

PREDIKSI DISTRIBUSI AIR PDAM MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION DI PDAM KOTA MALANG

Daneswara Jauhari¹, Alfian Himawan², Candra Dewi³

^{1,2,3}Program Studi Informatika/Ilmu Komputer Universitas Brawijaya

e-mail: daneswarajauhari@gmail.com¹, himawanian00@gmail.com², dewi_candra@ub.ac.id³

(Naskah masuk: 20 Mei 2016, diterima untuk diterbitkan: 20 Juni 2016)

Abstrak

Distribusi air PDAM merupakan nilai volume air yang disalurkan ke pelanggan PDAM. Faktor yang mempengaruhi distribusi air PDAM diantaranya adalah jumlah kehilangan air dan jumlah air yang terjual. Paper ini mengimplementasikan jaringan syaraf tiruan backpropagation untuk memprediksi jumlah dari distribusi air perbulan berdasarkan jumlah kehilangan air dan jumlah air yang terjual. Pada tahap pelatihan dilakukan pengujian untuk mendapatkan iterasi, learning rate, data latih dan data uji, jumlah node pada lapisan tersembunyi, dan minimum error yang optimal. Hasil pelatihan didapatkan iterasi optimal sebanyak 2000, learning rate yang optimal 0.1, data latih dan data uji yang optimal sebanyak 80 untuk data latih dan 11 untuk data uji, jumlah node pada lapisan tersembunyi sebanyak 5, sedangkan minimum error adalah 0.00001. Dari hasil pengujian menggunakan parameter optimal tersebut didapatkan akurasi terbaik sebesar 97,99%.

Kata kunci: prediksi, distribusi air, PDAM, backpropagation, jumlah kehilangan air, jumlah air terjual

Abstract

PDAM water distribution is the value of the volume of water delivered to the customer taps. Factors affecting the distribution of water are amount of water loss and amount of water sold. This paper implements of the use of backpropagation neural network to predict the amount of water distribution per month based on mentioned factors above. The learning phase is done to get the optimum number of iterations, learning rate, training data and test data, hidden node, and minimum error. The testing result shows the optimum number of iteration is 2,000, the optimum value of learning rate is 0.1, the optimum training data and test data as much as 80 for training data and 11 for the test data, the number of hidden node is 5, whereas the minimum error obtained is 0.00001. The results of testing by using these optimum parameter give the best accuracy of 97.99%.

Keywords: prediction, water distribution, PDAM, backpropagation, water loss, water sold

1. PENDAHULUAN

Air bersih merupakan kebutuhan dasar yang tidak dapat dilepaskan dari kehidupan manusia, hewan dan tumbuhan. Kebutuhan air bersih terus meningkat seiring dengan pertumbuhan penduduk, perkembangan pembangunan, dan meningkatnya standar kehidupan. Oleh karena itu, diperlukan konsistensi kualitas layanan perusahaan penyedia dan pengelola air bersih oleh masyarakat.

Berdasarkan Undang-Undang No. 32 tahun 2004 tentang Pemerintahan Daerah, Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) kota Malang mempunyai tugas penting dalam melakukan pengelolaan dan pelayanan air bersih untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Namun demikian perkiraan persediaan air saat ini kurang optimal, dimana kadang jumlah air yang diproduksi lebih besar atau lebih kecil dari permintaan. Hal ini tentunya akan menyebabkan terjadinya pemborosan air oleh PDAM ataupun kekurangan air yang dialami oleh konsumen (Prmonoaji, 2013). Kedua permasalahan ini tidak lepas dari kondisi yang ada yaitu terjadinya kehilangan air dan tambahan kompensasi. Untuk itulah prediksi ketersediaan air dengan

mempertimbangkan faktor-faktor tersebut perlu dilakukan.

Penelitian tentang peramalan kebutuhan air PDAM kota Malang pernah dilakukan oleh Irawan (2015). Dalam penelitian ini digunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation untuk dengan memanfaatkan variabel distribusi air PDAM setiap Kecamatan yang ada di kota Malang sebagai masukan serta data pemakaian air bulan berikutnya sebagai target. Dari hasil pengujian dengan data uji 24 bulan, 1 hidden layer dengan jumlah neuron tetap sebanyak 4 diperoleh akurasi tertinggi sebesar 95,17%.

