].

PDAM Kabupaten Malang khususnya Unit Pakisaji proses untuk memperkirakan produksi air sangatlah penting, karena jika tanpa adanya perkiraan tersebut kemungkinan akan dapat mengakibatkan beberapa pelanggan tidak terlayani dan kurangnya kebutuhan air yang disediakan pada masa yang akan datang. Hingga saat ini untuk memperkirakan jumlah pemakaian air di masa yang akan datang, PDAM Unit Pakisaji melihat perkembangan rata-rata pemakaian airnya untuk dijadikan acuan memproduksi air, namun masih belum akurat dikarenakan belum ter sistem. Oleh karena itu, dengan mempertimbangkan beberapa hal yang sudah terjadi sebelumnya dibutuhkan suatu sistem untuk memprediksi volume pemakaian air yang dibutuhkan di masa yang akan datang, yang nantinya akan memudahkan Kasie Teknik dalam memutuskan hasil persediaan kebutuhan produksi air di masa yang akan datang.

Penelitian yang membahas metode Backpropagation pernah dilakukan oleh Daneswara, 2016 [2]. Pada penelitian tersebut digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dengan memanfaatkan variabel distribusi air, air terjual dan kehilangan air dan dihasilkan nilai akurasi 97.99% dan dikatakan baik.

Berdasarkan pada penelitian yang telah dijelaskan sebelumnya, akan dilakukan penelitian menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* untuk prediksi pemakaian air perbulan dengan konsep data pada periode lalu dalam bentuk perbulan dengan berdasarkan golongan sambungan air dengan tujuan agar tingkat *error* yang didapatkan semakin sedikit, karena kelebihan dari metode ini yakni dapat memperkecil *error* dengan menyesuaikan bobotnya berdasarkan input dan target [2]. Dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* diharapkan mendapatkan nilai prediksi yang lebih baik atau akurat untuk prediksi volume pemakaian air di masa depan. Tujuan dari penelitian ini yaitu memperoleh model prediksi yang sesuai untuk volume pemakaian air dengan melibatkan variabel yang lebih luas dengan interval bulanan menggunakan pendekatan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Sedangkan untuk manfaat dari penelitian ini dapat memberikan informasi kepada pihak PDAM tentang jumlah volume pemakaian air dimasa yang akan datang guna mempermudah perencanaan jumlah volume produksi air.

## II. LANDASAN TEORI

### A. PDAM (Perusahaan Daerah Air Minum)

Dalam UUD 1945 pada pasal 33 disebutkan bahwa bumi, air dan kekayaan alam yang terkandung didalamnya dikuasai oleh negara untuk digunakan sebesar-besarnya bagi kemakmuran rakyat. Pasal tersebut merupakan landasan dasar menentukan pengelolaan dan pemakaian sumber daya alam, termasuk air yang digunakan dalam kehidupan sehari-hari. Sebagai bentuk perwujudannya, penyedia air minum dikelola oleh PDAM (Perusahaan Daerah Air Minum). PDAM diberi wewenang untuk mengelola dan menyediakan air minum yang baik untuk dikonsumsi oleh masyarakat [3]. Perusahaan Daerah Air Minum Kabupaten Malang merupakan perusahaan milik daerah (BUMD) yang bergerak di bidang pelayanan masyarakat yang menyediakan air minum untuk masyarakat Kabupaten Malang.

### B. Peramalan

Peramalan merupakan suatu usaha untuk meramalkan keadaan di masa mendatang melalui pengujian keadaan di masa lalu. Esensi peramalan adalah perkiraan peristiwa di waktu yang akan datang atas dasar pola-pola di waktu yang lalu, dan penggunaan kebijakan terhadap proyeksi dengan pola-pola di waktu yang lalu [3]. Pada hakekatnya banyak keputusan yang akan dilakukan secara pribadi, instansi, maupun perusahaan kepada kejadian dimasa yang akan mendatang sehingga memerlukan ramalan tentang keadaan lingkungan masa depan tersebut. Sehingga kegiatan ekonomi tidak akan terlepas dari usaha untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat dan meningkatkan keberhasilan pembangunan untuk mencapai tujuannya pada masa yang akan datang, dimana kebijaksanaan tersebut dilaksanakan [4].

