

# ANALISIS PROYEKSI BEBAN PUNCAK TRANSFORMATOR PADA GARDU INDUK 150 KV KENTUNGAN MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN

M. Fazlurrahman, Ramadoni Syahputra, Anna Nur Nazilah Chammin  
Jurusan Teknik Elektro, Universitas Muhammadiyah Yogyakarta, Jalan Lingkar Selatan,  
Kasih, Bantul, Yogyakarta 55183  
Email: [mfazlurrahman97@gmail.com](mailto:mfazlurrahman97@gmail.com)

---

## Intisari

Pada era jaman serba modern sekarang ini, tentu diimbangi oleh kemajuan teknologi yang meningkat, efeknya ialah permintaan energi listrik pada saat sekarang juga semakin meningkat. Untuk memenuhi kebutuhan masyarakat itu tentunya diperlukan peramalan kebutuhan beban listrik untuk masa yang akan datang. Pembentukan model jaringan mengacu pada variabel input yang terdiri dari data PDRB, data jumlah penduduk dan data historis beban puncak transformator. Penelitian ini menghasilkan suatu sistem pembebanan transformator tenaga ketika mencapai beban maksimumnya Gardu Induk 150 kV Kentungan dalam rentang waktu 5 tahun kedepan dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation*. Hasil pada penelitian ini pada transformator II rata-rata kenaikan beban puncak setiap tahun 2,06 % sehingga pada tahun 2023 beban puncak mencapai 65,67 MW dan transformator IV rata-rata kenaikan beban puncak setiap tahun 0,63 % sehingga pada tahun 2023 beban puncak mencapai 51,1 MW.

Kata Kunci: Peramalan beban Puncak, Jaringan Syaraf Tiruan, *Backpropagation*

---

## 1. PENDAHULUAN

Energi listrik mengambil peran penting tidak hanya dalam lapisan masyarakat umumnya, tetapi juga sebagai penunjang dalam kemajuan teknologi suatu daerah. Seiring dengan meningkatnya jumlah penduduk di Indonesia maka semakin banyak juga jumlah energi listrik yang dibutuhkan. Pertumbuhan ini membawa dampak kenaikan yang cukup signifikan akan kebutuhan energi listrik yang tersedia. Pertumbuhan ekonomi dan pola gaya hidup masyarakat modern berpengaruh dalam meningkatnya kebutuhan akan energi listrik. Kebutuhan listrik masyarakat Kabupaten Sleman dipasok oleh PT PLN (Persero), dengan daya terpasang pada tahun 2009 yaitu sebesar 362.802 KVA. Berdasarkan data dari BPS Kabupaten Sleman, jumlah penduduk Kabupaten Sleman pada tahun 2018 sebanyak 1.206.701 jiwa. Tentu

bertambahnya penduduk setiap tahun mengakibatkan meningkatnya permintaan energi listrik. Untuk memenuhi kebutuhan tersebut secara kuantitas dan kualitas maka dibutuhkan perencanaan sistem tenaga listrik yang tepat. Sebagai dasar dalam perencanaan, baik perencanaan operasi maupun perencanaan sistem pengembangan tenaga listrik, salah satu hal yang penting adalah peramalan yang tepat untuk mengetahui kebutuhan tenaga listrik dalam kurun waktu tertentu.

Dengan demikian diharapkan adanya keserasian dan kontinuitas dari perencanaan serta pertumbuhan beban. Sehingga dapat ditentukan kapan dan berapa besar kapasitas transformator yang perlu ditambahkan pada Gardu Induk 150 KV Kentungan di wilayah Daerah Istimewa Yogyakarta

## 2. DASAR TEORI

### 2.1 Transformator

Transformator merupakan peralatan utama dalam sistem tenaga listrik yang digunakan sebagai menaikkan dan menurunkan besaran tegangan tanpa mengubah besaran frekuensi yang bekerja berdasarkan prinsip elektromagnetik. Dimana mula arus listrik mengalir melalui lilitan kawat, yang membuat kawat tersebut seolah menjadi energi magnet.

