

EFISIENSI TRANSFORMATOR PADA PT. PLN SURAKARTA MENGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK

EFFICIENCY OF TRANSFORMERS AT PT.PLN SURAKARTA USING BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK METHOD

Annisa Larasati^{*1}, Bayu Mahendra², Agus Maman Abadi¹

¹Jurusan Pendidikan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Yogyakarta, Yogyakarta 55281, Indonesia

²Perusahaan Listrik Negara Unit Pelaksana Pelayanan Pelanggan Surakarta, Surakarta 57142, Indonesia

*Email korespondensi: annisa0670fmipa.2018@student.uny.ac.id

Submitted: 13 April 2023, Accepted: 27 April 2023

Abstrak

Kestabilan penyaluran listrik dari gardu induk PLN ke pelanggan merupakan hal yang penting mengingat listrik merupakan energi utama dimasa modern ini. Transformator memegang peran utama dalam penyaluran energi listrik. Efisiensi Transformator yaitu perbandingan antara total daya listrik yang keluar dan total daya listrik yang masuk perlu diprhatikan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui hasil prediksi efisiensi transformator pada PLN Surakarta dengan menerapkan metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN). Tahapan pada penelitian ini yaitu diawali dengan tahap pengumpulan data primer, kemudian penentuan variabel *input* dan *output*. Variabel *input* digunakan sebagai faktor (x), sedangkan variabel *output* sebagai target (y). Selanjutnya normalisasi data yang bertujuan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan. pembangunan jaringan *backpropagation* yang diawali dengan menentukan jumlah *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* yang digunakan sebanyak 4 neuron, *hidden layer* yang digunakan sebanyak 4 *hidden layer*, dan sebanyak 1 *output layer*. Kemudian menentukan fungsi aktivasi dari *hidden layer* dan *output layer*, menentukan model prediksi terbaik dengan menentukan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terendah, dan menginterpretasi hasil. Model 1 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,00359363 dengan nilai akurasi model sebesar 99,99640637, model 2 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,00361426 dengan nilai akurasi model sebesar 99,99638574, dan model 3 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,00360474 dengan nilai akurasi model sebesar 99,99639526. Berdasarkan hasil percobaan tersebut, maka model 1 merupakan model terbaik yang dipilih pada hasil efisiensi transformator pada PLN Surakarta berdasarkan nilai MSE uji terendah.

Kata kunci: Metode Backpropagation Neural Network, Efisiensi Transformator, PLN, MSE

Abstract

The stability of electricity distribution from the PLN substation to customers is crucial, considering electricity is a primary energy source in the modern era. Transformers play a vital role in the transmission of electrical energy. The efficiency of a transformer, which is the ratio of total electrical power output to total electrical power input, needs to be carefully considered. This research aims to predict the efficiency of transformers in the Surakarta PLN using the Backpropagation Neural Network (BPNN) method. The research process begins with collecting primary data, followed by determining input and output variables. Input variables are used as factors (x), while the output variable serves as the target (y). Subsequently, data normalization is conducted to ensure that the network's outputs align with the activation function used. The construction of the backpropagation network starts with determining the number of input layers, hidden layers, and output layers. In this case, 4 neurons are used in the input layer, 4 hidden layers are employed, and there is 1 output layer. Activation functions for both the hidden and output layers are determined. The best predictive model is then identified by selecting the lowest Mean Squared Error (MSE) value. The results are interpreted afterward. Model 1 produces an MSE value of 0.00359363 with a model accuracy of 99.99640637%. Model 2 yields an MSE value of 0.00361426 with a model accuracy of 99.99638574%. Model 3 generates an MSE value of 0.00360474 with a model accuracy of 99.99639526%. Based on these experimental results, Model 1 is selected as the best model for predicting transformer efficiency in PLN Surakarta based on the lowest test MSE value.

Keywords: Backpropagation Neural Network Method, Transformer Efficiency, PLN, MSE

Pendahuluan

Pada era sekarang, pertumbuhan penduduk serta meningkatnya pembangunan perumahan dan industri memicu peningkatan kebutuhan energi listrik. Listrik merupakan energi yang dibutuhkan masyarakat pada zaman modern ini. Untuk memenuhi kebutuhan energi listrik masyarakat, dibutuhkan penyaluran energi listrik dari gardu induk PLN ke pelanggan dengan stabil. Gardu induk adalah salah satu bagian dari sistem tenaga listrik yang memiliki beberapa fungsi, diantaranya mengubah tenaga listrik dengan tenaga tinggi ke tegangan tinggi lain atau tegangan menengah; pengawasan, operasi, pengukuran serta pengaturan keamanan sistem tenaga listrik; dan mengatur daya ke gardu induk lain melalui tegangan tinggi dan beberapa gardu distribusi melalui gawai tegangan menengah.

Bagian utama pada penyaluran energi listrik pada tegangan rendah adalah transformator atau disingkat transformator. Transformator adalah alat listrik statis yang berfungsi untuk menaikkan dan menurunkan tegangan listrik. Prinsip elektromagnetik dari transformator menggunakan hukum ampere dan induksi faraday, pembangkitan medan magnet dipengaruhi oleh perubahan arus atau medan listrik dan pembangkitan tegangan induksi dipengaruhi perubahan medan magnet/fluks medan magnet. Transformator menjadi peranan utama dalam penyaluran energi listrik. Efisiensi Transformator yaitu perbandingan antara total daya listrik yang keluar dan total daya listrik yang masuk. Terdapat rugi-rugi yang dapat menyebabkan kurangnya efisiensi pada transformator yaitu rugi-rugi yang disebabkan arus pada kawat tembaga yang mengalir, fluks bolak balik yang terdapat pada inti besi, dan arus pusar yang terdapat pada inti besi [1]. Transformator merupakan alat listrik untuk memindahkan tenaga listrik dari minimal satu rangkaian listrik ke rangkaian listrik lain dengan prinsip induksi elektromagnet berdasarkan gandingan magnet antara rangkaian primer dan sekunder [2].