### C. Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan adalah sistem pemroses informasi dengan karakteristik dan performa yang mendekati syaraf biologis. Selain memproses, jaringan syaraf tiruan juga memiliki kemampuan menyimpan informasi bahwa jaringan syaraf tiruan merupakan pemroses sederhana yang berjumlah banyak dan bekerja secara paralel dan terdistribusi, yang memiliki kemampuan menyimpan pengetahuan dan memberikan saat dibutuhkan yang terdiri dari pengetahuan yang dimiliki sebagai hasil proses pembelajaran dan koneksi antar *neuron* yang berfungsi menyimpan pengetahuan itu [5].

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. istilah buatan artinya adalah digunakan karena jaringan syaraf diimplementasikan menggunakan program komputer yang dapat menyelesaikan proses perhitungan selama proses pembelajaran. Pada dasarnya jaringan syaraf tiruan mempunyai banyak tipe, tetapi semua tipe dari jaringan syaraf tiruan memiliki komponen-komponen yang sama, misalnya otak manusia. Jaringan syaraf tiruan terdiri dari beberapa *neuron-neuron* yang saling berhubungan antara satu *neuron* dengan yang lainnya. *Neuron-neuron* mentransformasikan informasi yang diterima ke sambungan keluaran kemudian ke *neuron-neuron* yang lainnya. Didalam jaringan syaraf tiruan, hubungan ini disebut sebagai nama bobot

(*weight*). Informasi itu nantinya disimpan pada suatu nilai tertentu dan bobot tersebut [4]. Jaringan *neuron* buatan terdiri atas kumpulan grup *neuron* yang tersusun dalam lapisan:

#### 1. Lapisan Input (Input Layer)

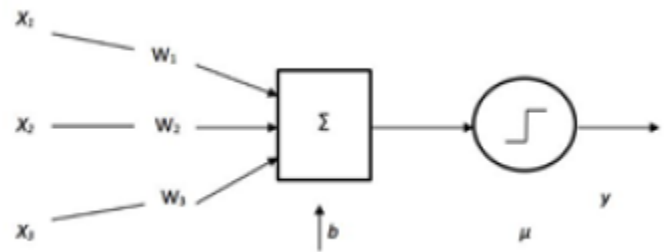
Lapisan *input* ini mempunyai fungsi sebagai penghubung jaringan ke sumber data.

#### 2. Lapisan Tersembunyi (Hidden Layer)

Jaringan yang memiliki lebih dari satu *hidden layer* atau tidak memiliki sama sekali.

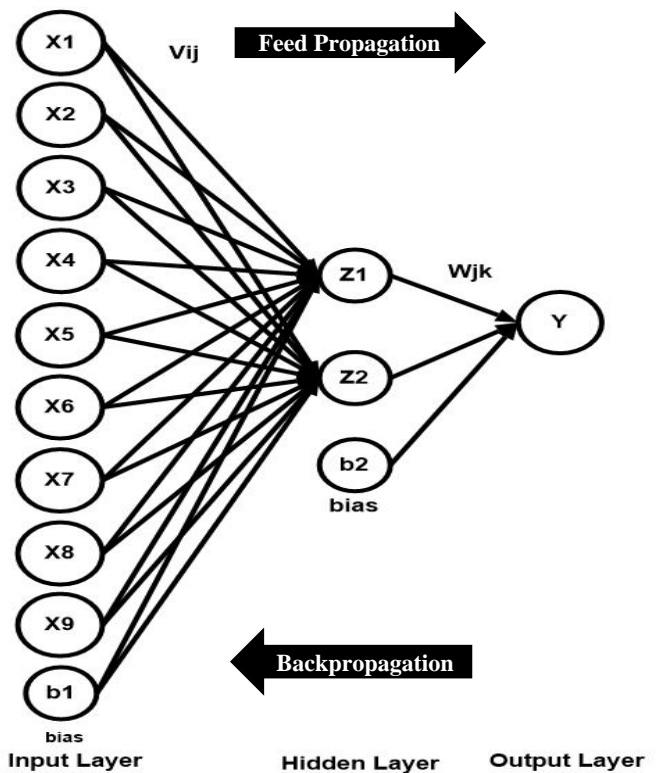
#### 3. Lapisan Output (Output Layer)

