SNESTIK

Seminar Nasional Teknik Elektro, Sistem Informasi, dan Teknik Informatika

https://ejurnal.itats.ac.id/snestik dan https://snestik.itats.ac.id

Informasi Pelaksanaan :
SNESTIK III - Surabaya, 11 Maret 2023
Ruang Seminar Gedung A, Kampus Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

Informasi Artikel:
DOI : 10.31284/p.snestik.2023.4004

Prosiding ISSN 2775-5126

Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi-Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
Gedung A-ITATS, Jl. Arief Rachman Hakim 100 Surabaya 60117 Telp. (031) 5945043
Email : snestik@itats.ac.id

Prediksi Pemeliharaan Transformator Distribusi Berbasis *Artificial Neural Network*

Wiega Pratama, Daffa Brilliant Samodra, Hayuda Altita Perkasa, Andhika Hermawan, Favian Bhagaskara Ramadhan , Wahyu Setyo Pambudi

Teknik Elektro, Fakultas Teknik Elektro dan Teknologi Informasi,
Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya
e-mail: wiegapratama@gmail.com

ABSTRACT

In the electrical distribution system, transformers are operated continuously and sometimes occurred insulation failure. Isolation failure was caused by external factors by acid deposition and water evaporation contamination. The external factor will cause a decrease in the oil breakdown voltage value. The method to prevent decrease in the reliability function transformer is the Artificial Neural Network (ANN) method. This method will predict the value of the transformer oil breakdown voltage until the future. The value of the predicted results will be proven by the level of validation test as a reference for forecasting data. The development of ANN scenario in this research could reduce error rate deviation by 2% from previous research. The final simulation of the ANN prediction for 2 minutes 37 seconds achieves an error of 0.011% after 10000 iterations with a perfect correlation coefficient. The 19 simulation data has an RMSE value 1.61, MAPE value 2%, and an average accuracy rate 98.30%. From the simulation results, it can be concluded that the value of the transformer oil breakdown voltage is still in the range of more than 40 kV so that the transformer is still suitable for operation within 129 months.

Keywords: *Accuracy; artificial neural network; deviation; correlation coefficient; forecasting; transformer oil breakdown voltage.*

ABSTRAK

Pada sistem distribusi listrik,transformator dioperasikan secara kontinyu sering mengalami kegagalan isolasi. Kegagalan isolasi disebabkan oleh faktor eksternal berupa endapan kadar asam dan kontaminasi penguapan air. Faktor ekternal itu yang akan mengakibatkan terjadi penurunan nilai tegangan tembus. Metode untuk mencegah penurunan fungsi keandalan transformator yaitu metode Artificial Neural Network (ANN). Metode ini akan memprediksi nilai tegangan tembus minyak trafo hingga batas waktu yang akan mendatang. Nilai hasil prediksi akan dibuktikan tingkat uji validasi sebagai acuan data peramalan. Pengembangan skenario ANN penelitian ini dapat memperkecil 2% deviasi tingkat kesalahan dari penelitian sebelumnya. Simulasi akhir prediksi ANN selama 2 menit 37 detik mencapai error 0.011% setelah 10000 iterasi dengan koefisien korelasi yang sempurna. Dari jumlah 19 data simulasi memiliki nilai RMSE 1.61, Nilai MAPE 2% , dan tingkat akurasi rata-rata 98,30%. Dari hasil simulasi dapat di simpulkan bahwa nilai tegangan tembus transformator masih berada pada kisaran lebih dari 40 kV sehingga trafo masih layak dioperasikan dalam kurun waktu 129 bulan.

Kata kunci: Akurasi; artificial neural network; deviasi; koefisien korelasi; peramalan; tegangan tembus minyak transformator.