Pada penelitian ini digunakan metode *Backpropagation Neural Network* untuk menghitung prediksi efisiensi transformator. *Backpropagation* mencari *value* bobot terbaik agar dapat

meminimalkan kesalahan output supaya menjadi solusi yang dianggap benar [3]. Kecepatan *convergence* yang tidak baik dan tidak stabil merupakan dua kelemahan yang dimiliki *backpropagation* yang disebabkan oleh resiko terjebaknya pada lokal minimum [4]. Metode *Backpropagation* menjadi salah satu algoritma Jaringan Syaraf Tiruan (JST) yang biasa digunakan dalam penyelesaian masalah yang rumit dengan identifikasi, pengenalan pola [5]. Dilakukan pola latihan yang berulang-ulang hingga menghasilkan jaringan dengan tanggapan yang benar.

Metode *Backpropagation Neural Network* (BPNN) adalah suatu usaha untuk meniru fungsi otak manusia. Otak manusia diyakini terdiri dari jutaan unit pengolahan kecil, yang disebut neuron, yang bekerja secara paralel. Neuron saling terhubung satu sama lain yang membentuk koneksi neuron. Setiap individu neuron mengambil input dari satu set neuron, kemudian memproses input tersebut dan melewati output untuk satu set neuron.

Pelatihan terbimbing (*supervised learning*) merupakan salah satu metode pelatihan *Neural Network* yang memerlukan beberapa masukan dan target guna melatih jaringan untuk memperoleh bobot yang sesuai. *Input*/masukan yang diberikan untuk jaringan akan memproses dan menghasilkan *output*/keluaran. Kesalahan antara keluaran aktual dan yang diharapkan dikurangi untuk mencapai keadaan konvergensi dengan menyesuaikan dan memperbaiki bobot [6].

Metode BPNN merupakan salah satu arsitektur jaringan syaraf tiruan yang memiliki banyak lapisan. Struktur dari BPNN terdiri atas tiga komponen, yaitu lapisan masukan, lapisan keluaran, dan lapisan tersembunyi, dimana masing-masing terdiri dari banyak simpul yang saling terkoneksi [7]. *Backpropagation* merupakan salah satu metode Jaringan Syaraf Tiruan dengan proses belajar terawasi [8]. Jaringan syaraf NN bersifat nonlinier [9]. BPNN dapat menyelesaikan banyak masalah nonlinier yang kompleks dalam teknik praktis [10]. Metode *Backpropagation* merupakan metode yang sering digunakan dalam berbagai bidang aplikasi, seperti pengenalan pola, peramalan, dan optimasi [11]. BPNN cocok diterapkan data daya transformator yang merupakan data *time series*

karena metode ini dapat mengolah data yang bersifat *time series* [12]. Peramalan deret waktu memiliki beberapa aplikasi penting. Salah satu aplikasinya adalah mencegah kejadian yang tidak diinginkan dengan meramalkan kejadian tersebut, mengidentifikasi keadaan sebelum kejadian terjadi, dan mengambil tindakan korektif agar kejadian dapat dihindari [13].

Model yang dipilih pada penelitian ini yaitu model dengan jumlah neuron berbeda pada lapisan tersembunyi. Model dievaluasi menggunakan *Mean Square Error* (MSE) sebagai ukuran keakuratannya. Model terbaik adalah model dengan nilai MSE terendah [14]. Nilai MSE diperoleh dari selisih antara nilai aktual dan nilai prediksi, kemudian membagi dengan total data peramalan, dirumuskan sebagai berikut:

$$MSE = \frac{\sum(\text{aktual}-\text{prediksi})^2}{\text{total data}} \quad (1)$$

Neuron-neuron pada *backpropagation* diaktifkan pada saat tahap maju menggunakan fungsi aktivasi sigmoid [15]:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (2)$$

Tujuan dari metode *Backpropagation* ini adalah untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama proses pelatihan berlangsung serta kemampuan jaringan memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang berbeda dengan pola masukan pelatihan.

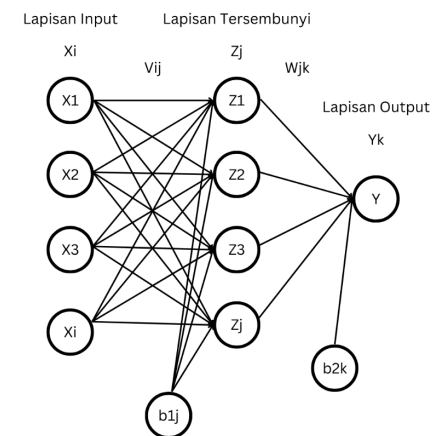
Arsitektur BPNN secara umum disajikan pada Gambar 1 yang terdiri atas tiga lapisan dengan empat neuron pada lapisan input ($x_1, x_2, x_3, \text{ hingga } x_i$), empat neuron pada lapisan tersembunyi ($z_1, z_2, z_3, \text{ hingga } z_j$), dan satu lapisan output (y).