Struktur *node* atau *neuron* pada jaringan saraf tiruan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Struktur jaringan syaraf tiruan

### D. Backpropagation



Gambar 2. Arsitektur backpropagation

Keterangan:

$X1 - Xn$  : Data masukan (*input layer*)

$b1$  dan  $b2$  : Bias

$Vij$  : Bobot ke simpul *hidden*

$Wjk$  : Bobot ke simpul *output*

Z1 – Zn : *Hidden Layer*  
 Y : Hasil Keluaran (*output*)

*Backpropagation* merupakan salah satu dari metode di JST yang memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan proses propagasi balik untuk melakukan perbaikan *error*. *Backpropagation* cukup populer karena secara konseptual sederhana dan efisien secara komputasi [3]. Metode ini dapat digunakan untuk melatih kemampuan jaringan dalam memberikan respon yang benar terhadap pola masukan dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Lapisan tersembunyi digunakan untuk penyesuaian bobot selama pelatihan [4].

*Backpropagation* memiliki ciri yang unik yaitu setelah di lakukan *feed forward* akan dilakukan *backward* untuk melakukan perbaikan bobot, kemudian dilakukan perubahan bobot, proses ini dilakukan terus menerus sampai mencapai batas iterasi atau minimum *error* yang ditentukan [6].

Pada Gambar 2 Pola arsitektur jaringan yang digunakan untuk prediksi volume pemakaian air perbulan di PDAM Kabupaten Unit Pakisaji yaitu 9-N-1. Dimana 9 adalah node data input sesuai dengan jumlah golongan yang ada yakni rumah tangga, niaga kecil, niaga besar, sosial umum, sosial khusus pemerintah, tni/polri, industri kecil dan industri besar. Sedangkan jumlah *hidden* node N nantinya akan dimasukkan *random* untuk dilakukan *training* data.

Langkah-langkah perhitungan dengan metode *Backpropagation* yaitu pertama adalah normalisasi data kemudian data akan diproses pada langkah proses *forward*, *backward* dan proses perubahan bobot.

### 1. Normalisasi Data

Normalisasi data dilakukan karena *range* nilai *input* tidak sama, yaitu bernilai puluhan hingga ribuan. Persamaan normalisasi yang digunakan secara berturut – turut didefinisikan pada persamaan dibawah ini.

$$x^1 = \frac{x-min}{max-min} (0.8) + 0.1 \quad (1)$$

Keterangan:

$x_1$  = Data hasil normalisasi  
 $x$  = Data yang akan dinormalisasi atau data asli  
 $min$  = Nilai minimum semua data asli  
 $max$  = Nilai maximum semua data asli

Secara umum, langkah-langkah dari algoritma *Backpropagation* dijelaskan sebagai berikut:

- Inisialisasi semua bobot menggunakan bilangan acak yang kecil.
- Lakukan langkah 2-9 apabila kondisi yang diinginkan belum terpenuhi.
- Untuk setiap pasangan data latih yang digunakan, maka lakukan langkah 3-8.

### 2. Fase I: *Feed Forward*

- Menghitung hasil pada unit tersembunyi  $z_j$  ( $j=1, 2, \dots, p$ ).