PENDAHULUAN

Peralatan mesin listrik yang memiliki peran penting sebagai pengatur naik *(step-up)* dan turun *(step-down)* sumber tegangan listrik dari hulu (pembangkitan tenaga listrik) adalah transformator. Selama pengoperasian secara kontinyu dalam sistem jaringan listrik, tranformator kadangkala terjadi kegagalan isolasi. Salah satu contoh indikasi penyebab kegagalan isolasi transformator yaitu berkurangnya parameter nilai tegangan tembus minyak trafo secara signifikan [1]. Perubahan kenaikan suhu dipengaruhi oleh kontaminasi penguapan air dan endapan kadar asam merupakan salah satu faktor yang mengakibatkan berkurangnya tegangan tembus minyak transformator [2]. Pada komponen belitan maupun inti tranformator akan selalu menghasilkan medan listrik sehingga menghasilkan kenaikan beban thermal karena dioperasikan secara kontinyu. Masa operasional transformator perlu diprediksi untuk memastikan layak atau tidaknya untuk dioperasikan di jangka waktu yang lebih panjang. Berdasarkan standar IEEE, masa umur tranformator dengan pemakaian secara kontinyu rata-rata mencapai 180.000 jam atau setara dengan 20,55 tahun [3]. Faktor yang dapat memperhambat kinerja atau kehandalan transformator harus dapat diantisipasi seminimal mungkin agar tidak terjadi kerusakan pada transfromator dengan melakukan tindakan penjadwalan perawatan rutin *(preventive maintenance)*.

Salah satu contoh dalam kegiatan perawatan rutin yang dapat dilakukan adalah memantau dan memprediksi penanganan apabila terjadi penurunan tegangan tembus minyak transformator [4]. Prediksi karakteristik isolasi minyak trafo ini sangat penting dalam upaya menghemat pasokan minyak, mengatur jadwal perawatan, dan meningkatkan keandalan sistem pada transformator. Teknik pemodelan matematis deret waktu *mean absolut percentage error* (MAPE) digunakan untuk meramalkan karakteristik tegangan tembus minyak trafo. MAPE adalah salah satu cara yang digunakan untuk menghitung data *absolut* ketepatan selisih antara nilai data *real* dengan data yang akan di prediksi [5]. Data tidak hanya dilakukan peramalan, namun perlu di uji tingkat validasinya. Validasi merupakan pengujian tolak ukur untuk memastikan suatu ketidakpastian nilai data [6]. Dalam uji validasi ini akan menggunakan koefisien korelasi (R) sebagai untuk memastikan dua variabel berbeda dan root mean square error (RMSE) sebagai ukuran ketepatan simulasi.

Proses simulasi ini akan memprediksi tegangan tembus minyak trafo sebagai fungsi kombinasi nonlinier dari karakteristik trafo seperti kadar keasaman, kadar air, dan periode masa pakai trafo. Hubungan nilai tegangan tembus minyak tafo dengan masa pakainya bersifat non-linier. Solusi untuk memecahkan masalah tersebut dengan menggunakan teknik berbasis jaringan syaraf tiruan (ANN). Metode ini akan memprediksi masing-masing keasaman total minyak, kadar air dan tegangan tembus sebagai fungsi dari masa pakai tranformator. Tujuan dari makalah ini diantaranya untuk mengembangkan model optimasi skema ANN dari penelitian sebelumnya, melakukan uji metode peramalan, serta menguji validasi nilai hasil peramalan dengan

mempertahankan kombinasi data karakteristik yang bersifat nonlinier. Metode ANN memerlukan skenario yang tepat untuk memperoleh hasil ramalan yang tepat dengan tingkat error yang minimum. Model skenario ANN yang akan dikembangkan yaitu dengan menambahkan jumlah neuron pada hidden layer serta mengatur nilai parameter pada ANN. Nilai parameter pada ANN diantaranya yaitu jumlah iterasi, laju pembelajaran, momentum, dan batasan *train error*. Fungsi spesifik ANN dapat menggeneralisasikan solusi untuk sekumpulan data baru sehingga metode ini diterapkan untuk mengusulkan pertimbangan suatu nilai prediksi.