Transformator adalah peralatan yang berfungsi untuk menurunkan atau menaikkan tegangan bolak-balik. Pada transformator terdapat 3 komponen utama yaitu kumparan sisi primer berfungsi sebagai masukan, kumparan sisi sekunder berfungsi sebagai keluaran dan inti besi berfungsi menghasilkan fluks magnet.

### 2.2 Prakiraan

Prakiraan adalah suatu dugaan yang atas kejadian yang terjadi dimasa yang akan datang. Prakiraan ini terjadi karena adanya perbedaan waktu antara kesadaran akan peristiwa atas kejadian yang akan datang. Apabila jarak waktu terhadap kejadian tersebut sangat panjang maka suatu Prakiraan sangat dibutuhkan dalam suatu penentuan apapun, misalnya prakiraan prakiraan beban transformator.

Prakiraan dibedakan menjadi dua macam (Assauri,1984) yaitu :

#### 1. Prakiraan Kualitatif

Prakiraan kualitatif merupakan prakiraan yang didasarkan atas data kumulatif pada masa lalu. Hasil prakiraan yang dibuat sangat tergantung pada orang yang menyusunnya. Hal ini penting sebab hasil prakiraan tersebut ditentukan berdasarkan intuisi, pendapat dan pengetahuan serta pengalaman penyusun.

#### 2. Prakiraan Kuantitatif

Prakiraan kuantitatif merupakan prakiraan yang dibuat sangat tergantung pada metode yang digunakan dalam prakiraan tersebut. Baik tidaknya metode yang digunakan ditentukan oleh perbedaan antara hasil prakiraan dengan kenyataan yang terjadi. Semakin kecil

penyimpangan antara hasil prakiraan dan kenyataan maka metode prakiraan tersebut semakin baik.

### 2.3 Algoritman *Backpropagation*

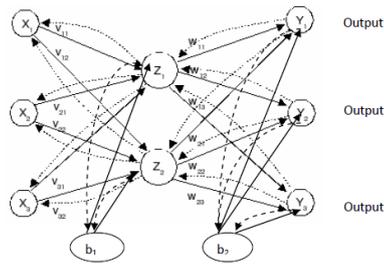
*Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya.

Algoritma *backpropagation* menggunakan *error* output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya adalah arah mundur (backward). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (forward propagation) harus dikerjakan terlebih dahulu.

JST diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan maka pola tersebut menuju ke unit-unit pada lapis tersembunyi untuk diteruskan ke unit-unit lapis keluaran oleh karena itu algoritma ini disebut sebagai propagasi balik,. Kemudian unit-unit lapis keluaran memberikan tanggapan yang disebut sebagai keluaran JST. Saat keluaran JST tidak sama dengan keluaran yang diharapkan maka keluaran akan disebarkan mundur (backward) pada lapis tersembunyi diteruskan ke unit pada lapis masukan. Oleh karenanya maka mekanisme pelatihan tersebut dinamakan *backpropagation*. standar algoritma *backpropagation* adalah

#### 1. Arsitektur *backpropagation*

*Backpropagation* memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layar tersembunyi (hidden layer). Gambar 2.4 adalah arsitektur *backpropagation* dengan  $n$  buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layar tersembunyi yang terdiri dari  $p$  unit (ditambah sebuah bias), serta  $m$  unit keluaran.



Gambar 2. 1 Arsitektur Propagasi

2. Fungsi Aktivasi

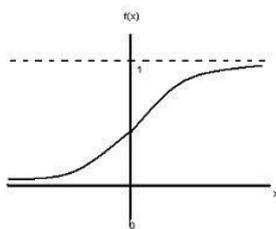
Dalam backpropagation, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu: kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi sigmoid biner yang memiliki range (0, 1).