Sedangkan penelitian yang dilakukan oleh Pramonoaji (2013) memprediksi distribusi air PDAM berdasarkan jumlah penduduk, jumlah pelanggan yang berdasarkan jenis pelanggan, total volume produksi, kontribusi daerah sumber, volume distribusi, air terjual, dan kehilangan air pada PDAM kota Semarang. Penelitian tersebut menggunakan interval bulanan dan JST Backpropagation dengan Fungsi Aktivasi Hyperbolic Tangent. Hasil pengujian didapatkan nilai MSE 0.074416, MAE 0.102487, dan akurasi sebesar 95,56%.

Selanjutnya, penelitian yang dilakukan oleh Nikmah (2014) memprediksi kebutuhan air PDAM

berdasarkan jumlah pelanggan menggunakan Al-Alaoui Backpropagation dan didapatkan tingkat akurasi sebesar 92%.

Penelitian yang dilakukan oleh Yohannes (2015) menggunakan JST backpropagation untuk penentuan upah minimum kota berdasarkan tingkat inflasi. Dari penelitian ini didapatkan hasil MSE sebesar 0.072805. Penelitian lain yang dilakukan oleh Vamsidhar (2010) memprediksi curah hujan dengan menggunakan metode JST backpropagation dan didapatkan akurasi sebesar 94,28%. Penelitian yang dilakukan oleh Durairaj (2015) memprediksi penyakit jantung menggunakan algoritma backpropagation Multilayer Perceptron dan didapatkan akurasi sebesar 96,29%.

Berdasarkan pada kelebihan JST Backpropagation seperti telah dijelaskan diatas, pada penelitian ini digunakan metode JST backpropagation untuk memprediksi volume distribusi air PDAM perbulan. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, pada paper ini digunakan fitur volume kehilangan air dan air terjual perbulan dalam proses prediksi. Selain itu, pada paper ini dilakukan pengujian jumlah node optimal pada lapisan tersembunyi sehingga akan didapatkan arsitektur jaringan yang optimal.

2. JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

Seperti halnya otak manusia, kelebihan dari jaringan syaraf tiruan (JST) adalah kemampuannya untuk belajar dari lingkungan. Adopsi proses pada otak manusia meliputi proses belajar melalui pengamatan dan pengulangan, sampai kondisi yang diinginkan tercapai (Soares, 2016). Dalam hal ini, JST memiliki kemampuan mengolah masukan yang ditangkap melalui hubungan *input-output* yang kompleks (Rene, 2006).

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 (LeeCun, 1998).

Metode ini dapat digunakan untuk melatih kemampuan jaringan dalam memberikan respon yang benar terhadap pola masukan dengan pola yang dipakai selama pelatihan (Nikmah, 2014). Lapisan tersembunyi digunakan untuk penyesuaian bobot selama pelatihan (Soares, 2016).

Backpropagation memiliki ciri yang unik yaitu setelah di lakukan propagasi maju akan dilakukan propagasi mundur untuk melakukan perbaikan bobot, kemudian dilakukan perubahan bobot, proses ini dilakukan terus menerus sampai mencapai batas iterasi atau minimum error yang ditentukan.

2.1 Normalisasi Data

Data yang digunakan tentu perlu untuk dinormalisasi sebelum diolah dan didenormalisasi

setelah didapat hasil dari sistem untuk memperoleh nilai yang sebenarnya (Singh, 2014). Data biasanya dinormalisasi pada interval 0-1. Namun karena hasil dari fungsi aktivasi sigmoid hampir tidak pernah mencapai 0 ataupun 1 maka digunakan interval yang lebih kecil yaitu 0.1-0.9. Persamaan normalisasi dan denormalisasi yang digunakan secara berturut-turut didefinisikan pada persamaan 1 dan 2 (Irawan, 2015).

$$x' = \frac{x-min}{max-min} (0,8) + 0,1 \quad (1)$$

$$x'' = \frac{x'-(0,1)}{0,8} (max - min) + min \quad (2)$$

2.2 Langkah-langkah Algoritma Backpropagation

Secara umum, langkah-langkah dari algoritma backpropagation dijelaskan sebagai berikut (Nikmah, 2014):

1. Inialisai semua bobot menggunakan bilangan acak yang kecil.
2. Lakukan langkah 3-9 apabila kondisi yang diinginkan belum terpenuhi.
3. Untuk setiap pasangan data latih yang digunakan, maka lakukan langkah 4-8.

