

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data Penelitian

Dalam melaksanakan penelitian tugas akhir pada kali ini, terdapat beberapa data yang digunakan dalam melakukan perhitungan perkiraan beban puncak di Gardu induk 150kV Wates yang harus diolah sebagai inputan pada JST nanti berikut data-data yang sudah didapat dan telah diolah.

4.1.1 Data Beban Puncak Gardu Induk

Data beban puncak yang digunakan pada tugas akhir ini adalah data rata-rata beban puncak yang tertinggi pada setiap tahunnya. Dalam data ini berisikan tujuh item data yang berupa angka rata-rata beban puncak pertahun pada Gardu Wates dari tahun 2013 sampai tahun 2018. Data ini dapat dijadikan acuan untuk meramalkan beban listrik di area Wates terutama daerah Kulon Progo 5 tahun mendatang, dan berikut merupakan data spesifikasi dan beban puncak Transformator Tenaga 1 dan 2

Tabel 4.1 Spesifikasi Transformator Tenaga 1 GI 150KV Wates

Parameter	Besaran/ Satuan
Merk	UNINDO
Model	A-0015262-01
Daya	30 MW
Tegangan	150/20KV
<i>Type Of Cooling</i>	<i>ONAN/OFAF</i>
<i>Made In</i>	Indonesia

Tabel 4.2 Data Beban Puncak Transformator Tenaga 1 GI 150KV Wates

	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Beban Puncak (MW)	14.925	14.4	17.7	18.6	18.85	19.35

Tabel 4.3 Spesifikasi Transformator Tenaga 2 GI 150KV Wates

Parameter	Besaran/ Satuan
Merk	PAUWELS TRANSFO
Model	3011140043
Daya	60 MW
Tegangan	150/20KV
<i>Type Of Cooling</i>	<i>ONAN/OFAF</i>
<i>Made In</i>	<i>Pt Cg Power Systems Indonesia</i>

Tabel 4.4 Data Beban Puncak Transformator Tenaga 1 GI 150KV Wates

	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Beban Puncak (MW)	7.9	10	14	13	12.45	15.56

4.1.2 Data Kependudukan

Dalam melaksanakan penelitian tugas akhir pada kali ini, data kependudukan digunakan untuk menghitung perkiraan kebutuhan beban listrik yang akan data ng dengan digunakan sebagai inputan. Karna inputan sendiri harus berbanding lurus dengan nilai beban puncak Semakin banyak penduduknya maka beban listrik yang dibutuhkan oleh wilayah tersebut akan semakin banyak. Data kependudukan ini terdiri dari data pertumbuhan penduduk dan Penduduk Domestik Regional Bruto (PDRB) Wates. Data ini diperoleh dari dinas kependudukan dan catatan sipil kabupaten kulon progo

Tabel 4.5 Data Kependudukan Kulon Progo

Tahun	Jumlah Penduduk (dalam ribuan jiwa)	PDRB (Juta Rupiah)
2013	401,45	16,17
2014	405,22	17,41
2015	408,94	18,76
2016	412,61	20,15
2017	416,2	21,78
2018	419,4	23,45

Dari data kependudukan diatas yang sudah dihitung dapat diasumsikan tingkat kenaikan jumlah penduduk dan PDRB Kulon Progo. Yaitu dengan melakukan perhitungan sebagai berikut:.

a) Prediksi Jumlah Penduduk Kulon Progo

Untuk mengetahui Prediksi Jumlah Penduduk dengan cara manual bisa dilakukan dengan cara mencari prosentase kelajuan pertumbuhan penduduk dengan menggunakan rumus:

$$R_{(t-1,)} = \frac{Penduduk_t - Penduduk_{t-1}}{Penduduk_{t-1}} \times 100\%$$

Dan didapatkan hasil rata-rata prosentase kelajuan penduduk dari tahun 2013 sampai 2018 di tunjukan dengan table 4.6 berikut:

Tabel 4.6 Data Prosentase Kelajuan Penduduk Kulon Progo

NO	Tahun	Kelajuan Penduduk (dalam persen)
1	2013-2014	0,939%
2	2014-2015	0,919%
3	2015-2016	0,895%
4	2016-2017	0,87%
5	2017-2018	0,768%
Rata-rata		0,878%