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2)$$

Keterangan

$z_{net_j}$  = Hasil perhitungan *hidden layer*  
 $v_{ij}$  = Bobot menuju *hidden layer*  
 $x$  = Inputan  
 $v_{j0}$  = Bias menuju *hidden layer*

Menghitung aktivasi dengan fungsi *sigmoid biner*:

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1+\exp(-z_{net_j})} \quad (3)$$

Keterangan:

$z_j$  = Hasil aktivasi *hidden layer*  
 $\exp$  = Fungsi eksponen

- Menghitung hasil pada unit *output*  $y_k$  ( $k=1,2,\dots,m$ ).

$$y_{net_k} = w_{j0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (4)$$

Keterangan:

$y_{net_k}$  = Hasil perhitungan *output layer*  
 $w_{jk}$  = Bobot menuju *output layer*  
 $w_{j0}$  = Bias menuju *output layer*  
 $z_j$  = Hasil aktivasi *output layer*

Menghitung aktivasi dengan fungsi *sigmoid biner*:

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+\exp(-y_{net_k})} \quad (5)$$

Keterangan:

$y_k$  = Hasil aktivasi *output layer*  
 $\exp$  = Fungsi eksponen

### 3. Fase II: *Backward*

- Menghitung nilai faktor  $\delta$  pada unit *output* berdasarkan nilai kesalahan di setiap unit keluaran  $y_k$ .

$$\begin{aligned} \delta_k &= (t_k - y_k) f' y_{net_k} \\ &= (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \end{aligned} \quad (6)$$

Keterangan:

$\delta_k$  = Hasil koreksi *error* pada *output layer*  $y_k$   
 $t_k$  = Target *output*  
 $y_k$  = Hasil *output layer*  
 $\delta_k$  digunakan untuk mengubah bobot layer bawahnya.

- Faktor *error*  $\delta_k$  digunakan untuk mengkoreksi nilai *error* pada bobot antara *hidden* dan *output* unit ( $\Delta W_{jk}$ ) yang nantinya digunakan untuk memperbaharui bobot  $W_{jk}$ .

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (7)$$

Keterangan:

$\Delta W_{jk}$  = Hasil faktor koreksi *error* bobot *output*  
 $\alpha$  = *Learning rate* (konstanta laju pembelajaran)  
 $\delta_k$  = Hasil bobot *error output layer*  
 $z_j$  = *Hidden layer*

Menghitung faktor  $\delta$  pada unit tersembunyi berdasarkan kesalahan pada unit tersembunyi  $z_j$ .

$$\delta_{net_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Keterangan:

$\delta_{net_j}$  = Hasil sinyal balik dari *output layer*  
 $\delta_k$  = *Error output layer*

$w_{jk}$  = Bobot *output layer*

Faktor  $\delta$  untuk unit tersembunyi dengan fungsi memperbaiki bobot:

$$\begin{aligned} \delta_j &= \delta_{net_j}(f'z_{net_j}) \\ &= \delta_{net_j}z_j(1 - z_j) \end{aligned} \quad (9)$$

Keterangan:

$\delta_j$  = Hasil informasi bobot *error* dari *hidden layer*

Untuk menghitung perubahan bobot:

$$\Delta V_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Keterangan:

$V$  = Hasil faktor koreksi error pada bobot menuju *hidden layer*

$\alpha$  = *Learning rate* (konstanta laju pembelajaran)

$\delta_j$  = Hasil bobot *error hidden layer*

$x_i$  = *Input*

#### 4. Fase III: Perubahan Bobot

- Perubahan bobot yang menuju unit *output layer*.

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (11)$$

Keterangan:

$w_{jk}(\text{baru})$  = Bobot *output layer* baru

$w_{jk}(\text{lama})$  = Bobot *output layer* lama

$\Delta W_{jk}$  = Bobot yang sudah diperbaiki

Perubahan bobot yang menuju unit *hidden layer*.

$$V_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (12)$$

Keterangan:

$V_{ij}(\text{baru})$  = Bobot pada *hidden layer* baru

$v_{ij}(\text{lama})$  = Bobot pada *hidden layer* lama

$\Delta V_{ij}$  = Bobot yang sudah diperbaiki

- Menghitung nilai kesalahan dengan MSE.

$$MSE = \frac{\sum(\text{target}-y)^2}{\text{jumlah\_record}} \quad (13)$$

Keterangan:

$y$  = Nilai keluaran prediksi

$\text{jumlah\_record}$  = Jumlah data *training*

Uji kondisi berhenti, yaitu jika sudah mencapai batas kesalahan yang diharapkan atau batas iterasi maksimal.