Fase I : Propagasi maju

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

$$z_{net_j} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (3)$$

Menghitung aktivasi dengan fungsi sigmoid biner:

$$z_j = f(z_{net_j}) = \frac{1}{1+\exp(-z_{net_j})} \quad (4)$$

Keluaran dari fungsi aktivasi tersebut dikirim ke semua unit lapisan tersembunyi.

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

$$y_{net_k} = w_{k0} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj} \quad (5)$$

$$y_k = f(y_{net_k}) = \frac{1}{1+\exp(-y_{net_k})} \quad (6)$$

Fase II : Propagasi mundur

6. Menghitung nilai faktor δ pada unit *output* berdasarkan nilai kesalahan di setiap unit keluaran y_k

$$\begin{aligned} \delta_k &= (t_k - y_k) f'(y_{net_k}) \\ &= (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \end{aligned} \quad (7)$$

δ_k digunakan untuk mengubah bobot layer bawahnya.

7. Menghitung faktor δ pada unit tersembunyi berdasarkan kesalahan pada unit tersembunyi z_j .

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

Faktor δ untuk unit tersembunyi :

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

$$= \delta_{net_j} z_j(1 - z_j) \tag{9}$$

Untuk menghitung suku perubahan bobot

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \tag{10}$$

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \tag{11}$$

Fase III : Perubahan Bobot

8. Perubahan bobot yang menuju unit keluaran:

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \tag{12}$$

Perubahan bobot bias yang menuju unit keluaran:

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \tag{13}$$

9. Menghitung nilai kesalahan dengan MSE

$$MSE = \left(\frac{\sum(\text{target} - y)^2}{\text{jumlah_record}} \right) \tag{14}$$

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

2.1 Perhitungan Akurasi

Perhitungan akurasi pada langkah propagasi maju menggunakan data uji. Perhitungan menggunakan nilai MAPE yang ditunjukkan pada persamaan 15.

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

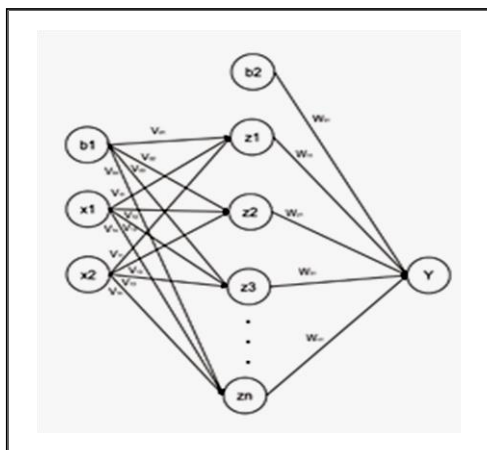
Sedangkan untuk menghitung akurasi menggunakan persamaan 16.

$$\text{Akurasi} = 100\% - MAPE \tag{16}$$

3. METODE

Arsitektur dari Jaringan Syaraf Tiruan yang digunakan pada penelitian ini dapat ditunjukkan pada Gambar 1.

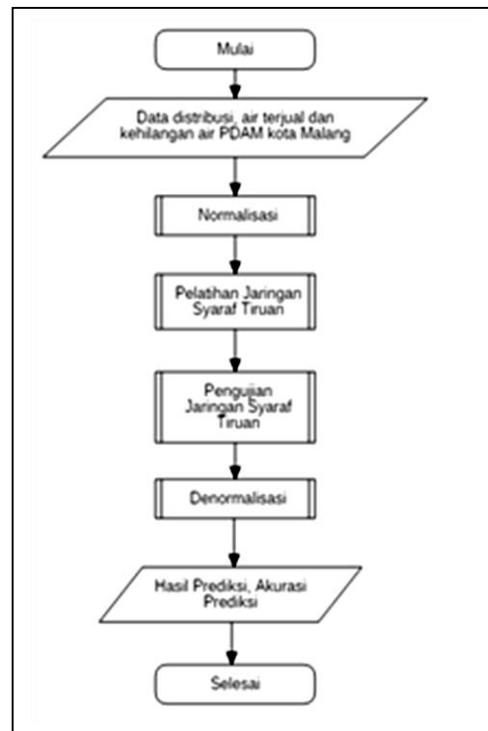
Gambar 1. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan



Arsitektur JST yang digunakan dalam paper terdiri dari tiga lapisan, yaitu lapisan input, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Pada lapisan masukan terdapat dua node, pada lapisan tersembunyi

akan diuji jumlah terbaik antara 2 sampai 6, sedangkan pada lapisan keluaran terdapat satu node yaitu nilai distribusi air bulan berikutnya. Fungsi aktifasi yang digunakan adalah sigmoid biner.