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

Turunannya ialah

$$f(x) = f(x)(1 - f(x))$$

Di bawah ini merupakan grafik dari fungsi sigmoid biner



Gambar 2. 2 Grafik fungsi sigmoid

2.6 Algoritma Jaringan MATLAB

MATLAB menyediakan fitur neural network yang memudahkan penggunaannya dalam membangun suatu jaringan syaraf tiruan. Terdapat beberapa algoritma training jaringan yang terdapat pada MATLAB, antara lain:

1. Trainlm (Levenberg-Marquardt)

Trainlm adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan pengoptimalan Levenberg-Marquardt. Trainml

biasanya merupakan algoritma backpropagation tercepat di toolbox untuk melatih jaringan syaraf tiruan berukuran sedang, namun algoritma ini memerlukan banyak penyimpanan daripada algoritma lainnya.

2. Trainbfg

Trainbfg adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias dengan metode Quasi-Newton BFGS. Algoritma ini membutuhkan lebih banyak perhitungan pada setiap literasi dan memerlukan penyimpanan lebih besar daripada metode gradien konjugasi. Walaupun biasanya konvergensi dalam iterasi lebih sedikit.

3. Trainrp

Trainrp adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias dengan metode Resilient Backpropagation. Tujuan dari algoritma pelatihan tangguh Backpropagation adalah untuk menghilangkan efek berbahaya dari besaran turunan parsial.

4. Traincgf (Fletcher-Powell Conjugate Gradient)

Traincgf fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan konvergensi gradien backpropagation dengan update Fletcher-Reeves. Algoritma gradien konjugasi biasanya jauh lebih cepat daripada variabel Learning rate backpropagation, dan kadang lebih cepat daripada trainrp, walaupun hasilnya bervariasi untuk beberapa kondisi. Algoritma gradien konjugasi hanya memerlukan sedikit penyimpanan daripada algoritma yang lebih sederhana. Oleh karena itu, algoritma ini bagus untuk jaringan dengan sejumlah besar bobot

5. Traincgp (Polak-Ribere Conjugate Gradient)

Traincgp adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias sesuai dengan konvergensi gradien backpropagation dengan update Polak-

6. Traingdx (Variable Learning Rate Backpropagation)  
Traingdx adalah fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan bias berdasarkan momentum penurunan gradien dan adaptive learning rate. Algoritma ini merupakan penggabungan antara algoritma gradient descent with adaptive learning (traingda) dan algoritma gradient descent with momentum (traingdm).<sup>2.7</sup>  
Tegangan Langkah

### 3. METODE PENELITIAN

Alur penelitian tugas akhir diatas mengenai tahapan yang di lalui peneliti dari mulai hingga selesai penulisan tugas akhir ini. Dapat diuraikan sebagai berikut:

#### a. Studi Literatur

Studi Literatur ini dilakukan guna mendapatkan informasi tentang teori dan metode yang akan dibahas nantinya. Teori-teori tersebut berfungsi guna menyelesaikan masalah. Teori tersebut dapat diperoleh dari jurnal, buku ataupun sumber terpercaya lainnya.

#### b. Perancangan awal

Pada tahap untuk menentukan gambaran awal dari sebuah pembahasan pada penulisan tugas akhir, yaitu mengidentifikasi masalah dan merumuskan permasalahan yang berkaitan dengan objek penulisan tugas akhir. Misalnya mengaalisis peramalan beban puncak pada Gardu Iduk 150 kV Kentungan.

#### c. Pengumpulan data

Pengumpulan data dilakukan setelah referensi terpenuhi. Data yang diperoleh dari terjun langsung di lapangan melalui pengujian atau wawancara.

#### d. Pengolahan Data

Pada tahap ini untuk menentukan data yang akan diolah dan dianalisis. Data yang diperoleh dari terjun langsung di lapangan melalui pengujian atau wawancara.