METODE

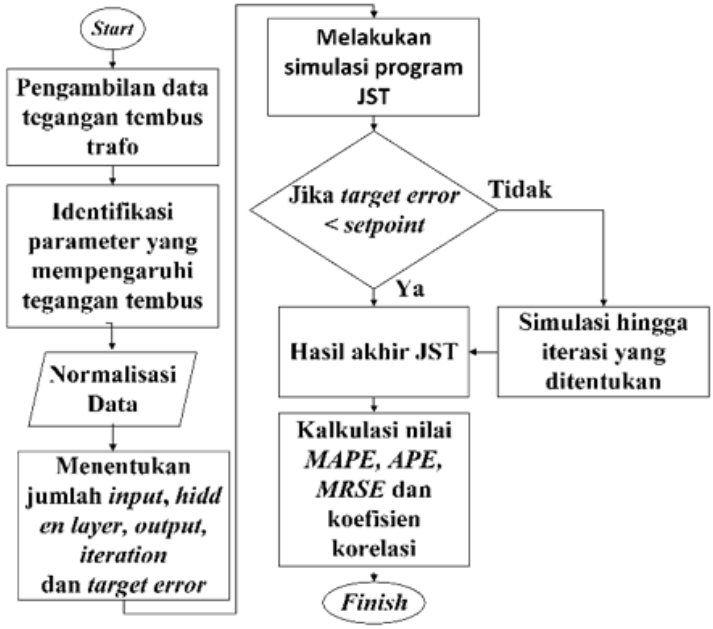
Berdasarkan penelitian [7] pengaruh air dan uap air terdapat pada isolasi minyak transformator. Endapan uap air pada isolasi minyak trafo akan mengalami polarisasi sehingga membentuk dipole yang dapat menghasilkan medan listrik. Endapan molekul air di sisi trafo ini berpengaruh terhadap tegangan tembus minyak trafo. Bertambahnya endapan molekul air di sisi trafo akan menyebabkan kenaikan suhu yang dapat mengurangi kualitas isolasi minyak transformator. Kadar air dinyatakan dalam (ppm). Kecenderungan penurunan nilai karakteristik minyak transformator dengan masa pakai transformator bersifat nonlinier yang menyebabkan kedua nilai sulit diprediksi secara bersamaan. Pada tabel 1 ini merupakan dataset percobaan secara aktual dari karakteristik minyak transformator yang terdapat pada penelitian sebelumnya [8]. Dataset pada tabel 1 harus dilakukan normalisasi data agar dapat terbaca dalam program ANN.

Tabel 1. Dataset Aktual Karakteristik Minyak Transformator

No. Dataset	Masa Pakai (Bulan)	Karakteristik Transformator		
		Kadar Keasaman (mgKOH/gr)	Kadar Air (ppm)	Tegangan Tembus (kV)
1	0	0.04	10	74
2	12	0.04	16	67
3	36	0.048	22	61
4	48	0.06	24	57
5	60	0.08	28	56
6	69	0.09	32	50
7	72	0.09	33	51
8	75	0.1	36	49
9	78	0.11	37	50
10	81	0.12	36	50
11	84	0.122	36	49
12	87	0.128	36.3	49
13	93	0.128	36	50
14	99	0.13	36	48
15	105	0.142	36	48
16	111	0.144	37.5	46
17	117	0.148	37	46
18	123	0.148	37	46
19	129	0.14	37	45

Alur penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan sesuai pada gambar 1 yakni mulai dari mempersiapkan literatur, pencarian referensi dataset, penyusunan struktur program jaringan syaraf tiruan, penginputan data setelah normalisasi dataset, pelatihan struktur ANN pada data sampel uji, menguji validasi hasil akurasi dan tingkat kesalahan *(error)* dengan persamaan matematis. Hasil simulasi berupa tampilan grafik yang diolah menggunakan *Microsoft Visual Studio*. Data hasil prediksi yang dihasilkan oleh ANN akan di analisa dengan persaman matematis untuk mencari