Bentuk umum dari *output* algoritma *backpropagation* dengan fungsi aktivasi, sebagai berikut [15]:

$$y_t = b_{2k} + \sum_{j=1}^n w_{jk} \cdot \frac{1}{1+e^{-z_{in_i}}} \quad (3)$$

Penelitian terdahulu yang menggunakan metode *Backpropagation* di antaranya penelitian sistem prediksi puncak beban transformator di Bumiayu yang memperoleh hasil bahwa pada model jaringan multilayer terdiri dari 1 lapisan input, 2 lapisan tersembunyi, dan 1 lapisan output. Prediksi puncak beban transformator1 menghasilkan 5.7593e-08

untuk MSE pelatihan dan 5.3784e-04 untuk MSE pengujian. Sementara itu, prediksi puncak beban transformator2 menghasilkan 3.3433e-08 untuk MSE pelatihan dan 9,4710e-04 untuk MSE pengujian [16]. Penelitian prediksi hasil tanaman jagung memperoleh hasil bahwa model arsitektur 4-3-1 memiliki nilai RMSE terendah yaitu sebesar 0,00004178 [17]. Penelitian prediksi tingkat inflasi memperoleh hasil bahwa model arsitektur 5-5-5-1 dengan nilai MSE sebesar 0,00000424 [18]. Penelitian prediksi apakah jamur aman dimakan atau beracun memperoleh hasil bahwa dengan model arsitektur 1-3-1 memiliki nilai tingkat prediksi sebesar 99,25% [19]. Pada penelitian ini metode *Backpropagation* akan diterapkan untuk memperoleh *design* arsitektur jaringan syaraf tiruan *neural network* yang tepat untuk efisiensi transformator pada PT. PLN Surakarta.



Gambar 1. Arsitektur BPNN secara umum

Metode Penelitian

Langkah-langkah efisiensi transformator menggunakan metode BPNN pada penelitian ini adalah:

1. Menentukan variabel *input* dan *output* yaitu data tegangan, arus R, arus S, dan arus T pada PT. PLN Surakarta bulan Maret tahun 2022 dan variabel *output* berupa efisiensi transformator.
2. Melakukan normalisasi pada data. Tujuan dari normalisasi pada data adalah agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan.

3. Membangun jaringan *backpropagation* dengan menentukan jumlah *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. *Input layer* yang digunakan sebanyak 4 neuron, *hidden layer* yang digunakan sebanyak 4 *hidden layer*, dan sebanyak 1 *output layer*. (Pada program R menggunakan perintah *neuralnet*).
 4. Menentukan fungsi aktivasi dari *hidden layer* dan *output layer*.
 5. Menentukan model terbaik dengan menentukan nilai MSE terendah.
 6. Diperoleh hasil prediksi efisiensi transformator.
- Diagram alir berdasarkan langkah-langkah tersebut ditunjukkan pada Gambar 2



Gambar 2. Diagram alir penelitian

Hasil dan Diskusi

Pada penelitian ini dipilih transformator dari beberapa gardu induk Surakarta dengan kapasitas 60 MVA. Transformator yang dipilih diasumsikan memiliki merk dan spesifikasi yang sama. Berikut transformator yang dipilih dari beberapa gardu induk

Surakarta, yaitu transformator II gardu induk banyudono, transformator I gardu induk jajar, transformator II gardu induk jajar, transformator III gardu induk jajar, transformator I gardu induk mangkunegaran, transformator II gardu induk mangkunegaran, transformator I gardu induk masaran, transformator II gardu induk masaran, transformator III gardu induk masaran, transformator I gardu induk palur, transformator II gardu induk palur, transformator III gardu induk palur, transformator I gardu induk sragen, transformator II gardu induk sragen, dan transformator III gardu induk sragen.

Pada penelitian ini dipilih data arus fasa R, fasa S, fasa T, dan tegangan sebagai variabel input. Kemudian nilai efisiensi sebagai target. Berdasarkan perhitungan untuk data arus fasa R sebesar 161,3 *Ampere*, arus fasa S sebesar 155,5 *Ampere*, arus fasa T sebesar 152 *Ampere*, tegangan sebesar 20,8 *kV*, dan kapasitas transformator sebesar 60 MVA diperoleh nilai efisiensi transformator sebesar 99,278%. Data beban harian transformator pada masing-masing gardu induk Surakarta pada 1 Maret 2022 ditunjukkan pada Tabel 1. Selanjutnya untuk memastikan data siap digunakan, dilakukan normalisasi data pada data beban harian yang hasilnya ditunjukkan pada Tabel 2.

Backpropagation membutuhkan beberapa tahapan awal untuk membangun sebuah jaringan. Tahapan tersebut digunakan untuk membentuk suatu arsitektur yang akan diperlukan dalam proses prediksi. Tahapan-tahapan tersebut adalah sebagai berikut:

1. Inisialisasi Bobot dan Bias Awal. Proses yang dilakukan yaitu dengan memperbaiki bobot dan bias setiap lapisan dan setiap iterasi. Bobot dan bias suatu jaringan pertama kali diinisialisasi secara *random* [20].
2. Pemilihan Fungsi Aktivasi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi sigmoid.
3. Penentuan Parameter. Parameter yang ditentukan yaitu *learning rate* = 0,1.
4. Tahap perhitungan