Hasil dari rata-rata kenaikan jumlah penduduk dari tahun 2013 sampai 2018 tersebut dapat diasumsikan untuk memperkirakan kelajuan pertumbuhan penduduk dari tahun 2019 sampai tahun 2028 dengan rumus sebagai berikut:

$$Penduduk_t = (Penduduk_{t-1} \times R_{(t-1,)}) + Penduduk_{t-1}$$

dan dari rumus tersebut didapatkan perkiraan jumlah penduduk dari tahun 2019-2023 yang berikutnya dijadikan data inputan untuk Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dapat ditunjukan dengan table 4.7 berikut:

Tabel 4.7 Data perkiraan Jumlah Penduduk Kulon Progo tahun 2019-2023

NO	Tahun	Jumlah Penduduk (Ribuan Jiwa)
1	2019	423,048
2	2020	426,729
3	2021	430,441
4	2022	434,186
5	2023	437,964

b) Prediksi Jumlah PDRB Kulon Progo

Untuk mengetahui Prediksi Jumlah PDRB Kulon Progo dengan cara manual bisa dilakukan dengan cara mencari prosentase kelajuan PDRB dengan menggunakan rumus:

$$R_{(t-1,)} = \frac{PDRB_t - PDRB_{t-1}}{PDRB_{t-1}} \times 100\%$$

Dan didapatkan hasil rata-rata prosentase kelajuan PDRB dari tahun 2013 sampai 2018 di tunjukan dengan table 4.8 berikut:

Tabel 4.8 Data Prosentase Kelajuan PDRB Kulon Progo

NO	Tahun	Kelajuan PDRB (dalam persen)
1	2013-2014	7,66%
2	2014-2015	7,75%
3	2015-2016	7,4%
4	2016-2017	8,08%
5	2017-2018	7,66%
Rata-rata		7,71%

Hasil dari rata-rata kenaikan jumlah PDRB dari tahun 2013 sampai 2018 tersebut dapat diasumsikan untuk memperkirakan kelajuan pertumbuhan penduduk dari tahun 2019 sampai tahun 2028 dengan rumus sebagai berikut:

$$PDRB_t = (PDRB_{t-1} \times R_{(t-1,)}) + PDRB_{t-1}$$

dan dari rumus tersebut didapatkan perkiraan jumlah PDRB dari tahun 2019-2023 yang dapat ditunjukkan dengan table 4.7 berikut:

Tabel 4.9 Data Perkiraan PDRB Kulon Progo tahun 2019-2023

NO	Tahun	Jumlah Penduduk (Ribuan Jiwa)
1	2019	423,048
2	2020	426,729
3	2021	430,441
4	2022	434,186
5	2023	437,964

Dilihat dari hasil prakiraan jumlah penduduk dan PDRB di Kabupaten Kulon progo persentase total kenaikan penduduk tiap tahunnya adalah sekitar 0,878% dan persentase kenaikan PDRB adalah sekitar 7,71% Dari data diatas dapat dijadikan sebagai pedoman untuk mengantisipasi meningkatnya kebutuhan energi listrik tiap tahunnya, dan menjadi acuan pada tugas akhir ini sebagai data untuk memperkirakan beban puncak dari tahun 2019 sampai tahun 2023.

4.2 Pengolahan Data

Perkiraan beban listrik dinyatakan sebagai runtun waktu x_1, x_2, \dots, x_n . Sebagaimana telah diketahui data beban puncak dari tahun 2013 sampai 2018 adalah:

Tabel 4.10 Data beban puncak Transformator Tenaga1 gardu induk 150KV Wates

	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Beban Puncak Transformator Tenaga1 (MW)	14.925	14.4	17.7	18.6	18.85	19.35
Beban Puncak Transformator Tenaga2 (MW)	7.9	10	14	13	12.45	15.56

Metode perkiraan yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan perbandingan antara perhitungan manual dan metode jaringan syaraf tiruan, yang mana data yang digunakan yaitu data beban puncak Gardu Induk 150KV dari

tahun 2013 sampai dengan 2018, kemudian digunakan untuk meramalkan beban puncak dari tahun 2019 sampai dengan 2024.