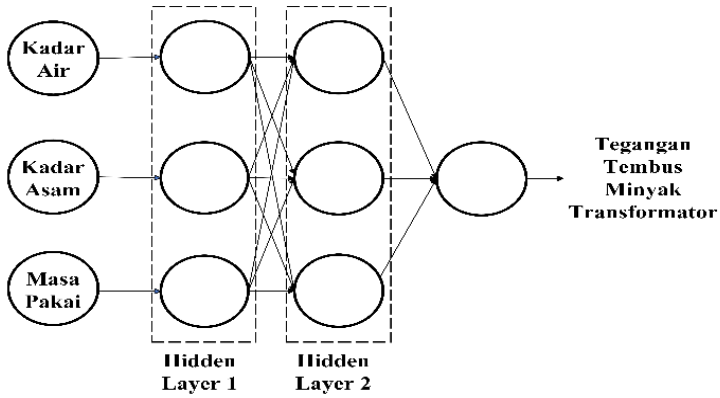
nilai dari *Mean Absolut Percentage Error (MAPE), Actual Percentage Error (APE),* koefisien korelasi, dan *Root Mean Square Error (MRSE).*



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan sebelumnya, struktur ANN yang digunakan yaitu 3-2-2-1 [8]. Input 3 layer sebagai paramater kadar asam minyak transformator, kadar air, dan masa pakai transformator. Dalam studi kasus masalah dan data aktual eksperimen yang sama dari penelitian [8] maka pengembangan penelitian ini akan membuktikan dengan adanya penambahan jumlah neuron pada *hidden layer* akan menghasilkan nilai peramalan yang lebih akurat serta nilai *error* yang jauh lebih kecil.



Gambar 2. Diagram Skematik Struktur ANN 2

Penelitian lain juga membuktikan bahwa dengan adanya penambahan jumlah *hidden layer* dalam algoritma ANN akan meningkatkan nilai koefisien korelasi [9]. Pola struktur ANN yang bermula 3-2-2-1 akan dikembangkan menjadi pola struktur ANN 3-3-3-1 seperti pada Gambar 2. Jumlah neuron pada *hidden layer* ada 2 dan 1 output layer sebagai tegangan tembus. Skema pelatihan memiliki ukuran 3×R dimana "R" adalah jumlah data yang digunakan untuk pelatihan. Nilai "R" telah divariasikan untuk mengevaluasi kinerja ANN.

Pelatihan Struktur ANN

Salah satu eksperimen mengemukakan bahwa adanya pengaruh pemilihan masukan, fungsi aktivasi ANN, dan penambahan *hidden layer* dapat memberikan solusi terbaik [9]. Solusi terbaik yang dimaksud dapat meningkatkan ketepatan ramalan dengan kondisi yang sebenarnya. Secara umum metode penerapan pelatihan ANN menggunakan jumlah iterasi selama proses pelatihan berlangsung. Jumlah nilai iterasi memiliki suatu kelipatan nilai mulai dari 100,1000, 10000, dan seterusnya. Selain iterasi, nilai *learning rate* dengan rentang 0.1 – 0.7 dan momentum juga mempengaruhi proses *training*. Penambahan nilai momentum dilakukan sebagai antisipasi adanya perubahan bobot terhadap selisih nilai data yang akan diproses [10]. Dalam penelitian ini nilai usulan parameter yang akan diterapkan yaitu nilai iterasi 10000, *learning rate* 0.6, *momentum* 0.9, dan *train error* < 0.001. Struktur yang diterapkan yaitu 3 *input layer*, 3 *hidden layer* 1, 3 *hidden layer* 2, dan 1 *output layer*. Struktur ANN yang diusulkan akan dilatih menggunakan kumpulan titik data yang berbeda untuk mengoptimalkan parameternya. Usulan dan verifikasi teknik berbasis ANN untuk prediksi karakteristik trafo dalam proses kelayakan jadwalan perawatan rutin.