- Denormalisasi

Jika proses normalisasi dilakukan, pada akhirnya akan dilakukan juga proses denormalisasi untuk mengembalikan data pada *range* semula, yaitu dengan mencari nilai  $y$ . Berikut merupakan rumus denormalisasi.

$$x^{11} = \frac{x^1 - (0,1)}{0,8} (\text{max} - \text{min}) + \text{min} \quad (14)$$

Keterangan:

$x^1$  = Data hasil normalisasi

$\text{max}$  = Nilai maximum data asli

$\text{min}$  = Nilai minimum data asli

$x^{11}$  = Data hasil denormalisasi

#### E. Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi pada langkah *feed forward* menggunakan data uji. Perhitungan menggunakan nilai MAPE yang ditunjukkan pada persamaan 15.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \frac{\text{target}_i - y_i}{\text{target}_i} \times 100\% \quad (15)$$

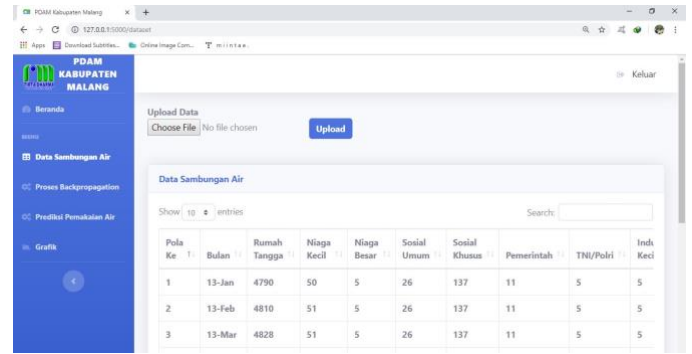
Sedangkan untuk menghitung akurasi menggunakan persamaan 16.

$$\text{Akurasi} = 100\% - \text{MAPE} \quad (16)$$

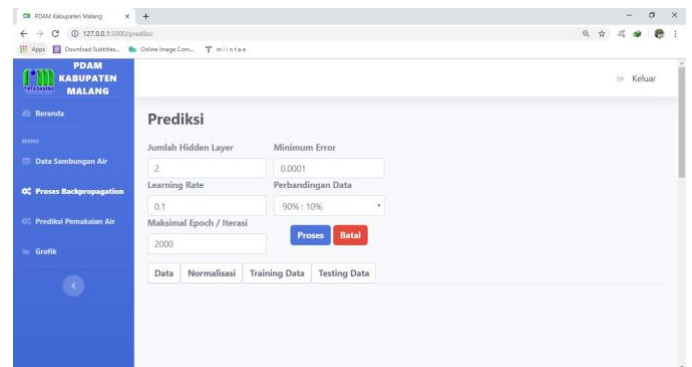
### III. IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

#### A. Implementasi Sistem

Implementasi sistem prediksi pemakaian air terdapat beberapa langkah yaitu impor data pemakaian air, input parameter, serta hasil prediksi *Backpropagation*. Gambar dibawah adalah tampilan implementasi sistem prediksi pemakaian air menggunakan metode *Backpropagation*.