4.2.1 Perhitungan Manual

Dalam melakukan metode perhitungan manual ini menggunakan dua tahap perhitungan yaitu menghitung presentase kelajuan data beban puncak pada 5 tahun sebelumnya dan hasil presentase tersebut dapat digunakan untuk mengitung kelajuan beban puncak di 5 tahun kedepan

Untuk menghitung persentase kenaikan beban puncak pada tahun sebelumnya menggunakan rumus:

$$R_{t-1,t} = \frac{R_t - R_{t-1}}{R_{t-1}} \times 100\%$$

Dimana:

R = beban

t = tahun

R_t = tahun sekarang

R_{t-1} = tahun sebelumnya

Hasil perhitungan:

Dengan rumus diatas didapatkan rata-rata prosentase kenaikan beban puncak tiap tahunnya yang dilihat dengan tabel 4.11

Tabel 4.11 Data Prosentase Kelajuan Beban Puncak Gardu Induk 150KV
Wates

NO	Tahun	Kelajuan beban puncak Trafo1	Kelajuan beban puncak Trafo2
1	2013-2014	-3.51%	26.58%
2	2014-2015	22.91%	40%
3	2015-2016	5.08%	-7.14%
4	2016-2017	1.32%	-4.23%
5	2017-2018	2.49%	24.98%
Rata-rata		5.65%	16.03%

Hasil dari rata-rata kenaikan jumlah beban puncak dari Transformator Tenaga 1 dan 2 pada tahun 2013 sampai 2018 tersebut dapat diasumsikan untuk

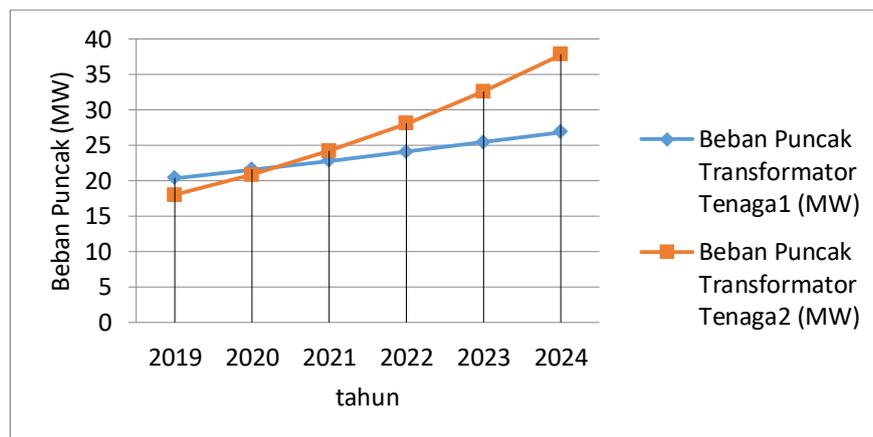
meramalkan pertumbuhan beban puncak dari tahun 2019 sampai tahun 2023, menggunakan rumus:

$$Beban_t = (Beban_{t-1} \times R_{(t-1,t)}) + Beban_{t-1}$$

dan dari rumus tersebut didapatkan perkiraan Beban Puncak Transformator Tenaga 1 dan 2 dari tahun 2019-2023 yang dapat ditunjukkan dengan table 4.7 berikut:

Tabel 4.12 Prediksi pertumbuhan beban puncak menggunakan cara manual

Tahun	Beban Puncak Transformator Tenaga1 (MW)	Beban Puncak Transformator Tenaga2 (MW)
2019	20,443	18,04
2020	21,598	20,92
2021	22,818	24,26
2022	24,107	28,14
2023	25,47	32,64
2024	26,909	37,86



Gambar 4.1 Grafik Prediksi pertumbuhan beban puncak menggunakan cara manual

Dilihat dari hasil perkiraan menggunakan perhitungan manual diatas, persentase total kenaikan beban puncak tiap tahunnya pada Transformator Tenaga 1 adalah sekitar 5,56% dan pada Transformator Tenaga 2 adalah sekitar 16,03%.

4.2.2 Perhitungan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Jaringan Syaraf Tiruan atau *Neural Network* adalah paradigma pemrosesan suatu informasi yang terinspirasi oleh sistem sel syaraf biologi, sama seperti otak yang memproses suatu informasi. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistem pemrosesan informasi. Jaringan Syaraf Tiruan (*Neural Network*) seperti manusia, belajar dari suatu contoh. Jaringan Syaraf Tiruan (*Neural Network*) dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran.

Dalam melakukan perhitungan dengan metode jaringan syaraf tiruan ini terlebih dahulu mengetahui data input dan target agar bisa meramalkan beban puncak ditahun berikutnya.

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data beban puncak gardu induk 150KV Wates dan data perhitungan manual dari tahun 2019 sampai dengan tahun 2024. Algoritma perkiraan beban puncak untuk tahun 2019 sampai dengan 2024 dengan menggunakan *Neural Network* adalah sebagai berikut:

1. Penyeleksian Data

Data tahun yang digunakan sebagai acuan pembelajaran adalah 5 tahun selama tahun 2013 – 2018. Data yang gunakan dalam perkiraan ini adalah data beban puncak, PDRB, dan data penduduk, yang mana telah olah terlebih dahulu menggunakan aplikasi MS. Excel.