Nilai Ketepatan Prediksi

Dalam percobaan simulasi ANN, nilai ketepatan prediksi memiliki peran penting dalam menguji validitas suatu sistem. MAPE atau kepanjangan dari (*mean actual percentage error)* merupakan metode yang digunakan untuk menghitung ketepatan selisih antara data sebenarnya dengan data peramalan [11]. Berikut adalah persamaan (1) dalam mencari nilai APE dan persamaan (2) untuk mencari nilai MAPE, dan persamaan (3) untuk mencari nilai tingkat keberhasilan.

$$APE = \left\lfloor \frac{\left|x_{true}(i) - y_{pre}(i)\right|}{x_{true}(i)} \; x\, 100\,\% \right\rfloor \tag{1}$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \quad \left\lfloor \frac{|x_{pre}(i) - y_{true}(i)|}{x_{true}(i)} \; x\, 100\,\% \right\rfloor \tag{2}$$

$$Tingkat\ Keberhasilan = 100\,\% - \sum \quad MAPE \tag{3}$$

Kriteria Nilai Tingkat Error

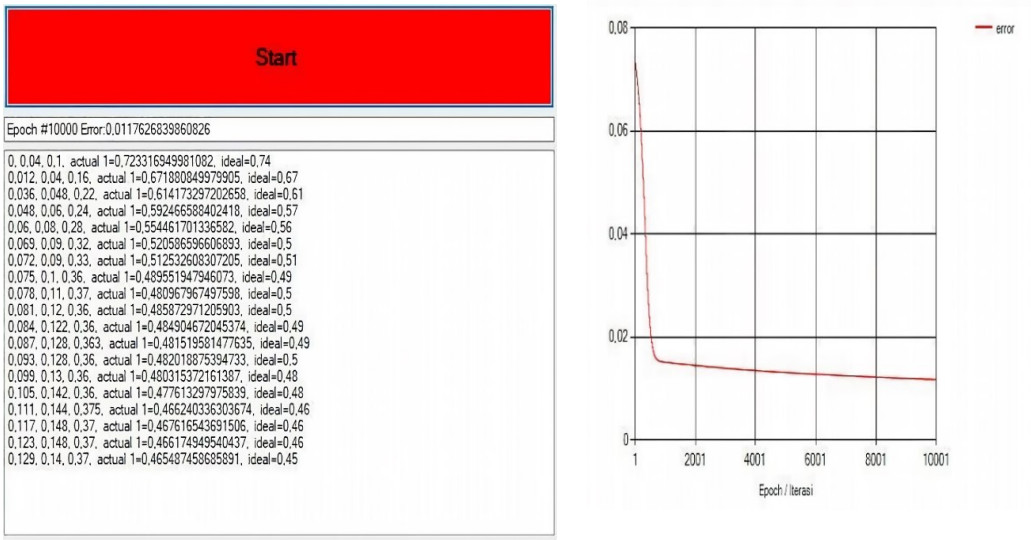
Arun Goel (2011) mengemukakan bahwa ada dua metode dalam menguji tingkat kesalahan (*error*), yaitu koefisien korelasi dan RMSE (*root mean square error)*. Koefisien korelasi merupakan perbandingan hubungan antara hasil prediksi dengan nilai aktual sedangkan RMSE merupakan ukuran tingginya tingkat kesalahan hasil prediksi yang mana semakin akurat apabila nilainya medekati nol [12]. Perhitungan nilai koefisien korelasi menggunakan persamaan (4) sedangkan persamaan (5) untuk mencari nilai RMSE.

$$R = \frac{\sum xy}{\sqrt{\sum x^2 \sum y^2}} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x(i)-y(i))^2}{n}} \quad (5)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data simulasi yang di latihkan dalam ANN dengan banyak 19 data yaitu diantaranya data lama masa pakai, data kadar asam, dan data kadar air yang dapat menghasilkan parameter tegangan tembus minyak transformator. Pada hasil simulasi gambar 3a diperoleh informasi bahwa ada beberapa hasil simulasi yang nilainya paling mendekati dengan nilai eksperimen yaitu pada nomor dataset ke-2, ke-3, ke-7, ke-8, ke-14, ke-16, ke-17, dan ke-18. Beberapa data ada yang memilki penyimpangan tinggi yaitu pada dataset ke-4, ke-6, ke-9, ke-10 .Secara umum hasil simulasi ANN ini memiliki penyimpangan atau deviasi sangat kecil dengan nilai sebenarnya. Prediksi dilakukan untuk masa pakai trafo selama 129 bulan.