Tabel 1. Data beban harian transformator pada gardu induk

Gardu Induk	Data Transformator	BEBAN PENYULANG			Tegangan	Efisiensi
	Unit	R	S	T		
Banyudono	II	161	156	152	20,8	99,28057086
	I	124	120	131	20,9	99,15077899
Jajar	II	140	153	140	20,6	99,23272893
	III	111	104	108	20,8	99,04708964
Mangkunegaran	I	115	114	121	20,5	99,09010149
	II	110	96	107	20,6	99,01102314
Masaran	I	167	171	174	20,6	99,32042965
	II	129	128	127	20,7	99,1622029
	III	138	143	144	20,8	99,22652509
Palur	I	126	122	123	20,7	99,13869714
	II	156	149	149	20,6	99,25854848
	III	122	117	118	20,5	99,10678917
Sragen	I	143	137	138	20,7	99,21437425
	II	178	188	180	20,6	99,35006815
	III	68	68	62,2	20,5	98,55217252

Tabel 2. Normalisasi Data

No	R	S	T	Tegangan	Efisiensi
1	0,529301	0,49435	0,499444	0,598201	0,656447
2	0,316163	0,295198	0,381257	0,670854	0,731571
3	0,405482	0,481638	0,432703	0,423103	0,741322
4	0,246125	0,20452	0,25584	0,639563	0,676495
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
465	0,382231	0,440678	0,413793	0,384722	0,787273

Tabel 3. Hasil percobaan model BPNN

Model	Jumlah lapisan tersembunyi	Jumlah Neuron pada lapisan tersembunyi	MSE
1	1	4	0,003593631
2	1	6	0,003614261
3	1	5	0,003604749

Setiap iterasi akan membentuk bias dan bobot baru hingga mencapai nilai *error* terkecil. Jika *error* sudah sesuai maka iterasi akan dihentikan. Proses perhitungan hingga didapatkan bobot dan bias terbaik sebagai berikut:

Pada tahap inialisasi menggunakan data yang sudah dinormalisasi dengan nilai *learning rate* 0,1. Misal $x_1 = 0,5293$; $x_2 = 0,4943$; $x_3 = 0,4994$; $x_4 = 0,5982$; dan *target* = 0,6564. Dipilih nilai bobot dan bias awal sebagai berikut. Bobot awal lapisan *input* menuju *hidden layer*:

$$\begin{aligned} v_{11} &= 0,6482; v_{12} = 0,2834; v_{13} \\ &= 0,2938; v_{14} = 0,2746 \\ v_{21} &= 0,7463; v_{22} = 0,1972; v_{23} \\ &= 0,9573; v_{24} = 0,9576 \\ v_{31} &= 0,3647; v_{32} = 0,3859; v_{33} \\ &= 0,2647; v_{34} = 0,3847 \\ v_{41} &= 0,9563; v_{42} = 0,4567; v_{43} \\ &= 0,6436; v_{44} = 0,2657 \end{aligned}$$

Bobot awal *hidden layer* menuju lapisan *output*:

$$\begin{aligned} w_{11} &= 0,3462; w_{12} = 0,8264; w_{13} \\ &= 0,6532; w_{14} = 0,4742 \end{aligned}$$

Bias awal lapisan *input* menuju *hidden layer*:

$$\begin{aligned} b_{11} &= 0,1284; b_{12} = 0,9273; b_{13} \\ &= 0,8363; b_{14} = 0,9726 \end{aligned}$$

Bias awal *hidden layer* menuju lapisan *output*:

$$b_{21} = 0,2846$$

Setelah dilakukan perhitungan, didapatkan bobot dan bias baru sebagai berikut.

Bobot awal lapisan *input* menuju *hidden layer*:

$$\begin{aligned} v_{11} (\text{baru}) &= 0,64812 & v_{12} (\text{baru}) &= 0,2833 \\ v_{13} (\text{baru}) &= 0,2937 & v_{14} (\text{baru}) &= 0,2745 \\ v_{21} (\text{baru}) &= 0,7462 & v_{22} (\text{baru}) &= 0,1971 \\ v_{23} (\text{baru}) &= 0,9572 & v_{24} (\text{baru}) &= 0,9575 \\ v_{31} (\text{baru}) &= 0,3646 & v_{32} (\text{baru}) &= 0,3858 \\ v_{33} (\text{baru}) &= 0,2646 & v_{34} (\text{baru}) &= 0,3846 \\ v_{41} (\text{baru}) &= 0,9562 & v_{42} (\text{baru}) &= 0,4566 \\ v_{43} (\text{baru}) &= 0,6435 & v_{44} (\text{baru}) &= 0,2656 \end{aligned}$$

Bobot awal *hidden layer* menuju lapisan *output*:

$$\begin{aligned} w_{11} (\text{baru}) &= 0,3456 & w_{12} (\text{baru}) &= 0,8256 \\ w_{13} (\text{baru}) &= 0,6525 & w_{14} (\text{baru}) &= 0,4734 \end{aligned}$$