#### e. Analisis

Pada tahapan ini, dilakukan setelah data-data yang dibutuhkan terkumpul. Data kemudian diolah dan dianalisis untuk mendapatkan solusi.

#### f. Kesimpulan

Pada tahap terakhir ini dapat menyimpulkan berdasarkan data yang telah dianalisis.

## 4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Proyeksi Peramalan Beban Puncak

Pada tahapan ini merupakan tahapan proyeksi beban puncak menggunakan jaringa syaraf tiruan pada Gardu Induk 150 KV Kentungan. Pada tahapan ini menggunakan 5 data input yang berupa jumlah penduduk, PDRB, beban pucak juga Data Target, data tersebut dijabarkan sebagai berikut:

X1 = Penduduk (2014-2018)

X2 = Penduduk (2019-2023)

X3 = PDRB (2014-2018)

X4 = PDRB (2019-2023)

X5 = Beban puncak (2014-2018)

Target = Beban puncak(2019-2023)

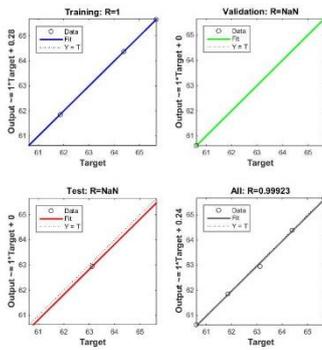
Tabel 4. 1 Poyeksi peramalan transformator II

	1	2	3	4	5
X1	1.154,50	1.167,48	1.180,49	1.193,50	1.206,70
X2	1.217,84	1.230,26	1.24,82	1.255,49	1.268,30
X3	26,775	28,973	31,292	33,578	35,78
X4	38,467	41,34	44,44	47,77	51,53
X5	52,8	55,5	57,1	59,2	59,4
Target	60,62	61,86	63,13	64,39	65,67

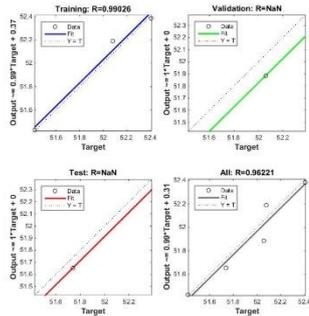
Tabel 4. 2 Poyeksi peramalan transformator IV

	1	2	3	4	5
X1	1.154,50	1.167,48	1.180,49	1.193,50	1.206,70
X2	1.217,84	1.230,26	1.24,82	1.255,49	1.268,30
X3	26,775	28,973	31,292	33,578	35,78
X4	38,467	41,34	44,44	47,77	51,53
X5	50	49,1	50,3	50,5	59,4
Target	51,42	51,74	52,06	52,08	52,41

Berdasarkan proses yang dilakukan berdasarkan data input dan target diatas, Berikut merupakan hasil peralaman beban puncak menggunakan metode jaringan syaraf tiruan, dapat dilihat pada Gambar 4.1:



Gambar 4. 1 Grafik regresi transformator II



Gambar 4. 2 Grafik regresi transformator IV

Pada hasil keterangan Gambar 4.1 dan 4.2 yang merupakan gambar regresi, grafik regresi ini mengindikasikan bahwa kuat atau tidaknya hubungan linier antar variabel yang dihasilkan. Nilai koefisien korelasi yang dihasilkan bernilai positif yaitu 1 pada transformator II dan 0,990 pada transformator IV. Nilai koefisien korelasi yang dihasilkan pada percobaan jaringan syaraf tiruan ini hampir mendekati angka 1, yang artinya koefisien korelasi nya memiliki hubungan linier yang kuat antar variabel. Hubungan linier ini berdampak baik juga dengan percobaan proyeksi untuk memprediksi perkiraan beban transformator pada penelitian kali ini.