(a) (b)

Gambar 3. a) Hasil Iterasi Simulasi ANN, b) Hasil Grafik Simulasi ANN.

Proses pelatihan pada simulasi ANN ini membutuhkan waktu 2 menit 37 detik untuk mencapai target iterasi terakhir dengan galat MSE 0.011. Pengaturan momentum dengan nilai 0.9 dapat mempengaruhi keakuratan hasil. Proses *learning* yang cepat dengan data yang berbeda dapat mengakibatkan perubahan bobot yang tidak beraturan sehingga diperlukan penyetelan optimum dengan nilai 0.9. Pada gambar 3b dapat memberikan kesimpulan bahwa semakin proses pelatihan dengan kombinasi penambahan hidden neuron maka dapat memperkecil tingkat kesalahan. Nilai data keluaran yang diprediksi oleh ANN semakin mendekati nilai yang konvergen dengan data aktualnya. Analisa tingkat akurasi menggunakan persamaan (1) dalam mencari nilai APE dari

masing-masing data, persamaan (2) untuk mencari nilai MAPE, dan persamaan (3) untuk membuktikan tingkat akurasi.

Tabel 2. Hasil Validasi Tingkat Akurasi dan Kesalahan

No.	Masa Pakai (Bulan)	Output Tegangan Tembus (kV)		APE	Akurasi (%)
		Eksperimen	ANN		
1	0	74	72	3%	97%
2	12	67	67	0%	100%
3	36	61	61	0%	100%
4	48	57	59	4%	97%
5	60	56	55	2%	98%
6	69	50	52	4%	96%
7	72	51	51	0%	100%
8	75	49	49	0%	100%
9	78	50	48	4%	96%
10	81	50	48	4%	96%
11	84	49	48	2%	98%
12	87	49	48	2%	98%
13	93	50	48	4%	96%
14	99	48	48	0%	100%
15	105	48	47	2%	98%
16	111	46	46	0%	100%
17	117	46	46	0%	100%
18	123	46	46	0%	100%
19	129	45	46	2%	98%

Dari tabel 2 dapat diketahui sebanyak 19 berupa data masa pakai, eksperimen, dan data prediksi ANN. Nilai MAPE yaitu total dari nilai APE dibagi dengan banyaknya jumlah dataset menghasilkan nilai 2 % artinya nilai rata-rata *error* sangat minim sehingga tingkatan nilai data pelatihan ANN mendekati nilai sebenarnya. Berdasarkan masa pakai bulan ke 12, 36, 72, 75, 99, 111,117, dan 123 tingkat APE sangat akurat dengan nilai *error* 0% sehingga hasil pertimbangan data prediksi tersebut dapat diterima kebenarannya. Ada 2 tahapan uji validasi yaitu pengujian validasi tingkat kesalahan dan validasi tingkat akurasi. Pengujian tingkat kesalahan dapat diketahui dengan memastikan koefisien korelasi dan RMSE. Diketahui jumlah total dataset 19, jumlah total data output tegangan eksperimen adalah 992, dan jumlah total data output tegangan ANN adalah 985 akan dimasukkan ke dalam persamaan (4) menghasilkan R (koefisien korelasi) dengan nilai 1 yang artinya dalam kategori sempurna.

$$R = \frac{\sum xy}{\sqrt{\sum x^2 \sum y^2}} = \frac{(992\ x\ 985)}{\sqrt{(992)^2\ x\ (985)^2}} = 1$$

Mengacu pada hasil nilai R (koefisien korelasi), maka dapat dibandingkan tingkat korelasi antara nilai eksperimen dan prediksi ANN sangat kuat. Selain itu, nilai RMSE dengan persamaan (5) menghasilkan nilai 1.61 yang menunjukkan tingkat *error* relatif rendah.