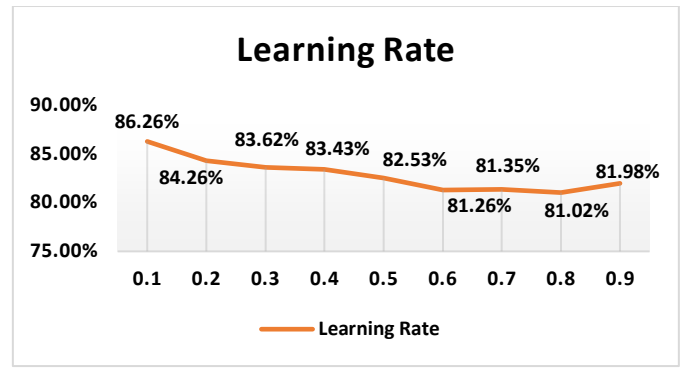
Gambar 3. Impor Data Pemakaian Air



Gambar 4. Input Parameter

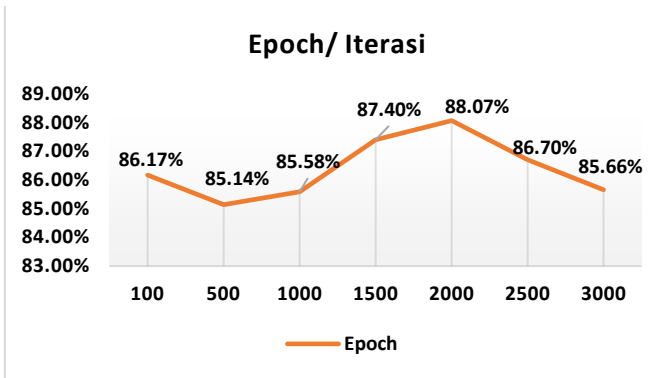
Nomor	Data Prediksi	Data Sebenarnya
1	98415.55834790123	127304
2	117796.63471517531	123096
3	117519.86270740087	126478
4	120042.75462113589	123872
5	122209.6819966554	129602
6	111777.27683154214	127448
7	117352.33440752262	136052
8	108350.221921876	127809

Gambar 5. Hasil Prediksi *Backpropagation*



Gambar 7. Grafik Hasil Pengujian Learning Rate

### B. Pengujian Epoch/Iterasi



Gambar 6. Grafik Hasil Pengujian Epoch/Iterasi

*Epoch/iterasi* adalah suatu langkah yang dilakukan dalam proses pembelajaran ANN (*Artificial Neural Network*). Jika *epoch* maksimum sudah ditentukan, maka proses pembelajaran akan berhenti di batas *epoch* yang ditentukan.

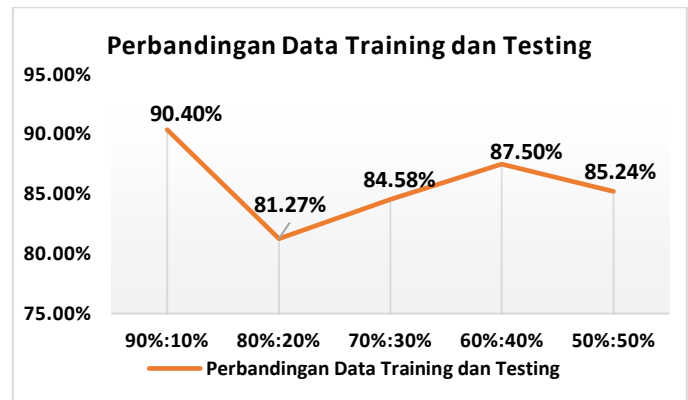
Dari hasil pengujian *epoch/iterasi* pada Gambar 6 iterasi optimal ditunjukkan pada saat iterasi 2000 karena didapatkan rata-rata nilai akurasi paling tinggi yaitu 88.07% yang disimpulkan bahwa jika jumlah iterasi semakin banyak maka sistem akan semakin baik dalam mengenal pola pembelajaran data dan juga di setiap parameter uji coba mengalami perubahan grafik naik turun yang disebabkan oleh bobot yang diberikan secara acak dengan *range* 0.1 – 0.9. Pengujian ini membuktikan bahwa jumlah iterasi memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi untuk menyelesaikan algoritma *Backpropagation*.

### C. Pengujian Learning Rate

*Learning Rate* merupakan salah satu parameter pada proses *training* untuk menghitung nilai koreksi bobot pada fase *feed backward* atau *Backpropagation* dan fase perubahan bobot.

Dari hasil pengujian *learning rate* pada Gambar 7 nilai optimal ditunjukkan pada saat *learning rate* 0.1 dengan nilai akurasi paling tinggi yaitu 86.26% dan disimpulkan bahwa parameter *learning rate* sangat berpengaruh terhadap akurasi karena semakin kecil nilai parameter *learning rate* maka semakin baik juga proses koreksi bobot dalam memperkecil nilai *error* dan mendapatkan hasil akurasi yang baik. Pengujian ini membuktikan bahwa nilai *learning rate* memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi untuk menyelesaikan algoritma *Backpropagation*.