Tabel 4. 3 Perbandingan proyeksi beban hitung manual dengan JST trafo II

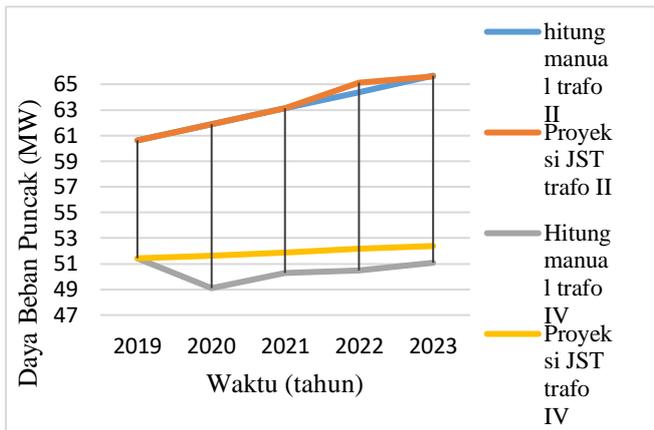
Data	Trafo	Tahun				
		2019	2020	2021	2022	2023
Hitung manual (MW)	II	60,62	61,86	63,13	64,39	65,67
Jaringan syaraf tiruan (MW)	II	60,62	61,86	63,13	65,10	65,61
Error	II	0,014375	0,003649	0,003072	0,24699	0,43339

Tabel 4. 4 Perbandingan proyeksi beban hitung manual dengan JST trafo IV

Data	Trafo	Tahun				
		2019	2020	2021	2022	2023
Hitung manual (MW)	IV	51,42	49,1	50,3	50,5	51,1
Jaringan syaraf tiruan (MW)	IV	51,427	51,653	51,886	52,189	52,384
Error	IV	0,0075888	0,08645	0,17357	0,10973	0,025521

Setelah melakukan serangkaian proyeksi beban puncak dengan menggunakan metode hitung manual dan menggunakan regresi linier dapat dilihat hasilnya seperti diatas.

Berdasarkan data yang dihasilkan diatas, dapat dilihat bahwa hasil keluaran dari jaringan syaraf tiruan tidak terlampau jauh dari target yang diperkirakan. Berikut tampilan dari grafik perbandingan nya:



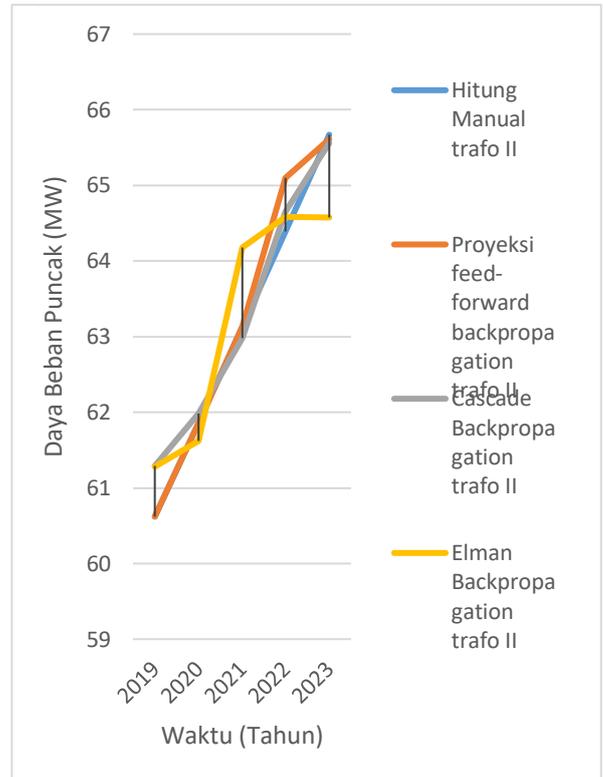
Gambar 4. 3 grafik perbandingan hitung manual dengan metode JST