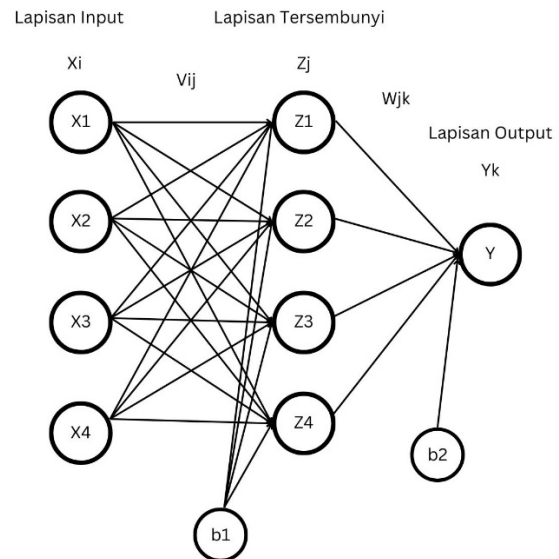
Bias awal lapisan *input* menuju *hidden layer*:

$$\begin{aligned} b_{11} (\text{baru}) &= 0,1283 & b_{12} (\text{baru}) &= 0,9272 \\ b_{13} (\text{baru}) &= 0,8362 & b_{14} (\text{baru}) &= 0,9725 \end{aligned}$$

Bias awal *hidden layer* menuju lapisan *output*:

$$b_{21} (\text{baru}) = 0,2836$$

Hasil dari iterasi pertama berhasil dilakukan, menghasilkan perubahan pada bobot dan bias yang baru.



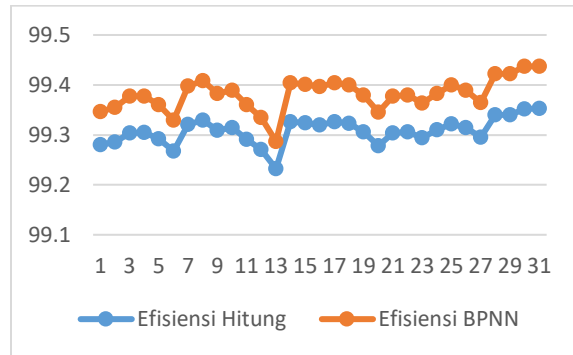
Gambar 2. Arsitektur BPNN pada model 1 prediksi efisiensi transformator

Dipilih tiga model dengan jumlah neuron berbeda untuk menentukan jumlah neuron terbaik pada lapisan tersembunyi dengan hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 3. Berdasarkan Tabel 3, model 1 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,042782 dengan nilai akurasi model sebesar 99,95195388, model 2 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,044166 dengan nilai akurasi model sebesar 99,955834, dan model 3 menghasilkan nilai MSE sebesar 0,043918 dengan nilai akurasi model sebesar 99,956082. Berdasarkan hasil percobaan tersebut, maka model 1 merupakan model terbaik yang dipilih berdasarkan nilai MSE uji terendah ketika jumlah neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 4 neuron. Untuk mengetahui bagaimana arsitektur BPNN berdasarkan model 1, disajikan pada Gambar 3.

Berdasarkan Gambar 3, arsitektur BPNN pada model prediksi efisiensi transformator berdasarkan model 1 terdiri atas tiga lapisan dengan empat neuron pada lapisan input ($x_1, x_2, x_3, \text{ dan } x_4$), empat neuron pada lapisan

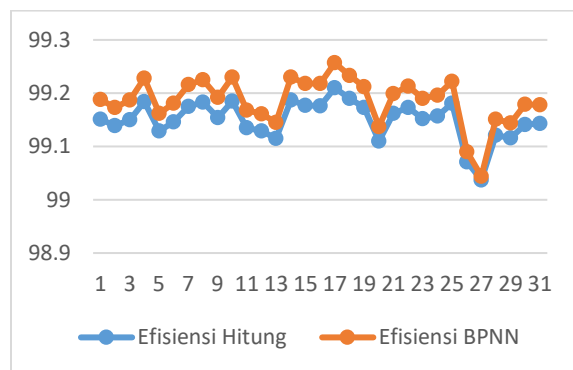
tersembunyi ($z_1, z_2, z_3, \text{ dan } z_4$), dan satu lapisan output (y).

Untuk mengetahui bagaimana hasil prediksi efisiensi transformator pada setiap gardu berdasarkan model 1, disajikan pada Gambar 4 hingga Gambar 18.



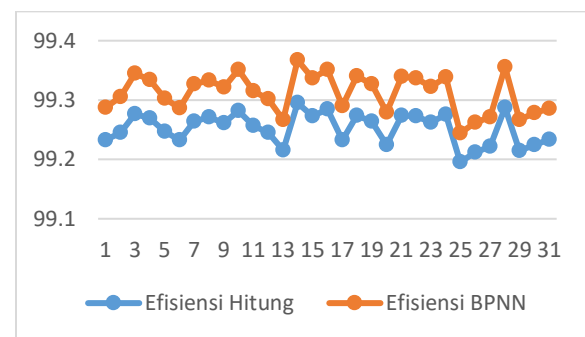
Gambar 3. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Banyudono II

Berdasarkan grafik pada Gambar 4, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo II Banyudono selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-14 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo II Banyudono dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 4. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Jajar I

Berdasarkan grafik pada Gambar 5, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo I Jajar selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi penurunan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-20 yang disebabkan oleh rendahnya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo I Jajar dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