### D. Pengujian Perbandingan Data Training dan Data Testing



Gambar 8. Grafik Hasil Pengujian Perbandingan Data Training dan Testing

Data *training* adalah data yang digunakan ketika proses *training* untuk melakukan proses mengenali pola data dan pembelajaran data. Sedangkan data *testing* ialah data yang digunakan ketika proses *testing* untuk melakukan proses pengujian dari hasil pengenalan dan pembelajaran data pada proses *training*.

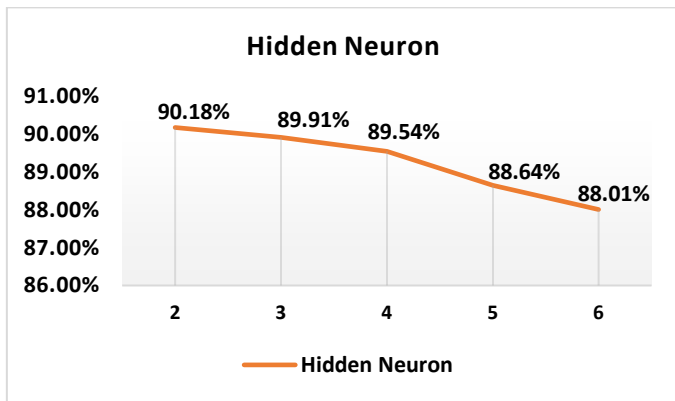
Dari hasil pengujian perbandingan data *training* dan *testing* pada Gambar 8, nilai optimal ditunjukkan pada saat *rasio* perbandingan data *training* dan *testing* 90%:10% dengan nilai akurasi paling tinggi yaitu 90.40% yang dapat disimpulkan bahwa semakin banyaknya data untuk *training* maka akan semakin baik sistem dalam mengenal pola data untuk *testing*. Pada grafik Gambar 8 juga ditunjukkan bahwa grafik hasil pengujian perbandingan data *training* dan *testing* mengalami perubahan yang dikarenakan penggunaan bobot secara acak. Pengujian ini membuktikan bahwa jumlah perbandingan data *training* dan data *testing* memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi untuk menyelesaikan algoritma *Backpropagation*.

### E. Pengujian Hidden Neuron

Algoritma *Backpropagation* merupakan salah satu algoritma yang ada pada Jaringan Syaraf Tiruan atau *Artificial Neural Network* (ANN). ANN terdiri dari beberapa lapisan atau *layer* antara lain *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada masing-masing lapisan tersebut terdapat beberapa *neuron*



saling berhubungan. *Neuron* tersebut yang bertugas untuk mentransformasikan nilai *input* menjadi *output*.

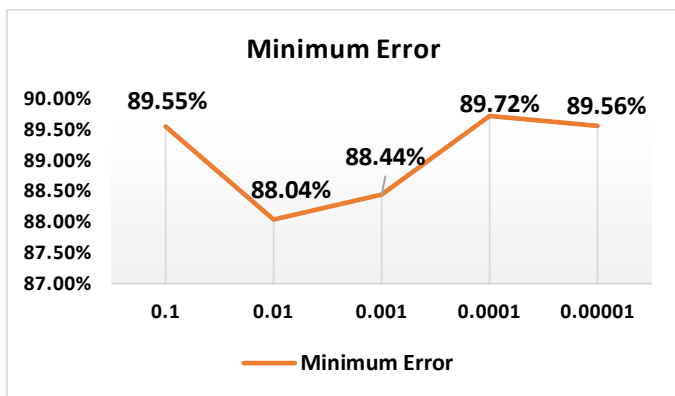


Gambar 9. Grafik Hasil Pengujian Hidden Neuron

Dari hasil pengujian jumlah *hidden neuron* pada Gambar 9, nilai optimal ditunjukkan pada saat jumlah *hidden neuron* 2 dengan nilai akurasi paling tinggi yaitu 90.18% yang dapat disimpulkan bahwa hal ini disebabkan dengan bertambahnya *hidden neuron* lebih dari 2 maka akan semakin banyak pula perhitungan fungsi aktivasi pada *hidden layer* sehingga hal ini menyebabkan banyaknya bobot yang diolah tidak stabil. Pengujian ini membuktikan bahwa jumlah *hidden neuron* memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi untuk menyelesaikan algoritma *Backpropagation*.