Proses dari prediksi distribusi air PDAM melalui beberapa tahapan. Pertama melakukan normalisasi pada data masukan, kemudian melakukan pelatihan jaringan syaraf tiruan untuk mendapatkan bobot yang optimal dengan menggunakan data latih, selanjutnya masuk ke proses pengujian untuk mendapatkan prediksi volume distribusi air beserta akurasinya. Proses tersebut ditunjukkan pada pada Gambar 2.



Gambar 2. Flowchart proses prediksi distribusi air PDAM

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam proses prediksi distribusi air didapatkan dari PDAM kota Malang. Data berupa jumlah distribusi air (m^3), kehilangan air (m^3) dan air terjual antara bulan Januari 2006 sampai dengan bulan Maret 2016. Adapun sebagian data distribusi air PDAM yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Data Distribusi Air PDAM tahun 2015

Bulan	Distribusi Air	Air Terjual	Kehilangan Air
Januari	3.686.502	2.967.585	718.917
Februari	3.225.340	2.774.837	450.503
Maret	3.579.920	2.807.187	772.733
April	3.747.966	2.870.009	877.957
Mei	3.480.625	3.092.982	387.643
Juni	3.627.268	2.880.861	746.407
Juli	3.572.485	2.775.318	797.167
Agustus	3.619.035	2.907.427	711.608

Bulan	Distribusi Air	Air Terjual	Kehilangan Air
September	3.682.406	2.912.752	769.654
Oktober	3.601.337	3.034.976	566.361
November	3.753.944	3.063.430	690.514
Desember	3.645.660	2.978.352	668.308

Pada paper ini dilakukan lima pengujian yaitu pengujian jumlah iterasi, pengujian learning rate, pengujian jumlah data latih dan data uji, pengujian jumlah unit node pada lapisan tersembunyi, dan pengujian minimum error terhadap tingkat akurasi. Untuk melakukan pengujian awal digunakan learning rate 0.5, jumlah node pada lapisan tersembunyi sebanyak 4, data latih 50 bulan dan data uji 41 bulan setelahnya, minimum error 0,00001.

Tabel 2. Hasil Pengujian Jumlah Iterasi

Jumlah Iterasi	Tingkat Akurasi Percobaan ke-i %					Rata-rata Akurasi %
	1	2	3	4	5	
100	88,87	92,31	92,39	94,15	92,20	92,20
500	94,04	86,23	86,98	91,64	91,70	90,12
1000	94,46	84,97	94,40	92,48	94,81	92,22
1500	88,02	83,75	94,26	90,46	92,29	89,76
2000	92,03	93,83	92,81	94,22	91,89	92,96
2500	93,12	92,77	90,51	90,05	93,71	92,03
3000	91,74	88,60	92,68	89,53	93,01	91,11

Pengujian jumlah iterasi bertujuan untuk mendapatkan jumlah iterasi yang optimal terhadap tingkat akurasi. Jumlah iterasi yang digunakan adalah 100, 500, 1000, 1500, 2000, 2500, dan 3000.

Hasil dari pengujian iterasi ditunjukkan pada Tabel 2 iterasi optimal ditunjukkan pada saat iterasi 2000 karena didapatkan rata-rata nilai akurasi paling tinggi yaitu 92,96%.

Setelah didapatkan jumlah iterasi yang optimal maka pengujian selanjutnya akan menggunakan jumlah iterasi sebanyak 2000.

Pada pengujian learning rate bertujuan untuk mendapatkan jumlah learning rate yang optimal terhadap tingkat akurasi. Nilai learning rate yang ditetapkan 0.1-0.9 dengan kelipatan 0.1.

Hasil pengujian *learning rate* ditunjukkan pada Tabel 3. Dari hasil pengujian learning rate, nilai optimal ditunjukkan pada saat learning rate 0.1 nilai akurasi paling tinggi yaitu 93,45%.