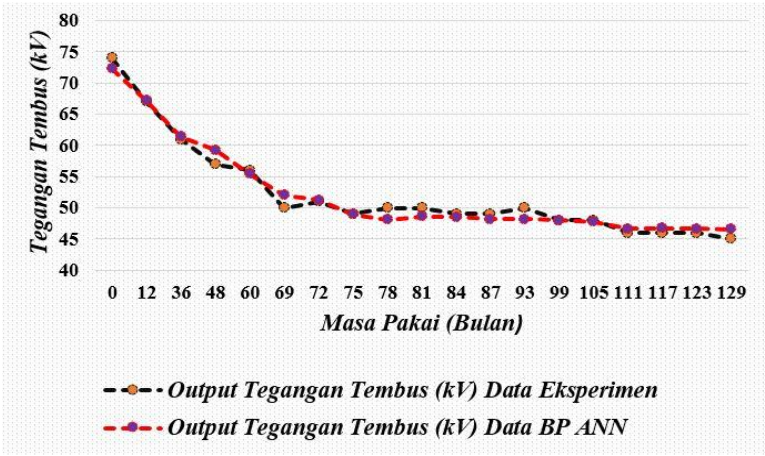
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x(i)-y(i))^2}{n}} = \sqrt{\frac{((992)-(985))^2}{19}} = 1.61$$

Prosedur selanjutnya setelah mengetahui interpretasi nilai koefisien korelasi dan RMSE yaitu menguji validasi tingkat akurasi antara nilai data aktual / eksperimen dengan data ANN menggunakan persamaaan (2) & (3), sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left\lfloor \frac{|x_{pre}(i)-y_{true}(i)|}{x_{true}(i)}\ x\ 100\ \% \right\rfloor = \frac{1}{19}\sum_{i=1}^{19} \left\lfloor \frac{|985-992|}{992}\ x\ 100\ \% \right\rfloor = 1.7\%$$

Tingkat akurasi = 100% - 1.7 % = 98.30 %

Berdasarkan kalkulasi tersebut diperoleh nilai 98.30% yang artinya tingkat akurasi peramalan dapat diterima kebenarannya. Setelah melalui tahapan analisis validasi maka data eksperimen dengan data target similasi ANN di analisis dengan melalui penyajian grafik pada gambar 4. Periode masa pakai 78 – 117 bulan terjadi penyimpangan antara *error* maksimum dan minimum 4%, periode masa pakai 60 – 111 bulan yaitu 4 %, dan periode masa pakai 60 – 69 bulan yaitu 2 % pada tabel 2. Berbeda dengan hasil penelitian sebelumnya [8] pada periode masa pakai 78 – 117 bulan terjadi penyimpangan 6%, periode masa pakai 60 - 111 bulan yaitu 4 %, dan periode masa pakai 60 – 69 bulan yaitu 4 %. Perbandingan hasil simulasi dengan skema penelitian ini dapat memperkecil tingkat deviasi *error*.



Gambar 4. Grafik Perbandingan Data Eksperimen dan ANN

Laju grafik gambar 4 menandakan bahwa semakin lama masa pakai atau masa operasional transformator maka semakin berkurang tegangan tembusnya sehingga transformator perlu dilakukan *maintenance* atau perawatan rutin. Menurut standarisasi SPLN 156, tegangan tembus minyak trafo optimum atau cukup baik berada pada kisaran antara 40 kV-50 kV. Apabila tegangan tembus diperkirakan lebih dari 129 bulan berada di bawah 40 kV maka perlu dilakukan perawatan / *maintenance* agar dapat beroperasi secara normal. Dari informasi tersebut dapat diketahui bahwa dalam jangka waktu terakhir 129 bulan kondisi trafo masih memenuhi standar operasional dengan catatan tetap dilakukan kegiatan perawatan rutin ketika *shutdown* setiap 2 tahun sekali. Perawatan rutin yang dimaksud yaitu pembersihan komponen pada transformator dan pengujian tegangan tembus minyak transformator.