#### F. Pengujian Minimum Error

Pengujian nilai minimum *error* dilakukan untuk mengetahui pengaruh nilai minimum *error* terhadap nilai akurasi dalam implementasi algoritma *Backpropagation*. Dari hasil pengujian nilai minimum *error* pada Gambar 10, nilai optimal ditunjukkan pada saat nilai minimum *error* 0.0001 dengan nilai akurasi paling tinggi yaitu 90.13% yang disimpulkan bahwa nilai minimum *error* dengan nilai parameter yang kecil menghasilkan nilai akurasi cukup baik, dan apabila nilai parameter terlalu besar akan menyebabkan nilai akurasi kecil.



Gambar 10. Grafik Hasil Pengujian Minimum Error

Hal tersebut menunjukkan bahwa semakin kecil minimum *error* maka semakin baik juga proses koreksi bobot yang akan memperkecil nilai *error*. Pengujian ini membuktikan bahwa nilai minimum *error* memiliki pengaruh terhadap nilai akurasi untuk menyelesaikan algoritma *Backpropagation*.

## IV. KESIMPULAN DAN SARAN

### A. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dapat diterapkan pada Prediksi Pemakaian Air Perbulan (Studi Kasus: PDAM Unit Pakisaji Kabupaten Malang). Arsitektur *backpropagation* yang digunakan untuk membangun sistem ini adalah 9-5-1 (9 *input layer*, 5 *hidden layer*, 1 *output layer*). 9 data *input* tersebut adalah data fitur yang dipakai untuk prediksi yakni data sambungan air pergolongan antara lain Rumah Tangga, Niaga Kecil, Niaga Besar, Sosial Umum, Sosial Khusus, Pemerintah, Tni/Polri, Industri Kecil dan Industri Besar. Hasil pengujian terbaik yang didapat dari keseluruhan pengujian yang dilakukan adalah perbandingan rasio data 90%:10% atau dengan menggunakan 64 data untuk *training* dan 8 data untuk *testing*, jumlah *hidden layer* 2, nilai *learning rate* 0.1, jumlah *epoch*/iterasi 2000 dan nilai minimum *error* 0.0001 dan didapatkan hasil akurasi sebesar 89.72% yang dikategorikan bahwa metode *Backpropagation* baik untuk digunakan proses prediksi.

### B. Saran

1. Menambahkan beberapa faktor untuk fitur dalam melakukan prediksi pemakaian air agar pertimbangan dalam proses prediksi lebih banyak dan akurat.
2. Sistem dapat dikembangkan dengan metode lain seperti metode *Extreme Learning Machine* (ELM) untuk mendapat hasil prediksi yang lebih baik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hansa Gustiawan, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Volume Pemakaian Air Dengan Metode *Backpropagation* (Studi Kasus PT. PDAM Kota Padang)," vol. 2, no. 01, pp. 86–96, 2018.
- [2] D. Jauhari, A. Himawan, and C. Dewi, "Prediksi Distribusi Air Pdam Menggunakan Metode Jaringan," vol. 3, no. 2, 2016.
- [3] A. Vidiyanto, T. Informatika, T. Informasi, P. N. Malang, and S. E. Smoothing, "Rancang bangun sistem informasi dan peramalan penjualan menggunakan analisa," 2007.
- [4] E. A. Saputri, "Prediksi Volume Impor Beras Nasional Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode ELM ( *Extreme Learning Machine* )," vol. Im.
- [5] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Lecun-98," *Proc. IEEE*, 1998.
- [6] F. M. Soares and A. M. F. Souza, *Neural Network Programming with Java*. 2016.