Tabel 3. Hasil Pengujian Learning Rate

Learning Rate	Tingkat Akurasi Percobaan ke-i %					Rata-rata
	1	2	3	4	5	
0,1	94,67	94,09	90,16	93,41	94,93	93,45
0,2	90,49	94,82	89,89	91,22	94,14	92,11
0,3	89,90	92,00	93,64	92,27	84,55	90,47
0,4	87,16	86,85	93,45	91,90	94,03	90,68
0,5	92,03	93,83	92,81	94,22	91,89	92,96
0,6	89,82	94,68	89,06	94,04	86,79	90,88
0,7	87,02	94,74	87,24	86,80	94,84	90,13
0,8	90,55	93,50	89,49	93,64	90,30	91,50
0,9	90,40	84,43	97,10	90,56	88,03	90,10

						Akurasi %
0,1	94,67	94,09	90,16	93,41	94,93	93,45
0,2	90,49	94,82	89,89	91,22	94,14	92,11
0,3	89,90	92,00	93,64	92,27	84,55	90,47
0,4	87,16	86,85	93,45	91,90	94,03	90,68
0,5	92,03	93,83	92,81	94,22	91,89	92,96
0,6	89,82	94,68	89,06	94,04	86,79	90,88
0,7	87,02	94,74	87,24	86,80	94,84	90,13
0,8	90,55	93,50	89,49	93,64	90,30	91,50
0,9	90,40	84,43	97,10	90,56	88,03	90,10

Setelah didapatkan learning rate yang optimal maka pengujian selanjutnya menggunakan learning rate 0.1.

Pada pengujian data latih dan data uji bertujuan untuk mendapatkan perbandingan data latih dan data uji yang optimal terhadap tingkat akurasi. Kombinasi data yang digunakan adalah data latih 50 dan data uji 41, data latih 60 dan data uji 31, data latih 70 dan data uji 21, data latih 80 dan data uji 11.

Hasil pengujian data latih dan uji ditunjukkan pada Tabel 4. Dari hasil pengujian diketahui bahwa semakin banyak data latih menghasilkan akurasi yang semakin baik. Hal ini dikarenakan variasi data yang semakin beragam sehingga dapat mengenali berbagai ragam data pada saat pengujian. Akurasi tertinggi diperoleh pada saat data latih 80 dan data uji 11 sebesar 97,09%.

Tabel 4. Hasil Pengujian Data Latih dan Data Uji

Data Uji	Data Latih	Tingkat Akurasi Percobaan ke-i %					Rata-rata Akurasi %
		1	2	3	4	5	
50	41	88,70	90,14	93,97	94,60	93,71	92,22
60	31	94,78	95,12	89,59	89,27	94,96	92,74
70	21	98,43	96,02	97,20	91,94	88,80	94,48
80	11	97,21	96,03	97,21	99,17	95,83	97,09

Setelah didapatkan jumlah data latih dan data uji yang optimal maka pengujian selanjutnya menggunakan jumlah data latih 80 dan data uji 11.

Pengujian jumlah node pada lapisan tersembunyi bertujuan untuk mendapatkan jumlah node yang optimal terhadap tingkat akurasi. Jumlah node pada lapisan tersembunyi yang ditetapkan 1, 2, 3, 4, 5, dan 6.

Hasil pengujian jumlah node ditunjukkan pada Tabel 5. Dari hasil pengujian diketahui jumlah node yang optimal adalah 5 dengan rata-rata nilai akurasi sebesar 97,55%.

Tabel 5. Hasil Pengujian jumlah Unit Tersembunyi terhadap tingkat Akurasi

Jumlah Unit	Tingkat Akurasi Percobaan ke-i %					Rata-rata
	1	2	3	4	5	
1	88,87	92,31	92,39	94,15	92,20	92,20
2	94,04	86,23	86,98	91,64	91,70	90,12
3	94,46	84,97	94,40	92,48	94,81	92,22
4	88,02	83,75	94,26	90,46	92,29	89,76
5	92,03	93,83	92,81	94,22	91,89	92,96
6	93,12	92,77	90,51	90,05	93,71	92,03

Tersembunyi	1	2	3	4	5	Akurasi %
2	97,65	94,84	95,09	99,00	98,47	97,01
3	97,77	97,75	96,76	94,99	97,57	96,97
4	97,09	98,90	96,44	96,67	98,26	97,47
5	96,98	96,79	97,29	99,13	97,58	97,55
6	98,74	96,19	97,24	97,54	97,81	97,50

Setelah didapatkan jumlah unit tersembunyi yang optimal maka pengujian selanjutnya menggunakan jumlah unit tersembunyi 5.