KESIMPULAN

Metode ANN yang dicapai pada penelitian dapat memperkecil deviasi *error* 2 % dari penelitian sebelumnya [8]. Pengaturan parameter ANN seperti *learning rate* 0.6, momentum 0.9, dan penambahan neuron pada hidden layer dapat meningkatkan nilai koefisien korelasi secara sempurna. Nilai MAPE 2% dan tingkat akurasi peramalan 98.30% maka nilai prediksi dapat diterima validasinya. Hasil nilai prediksi pada ANN memperkirakan dalam kurun waktu 129 bulan nilai tegangan tembus transformator masih berada pada kisaran tegangan lebih dari 40 kV sehingga kondisi trafo masih handal dengan tetap menjalankan prosedur perawatan rutin.

DAFTAR PUSTAKA

[1] H. Sayogi, “Analisis Mekanisme Kegagalan Isolasi Pada Minyak Trafo Menggunakan Elektroda Berpolaritas Berbeda Pada Jarum-Bidang Hanung Sayogi L2F302486 Teknik Elektro Universitas Diponegoro Semarang Abstrak.”

[2] M. . Akbar, "Analisa Karakteristik Minyak Isolasi Transformator Daya 11Kva Menggunakan Metode Dga Dan Breakdown Voltage Pada Gardu Kilang Pertamina Ru-Ii Dumai," *Inst. Teknol. Sepuluh Nop.*, 2018.

[3] I. N. O. Winanta, A. A. N. Amrita, and W. G. Ariastina, "Studi Tegangan Tembus Minyak Transformator," *J. SPEKTRUM*, vol. 6, no. 3, pp. 10–18, 2019.

[4] Y. ; D. Yantoro, "Pemeliharaan minyak transformator pada minyak transformator nomo 4 di Gardu Induk Kebasen," no. 71, 2014.

[5] N. A. Atussaliha, P. Purnawansyah, and H. Darwis, "Metode Double Exponential Smoothing pada Sistem Peramalan Tingkat Kemiskinan Kabupaten Pangkep," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 3, pp. 183–190, 2020.

[6] E. Suhartanto, E. N. Cahya, and L. Maknun, "Analisa Limpasan Berdasarkan Curah Hujan Menggunakan Model Artifical Neural Network (Ann) Di Sub Das Brantas Hulu," *J. Tek. Pengair.*, vol. 10, no. 2, pp. 134–144, 2019.

[7] N. Rosyidi and D. P, "Pengujian tegangan tembus pada minyak trafo," *Sinusoida*, vol. XXIII, no. 2, pp. 20–32, 2021.

[8] M. A. A. Wahab, "Artificial neural network-based prediction technique for transformer oil breakdown voltage," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 71, no. 1, pp. 73–84, 2004.

[9] S. Supriyanto, S. Sunardi, and I. Riadi, "Pengaruh Nilai Hidden layer dan Learning rate Terhadap Kecepatan Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *JIKO (Jurnal Inform. dan Komputer)*, vol. 6, no. 1, p. 27, 2022.

[10] A. P. Widodo, E. A. Sarwoko, and Z. Firdaus, "Akurasi Model Prediksi Metode Backpropagation Menggunakan Kombinasi Hidden Neuron Dengan Alpha," *Matematika*, vol. 20, no. 2, pp. 79–84, 2017.

[11] E. A. N. Putro, E. Rimawati, and R. T. Vulandari, "Prediksi Penjualan Kertas Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 9, no. 1, p. 60, 2021.

[12] I. Suprayogi, Trimaijon, and Mahyudin, "Model Prediksi Liku Kalibrasi Menggunakan Pendekatan Jaringan Saraf Tiruan (ZST) (Studi Kasus : Sub DAS Siak Hulu)," *J. Online Mhs. Fak. Tek. Univ. Riau*, vol. 1, no. 1, pp. 1–18, 2014.