#### 4.2 Perbandingan Tipe Jaringan Pada JST

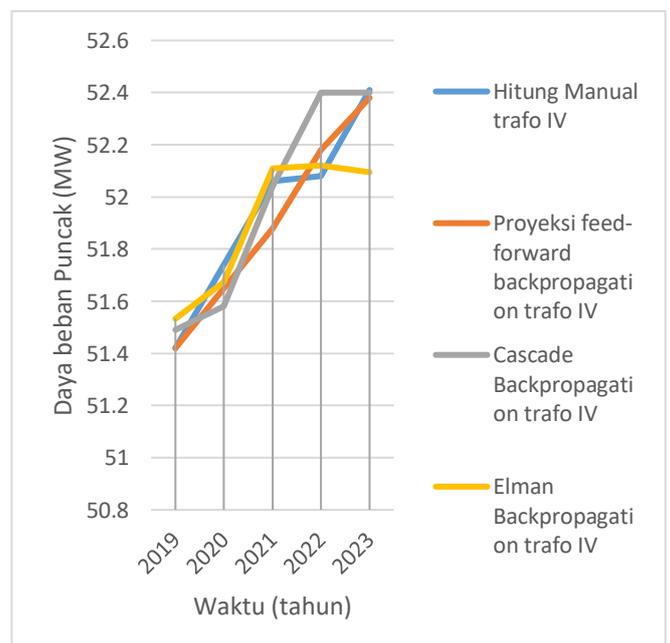
Untuk sebagai pembandingan, maka akan dilakukan pengolahan data dengan tipe jaringan yang lain agar mengetahui perbedaannya. Data yang digunakan dalam perbandingan ini ialah data yang sama digunakan pada proses peramalan beban puncak sebelumnya. Tipe jaringan yang digunakan sebagai pembandingan ialah tipe jaringan *backpropagation*, yaitu tipe jaringan *cascade-forward backpropagation* dan *elman backpropagation*. Berikut hasil perbandingan dapat dilihat pada tabel 4.5

Metode	Transformator	Tahun				
		2019	2020	2021	2022	2023
Perhitungan Manual (MW)	II	60,62	61,86	63,13	64,39	65,67
	IV	51,42	51,74	52,06	52,08	52,41
Feed-Forward Backpropagation (MW)	II	60,62	61,86	63,13	65,10	65,61
	IV	51,42	51,65	51,88	52,18	52,38
Cascade-Forward Backpropagation (MW)	II	61,29	61,98	62,98	64,65	65,56
	IV	51,49	51,58	52,04	52,40	52,40
Elman Backpropagation (MW)	II	61,29	61,60	64,18	64,58	64,57
	IV	51,53	51,67	52,11	52,12	52,09

Berdasarkan data yang dihasilkan di atas, dapat dilihat bahwa hasil keluaran dari beberapa tipe jaringan syaraf tiruan tidak terlampaui jauh dari target yang diperkirakan. Berikut tampilan dari grafiknya.



Gambar 4. 5 Grafik perbandingan peramalan beban puncak antara perhitungan manual dengan beberapa tipe jaringan syaraf tiruan pada transformator II



Gambar 4.6 Grafik perbandingan peramalan beban puncak antara perhitungan manual dengan beberapa tipe jaringan syaraf tiruan pada transformator IV