Pada pengujian minimum error bertujuan untuk mendapatkan minimum error yang optimal terhadap tingkat akurasi. Minimum error yang ditetapkan 0.1, 0.01, 0.001, dan 0.00001.

Dari hasil Tabel 6 diketahui minimum error optimal adalah 0.00001 dengan akurasi sebesar 97,99%.

Tabel 6. Hasil Pengujian Minimum Error

Minimum Error	Tingkat Akurasi Percobaan ke-i %					Rata-rata Akurasi %
	1	2	3	4	5	
0,1	97,18	97,4	98,43	97,29	98,97	97,85
0,01	97,35	97,38	96,68	98,1	97,72	97,45
0,001	98,15	97,77	96,96	97,36	96,84	97,42
0,0001	98,89	97,36	95,54	98,3	97,18	97,45
0,00001	98,49	99,09	97,23	99,13	95,99	97,99

Dari hasil pelatihan didapatkan nilai parameter untuk mendapatkan akurasi yang optimal adalah learning rate 0.1, data latih 80 dan data uji 11, jumlah node pada lapisan tersembunyi 5, minimum error 0.00001, dan jumlah iterasi 2000. Data hasil pengujian terhadap 11 data uji ditunjukkan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil pengujian dengan data uji

No	Distribusi Air PDAM	Hasil Prediksi	Selisih
1	3747966	3757386	9420
2	3480625	3688738	208113
3	3627268	3712058	84790
4	3572485	3628389	55904
5	3619035	3715306	96271
6	3682406	3744966	62560
7	3601337	3738622	137285
8	3753944	3773825	19881
9	3646660	3744459	97799
10	3730306	3765834	35528
11	3714940	3770931	55991

5. KESIMPULAN

Dari hasil pengujian diketahui bahwa JST Backpropagation menghasilkan akurasi yang cukup tinggi dalam proses prediksi distribusi air PDAM kota

Malang dengan variabel jumlah kehilangan air dan air terjual. Akurasi tertinggi yang diperoleh adalah 97,99% dengan parameter terbaik adalah. learning rate 0.1, data latih 80 dan data uji 11, jumlah node pada lapisan tersembunyi 5, minimum error 0.00001, dan jumlah iterasi 2000.

6. DAFTAR PUSTAKA

- DURAIRAJ, M., REVATHI, V. 2015. Prediction Of Heart Disease Using Back Propagation MLP Algorithm. *International Journal Of Scientific & Technology Research*, 4, 235-239.
- IRAWAN, A. F. 2015. Implementasi Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation pada Peramalan Kebutuhan Air PDAM Kota Malang. Skripsi, Universitas Brawijaya.
- LECUN, Y. 1998. Efficient BackProp. *Neural Networks: tricks of the trade*. Springer.
- NIKMAH, NANIK ULFATUN. 2014. Prediksi Kebutuhan Air PDAM Berdasarkan Jumlah Pelanggan Menggunakan AI-Alaoui Backpropagation. Skripsi, Universitas Brawijaya.
- PRAMONOAJI, Y. T., SANTOSA, S., & PRAMUNENDAR, R. A. 2013. Prediksi Produksi Air PDAM dengan Jaringan Syaraf Tiruan. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan 2013*, Semarang, 402-408.
- RENE, E., R. 2006. Back-propagation neural network for performance prediction in trickling bed air biofilter. *International Journal of Environment and Pollution*, 28(3/4), 381-401.
- SINGH, S., GILL, J. 2014. Temporal Weather Prediction using Back Propagation based Genetic Algorithm Technique. *I.J. Intelligent Systems and Applications*, 55-61.
- SOARES, F., M., SOUZA, A., M., F. 2016. Neural Network Programming with Java. *Packt Publishing Ltd*, Mumbai.
- VAMSIDHAR, E. 2010. Prediction of Rainfall Using Backpropagation Neural Network Model. *International Journal on Computer Science and Engineering*. 2(4), 1119-1121.
- YOHANNES, E., MAHMUDY, W. F., & RAHMI, A. 2015. Penentuan Upah Minimum Kota Berdasarkan Tingkat Inflasi Menggunakan Backpropagation Neural Network (BPNN). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 2(1), 34-40.