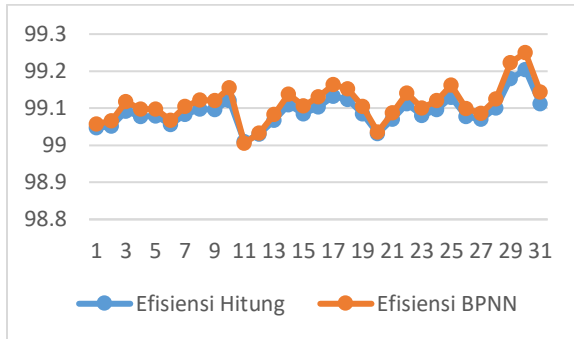


Gambar 5. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Jajar II

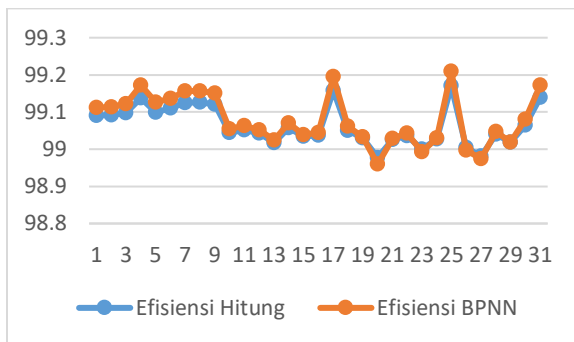
Berdasarkan grafik pada Gambar 6, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo II Jajar selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-14 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo II Jajar dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

Berdasarkan grafik pada Gambar 7, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo III Jajar selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi penurunan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-11 yang disebabkan oleh rendahnya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai

efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo III Jajar dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

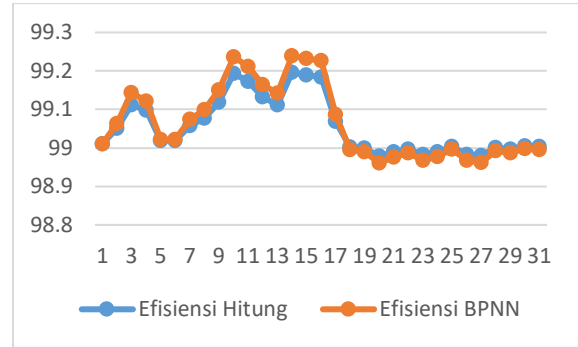


Gambar 6. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Jajar III



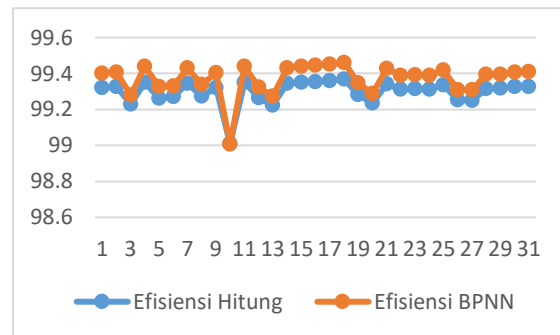
Gambar 7. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Mangkunegaran I

Berdasarkan grafik pada Gambar 8, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo I Mangkunegaran selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-25 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo I Mangkunegaran dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 8. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Mangkunegaran II

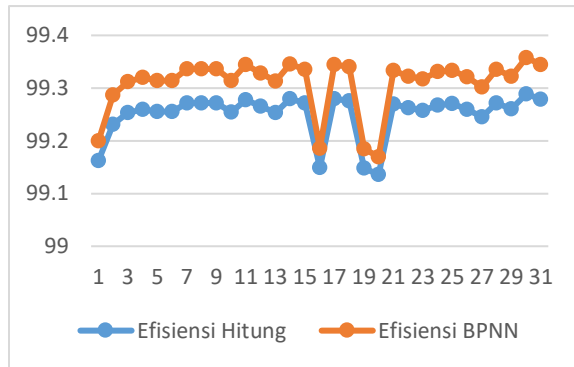
Berdasarkan grafik pada Gambar 9, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo II Mangkunegaran selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi penurunan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-17 yang disebabkan oleh rendahnya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo II Mangkunegaran dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 9. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Masaran I

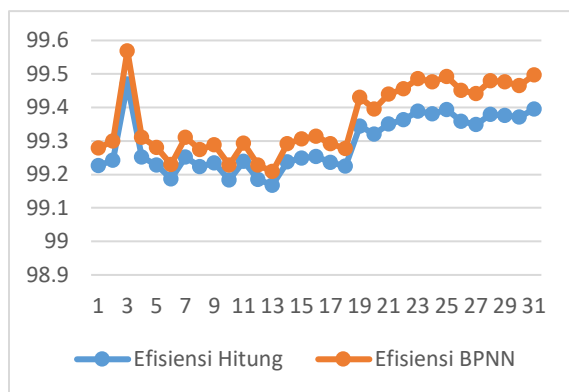
Berdasarkan grafik pada Gambar 10, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo I Masaran selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi penurunan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-10 yang disebabkan oleh rendahnya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan

selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo I Masaran dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



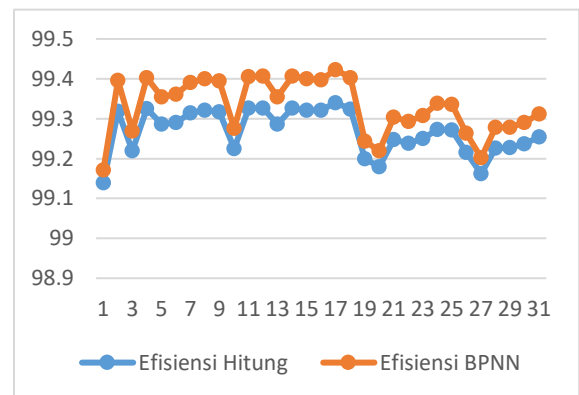
Gambar 10. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Masaran II

Berdasarkan grafik pada Gambar 11, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo II Masaran selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-21 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo II Masaran dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 11. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Masaran III