Pada Tabel 4.5 diatas merupakan hasil peramalan menggunakan hitung manual dan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan dengan tipe *feed-forward backpropagation*, *elman backpropagation* dan *cascade forward backpropagation*. Berdasarkan peramalan yang telah dilakukan, bahwa hasil keluaran dari beberapa metode yang dilakukan tidak terlampau jauh, artinya ketiga tipe jaringan baik untuk dijadikan sebagai peramalan beban puncak. Diantara beberapa jaringan syaraf tiruan (JST) yng telh dilakukan, jaringan tipe *elman backpropagation* yang nilai eror nya mendekati 0. Tipe jaringan *elman backpropagation* memiliki *feedback loop* sehingga mampu mempelajari dependensi waktu dari data latih dan memprediksi data yang akan datang menggunakan data uji.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan tentang proyeksi peramalan pembebanan transformator pada Gardu Induk 150 KV Kentungan dengan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST) tipe jaringan *feed-forward backpropagation* maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Beban transformator II dan transformator IV mengalami kenaikan setiap tahun masing-masing 2,06 % dan 0,63 %. Berdasarkan proyeksi peramalan beban transformator II dan IV pada tahun 2023 akan mencapai beban masing-masing sebesar 65,67 MW dan 52,41 MW. Kapasitas Transformator II 60 MW yang artinya, diperkirakan pada tahun 2023 beban pada transformator II sudah melebihi kapasitas, sehingga perlu adanya pergantian transformator yang lebih besar kapasitasnya. Sedangkan kapasitas transformator IV 60 MW, yang diperkirakan pada tahun 2023 akan mencapai beban 52,41 MW, artinya belum melebihi kapasitas transformator.
2. Peramalan beban puncak menggunakan perhitungan manual maupun dengan jaringan syaraf tiruan memiliki tren kenaikan setiap tahun nya. Pada transformator II tren kenaikan 2,06 % dan transformator IV 0,6 %. Hasil dari jaringan syaraf tiruan memiliki korelasi yang mendekati angka 1, ini artiya bahwa nilai koefisien korelasi yang dihasilkan bernilai positif. Nilai koefisien korelasi yang dihasilkan pada percobaan jaringan syaraf tiruan ini mendapatkan angka 1 dan 0,9902 yang artinya koefisien korelasi yang dihasilkan memiliki hubungan linier yang kuat ntar variabel.
3. Transformator II dan IV pada Gardu Induk 150 kV Kentungan masing-masing memiliki kapasitas 60 MW. Hasil peramaan yang dilakukan berdasarkan pertumbuhan beban puncak, pada tahun 2023 masing-masing menghasilkan 65 MW dan 51 MW pada transformator II dan IV.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Bawan, Elias K. 2013. "Estimasi Pembebanan Trafo Gardu Induk 150 KV". Jurnal Ilmiah Foristek Vol.3, No.2.
- Fitriah dan Istardy. 2011. "Prediksi beban listrik pulau Bali dengan menggunakan metode *Backpropagation*"
- Depdiknas. 2013. Gardu Induk Semester III. Jakarta: Depdiknas
- Haidaroh, Ahmad. 2013. "Pengenalan Kecerdasan Buatan (Artificial Intellegence)". Kupang: STIKOM Artha Buana
- Kuncoro dan Dalimi. 2005. "Aplikasi jaringan syaraf tiruan untuk peramalan beban tenaga listrik jangka panjang di Indonesia". Jurnal Teknologi, Edisi No. 3
- Kusumadewi, Sri. 2004. "Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB dan EXCEL LINK". Yogyakarta. Garaha Ilmu.
- Muis, Salahudin. 2017. "Jaringan Sayaf Tiruan: Sistem kecerdasan Tiruan

Dengan Kemampuan Belajar dan Adaptasi”. Teksonian.

- Pratama, Ricky Ardian dan Lilik Anifah. 2016. “Peramalan Beban Listrik Jangka Panjang D.I Yogyakarta Menggunakan Neural Network Backpropagation”. Jurnal Teknik Elektro. Volume 05 Nomor 03 Tahun 2016, hal 37-47
- Sulasno. 2009. Teknik Konversi Energi Listrik dan Sistem Pengaturan. Edisi Pertama. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Syahputra, R., (2016), “Transmisi dan Distribusi Tenaga Listrik”, LP3M UMY, Yogyakarta, 2016.
- Trywulan, Yuyu Dkk. 2013. “Peramalan beban puncak listrik jangka pendek menggunakan jaringan syaraf tiruan”