Berdasarkan grafik pada Gambar 12, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo III Masaran selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-3 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo III Masaran dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

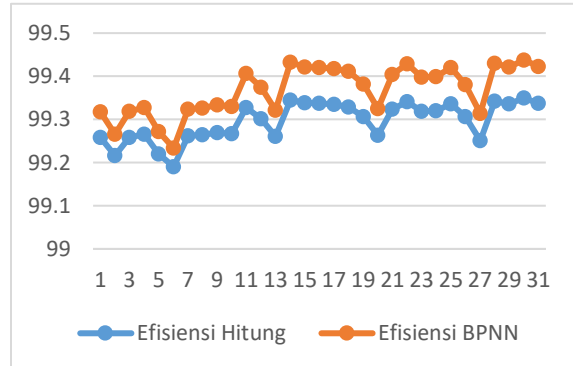


Gambar 12. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Palur I

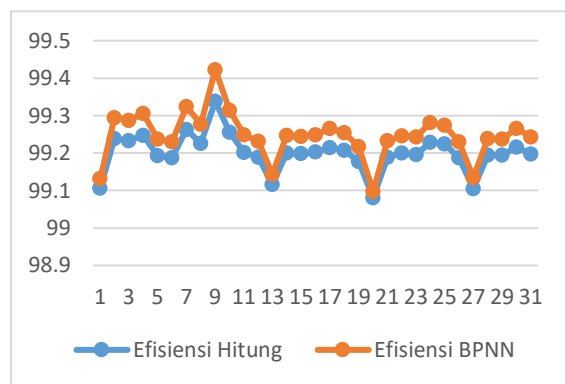
Berdasarkan grafik pada Gambar 13, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo I Palur selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-21 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo I Palur dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

Berdasarkan grafik pada Gambar 14, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo II Palur selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-28 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan

dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo II Palur dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

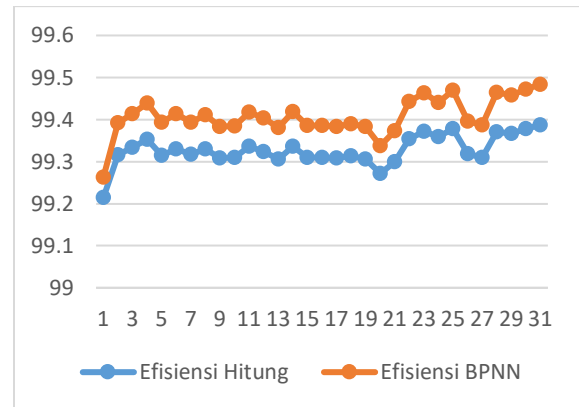


Gambar 13. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Palur II



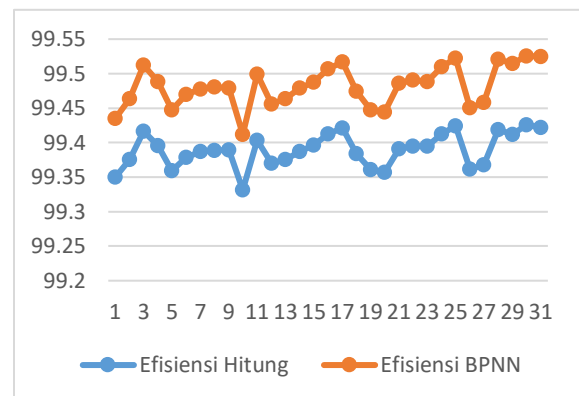
Gambar 14. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Palur III

Berdasarkan grafik pada Gambar 15, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo III Palur selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-2 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo III Palur dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 15. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Sragen I

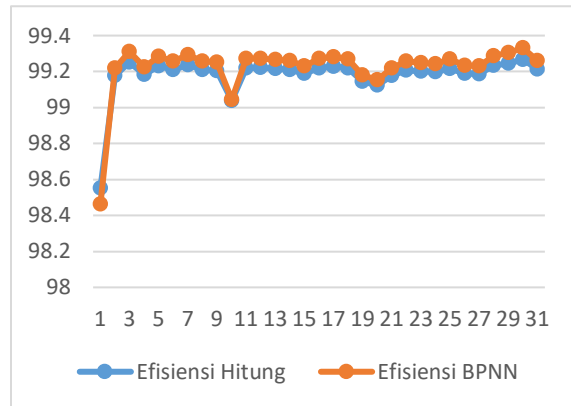
Berdasarkan grafik pada Gambar 16, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo I Sragen selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-2 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo I Sragen dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 16. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Sragen II

Berdasarkan grafik pada Gambar 17, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo II Sragen selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator

tertinggi pada hari ke-11 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo II Sragen dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.



Gambar 17. Grafik Hasil Prediksi Efisiensi Hitung dan Efisiensi BPNN Sragen III

Berdasarkan grafik pada Gambar 18, diperoleh informasi mengenai perbandingan efisiensi transformator pada trafo III Sragen selama 1 bulan. Nilai efisiensi transformator mengalami kenaikan dan penurunan setiap harinya. Pada grafik tersebut terjadi kenaikan efisiensi transformator tertinggi pada hari ke-2 yang disebabkan oleh tingginya besaran arus R, S, dan T dibandingkan dengan hari lain. Perbandingan selisih nilai efisiensi transformator dengan metode BPNN sangat kecil, sehingga prediksi efisiensi transformator pada trafo III Sragen dapat dimodelkan menggunakan metode BPNN.

Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian prediksi efisiensi transformator pada PT.PLN Surakarta menggunakan metode BPNN diperoleh model terbaik pada model 4-4-1 dengan nilai MSE terendah. Nilai MSE yang diperoleh sebesar 0,00359363 dengan nilai akurasi model sebesar 99,99640637.

Ucapan Terima Kasih

Penulis mengucapkan terima kasih kepada PT.PLN Surakarta yang telah mengizinkan pengambilan data penelitian.

Pustaka

- [1] Mutiar. (2018). Perhitungan Efisiensi Transformator 60 Mva Di PT.PLN (Persero) Gardu Induk Prabumulih. *Teknik Elektro*, 8(2), 29–38.
- [2] Pratilastiarso, J., Wahjono, E., Yustisia, L., & Jurusan Teknik Elektro Industri, D. (2011). *Rancang Bangun UPS Untuk Beban (900VA) Berbasis Mikrokontroler*.
- [3] Novita, R., Putri, A., Studi, P., & Informasi, S. (2021). *Analisis Algoritma Backpropagation Neural Network dalam Permalan Jumlah Benih Ikan*. 7(2), 201–207.
- [4] Dasuki, Moh. (2021). Optimasi Nilai Bobot Algoritma Backpropagation Neural Network Dengan Algoritma Genetika. *JUSTINDO (Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi Indonesia)*, 6(1), 38–44. <https://doi.org/10.32528/justindo.v6i1.5280>
- [5] Anwar, B. (2011). Penerapan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Back Propagation dalam Memprediksi Tingkat Suku Bunga Bank. *Jurnal SAINTIKOM*, 10(2), 1–7.
- [6] Zhang, J., & Qu, S. (2021). Optimization of Backpropagation Neural Network under the Adaptive Genetic Algorithm. *Complexity*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/1718234>
- [7] Wang, J., Kong, Y., & Fu, T. (2019). Expressway crash risk prediction using back propagation neural network: A brief investigation on safety resilience. *Accident Analysis and Prevention*, 124, 180–192. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2019.01.007>
- [8] Setiawan, S. I. A. (2011). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Metode Backpropagation Menggunakan VB 6. *Jurnal ULTIMATICS*, 3(2), 23–28. <https://doi.org/10.31937/ti.v3i2.301>
- [9] Dong, G., Fataliyev, K., & Wang, L. (2013). *One-Step and Multi-Step Ahead Stock Prediction Using Backpropagation Neural Networks*.
- [10] Zhang, X., Chen, X., & Li, J. (2020). Improving Dam Seepage Prediction Using

- Back-Propagation Neural Network and Genetic Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/1404295>
- [11] Amri, F. (2015). Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Peringkat Akreditasi Program Studi Perguruan Tinggi. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 1(1), 37–43.
- [12] Afrianto, R. B., Tjandrasa, H., Arieshanti, I., Informatika, T., & Informasi, F. T. (2013). PREDIKSI PERGERAKAN HARGA SAHAM Menggunakan Metode Back Propagation Neural Network. *Simantec*, 3(3), 132–141.
- [13] Singh, S., Bhambri, P., & Gill, J. (2011). Time Series based Temperature Prediction using Back Propagation with Genetic Algorithm Technique. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 8(5).
- [14] Puspita, I., Priandana, K., Kusuma, M., Hardhienata, D., Morley, P. J., Asfarian, A., & Alatas, H. (n.d.). *Pembangunan Model Jaringan Saraf Tiruan untuk Memprediksi Kecenderungan Tipe Mediasi Orang Tua terhadap Penggunaan Internet oleh Anak Building an Artificial Neural Network Model to Predict the Tendency of Parental Mediation Types on Internet Use by Children*. <http://journal.ipb.ac.id/index.php/jika>
- [15] Kusumadewi, S. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK* (F. W. Nurwiyati, Ed.; 1st ed.). *Graha Ilmu*.
- [16] Dhimas Syahfitra, F., Syahputra, R., & Trinanda Putra, K. (2017). Implementation of Backpropagation Artificial Neural Network as a Forecasting System of Power Transformer Peak Load at Bumiayu Substation. *Journal of Electrical Technology UMY*, 1(3), 118–125. <https://doi.org/10.18196/jet.1316>
- [17] Putro, S. S., Syakur, M. A., Rochman, E. M. S., Musfirotummamlu'ah, & Rachmad, A. (2023). Prediction of Corn Crop Yield Using Backpropagation Neural Network Algorithm. *AIP Conference Proceedings*, 2679. <https://doi.org/10.1063/5.0127695>
- [18] Purnawansyah, P., Sukirno, H., Setyadi, H. J., Wong, K., Alfred, R., & Wibawa, A. P. (2019). An Inflation Rate Prediction Based on Backpropagation Neural Network Algorithm. *International Journal of Artificial Intelligence Research*, 3(2). <https://doi.org/10.29099/ijair.v3i2.112>
- [19] Alkronz, E. S., Moghayer, K. A., Meimeh, M., Gazzaz, M., Abu-Nasser, B. S., & Abu-Naser, S. S. (2019). Prediction of Whether Mushroom is Edible or Poisonous Using Back-propagation Neural Network. In *International Journal of Academic and Applied Research* (Vol. 3). <http://www.ijeais.org/ijaar>
- [20] Singh, J., & Tripathi, P. (2017). *Time Series Forecasting Using Back Propagation Neural Network with ADE Algorithm*. www.erpublication.org