Pengolahan data beban puncak dan data kependudukan di bentuk menjadi inputan dan target latih untuk sesuai dengan prosedur pembentukan jaringan syaraf tiruan backpropagation. Data terdiri dari 6 data menagacu pada rata-rata beban puncak transformator setiap tahunnya dari tahun 2013 sampai 2018, inputan terdiri dari X1, X2, X3, X4 , X5 dengan target berupa T

$$X1 = \text{PDRB}_{(T-2)}$$

$$X2 = \text{PDRB}_{(T-1)}$$

$$X3 = \text{Penduduk}_{(T-2)}$$

$$X4 = \text{Penduduk}_{(T-1)}$$

$$X5 = \text{Beban puncak}_{(T-1)}$$

$$\text{Target} = \text{Beban puncak target}$$

Tabel 4.13 Data Inputan latihan perkiraan beban puncak Transformator Tenaga 1

	1	2	3	4	5
X1	401.45	405.22	408.947	412.61	416.2
X2	405.22	408.947	412.61	416.2	419.4
X3	16.17	17.41	18.76	20.15	21.78
X4	17.41	18.76	20.15	21.78	23.45
X5	14.925	14.4	17.7	18.6	18.85
Target	14.4	17.7	18.6	18.85	19.35

Tabel 4.14 Data Inputan perkiraan beban puncak Transformator Tenaga 2

	1	2	3	4	5
X1	401.45	405.22	408.947	412.61	416.2
X2	405.22	408.947	412.61	416.2	419.4
X3	16.17	17.41	18.76	20.15	21.78
X4	17.41	18.76	20.15	21.78	23.45
X5	7.9	10	14	13	12.45
Target	10	14	13	12.45	15.56

2. Penentuan *Range* Pembelajaran (*Learning Range*) *Neural Network*

Tahun yang digunakan sebagai *input* latihan adalah data beban puncak, jumlah penduduk dan PDRB kabupaten kulon progo tahun 2013 - 2017 dengan target

beban puncak 2014 - 2018, kemudian *input* uji perkiraan adalah tahun 2014 -2018 dan target tahun 2018 – 2023.

3. Proses Pembelajaran dan Perkiraan Menggunakan *Backpropagation*

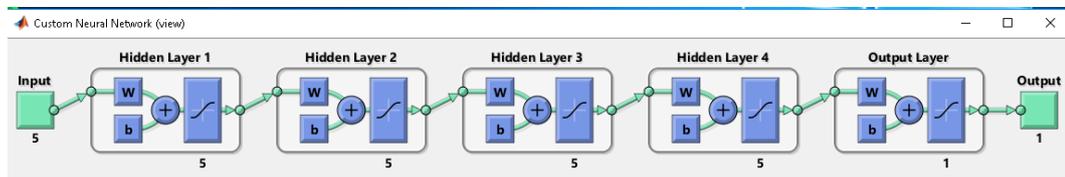
Proses pembelajaran menggunakan 5 pola dengan 5 *input* dan 1 target keluaran, artinya jika tahun 2013 sampai 2017 digunakan sebagai *input*, maka akan menghasilkan data tahun 2018. Pola tersebut kemudian terus menerus diulang dengan mengurangi 1 tahun sebelumnya dan ditambah 1 tahun baru untuk menghasilkan prediksi tahun berikutnya.

4. Penentuan Model Jaringan

Jaringan yang digunakan pada perkiraan ini merupakan jaringan multilayer yang terdiri dari 5 input, 4 lapisan tersembunyi, 1 lapisan output, dan 1 output. Model jaringan yang baik untuk perkiraan kebutuhan beban puncak ini adalah jaringan yang memiliki tingkat keakuratan yang tinggi. Tingkat akurasi ini didapatkan dengan melakukan banyak variasi jumlah lapisan tersembunyi dan jumlah neuron pada masing-masing lapisan tersembunyi. Maka didapatkan bahwa model jaringan yang baik untuk perkiraan ini adalah model jaringan yang terdiri dari 5 neuron pada lapisan tersembunyi pertama sampai keempat

Oleh karena itu untuk membangun jaringan seperti diatas dalam meramalkan beban puncak gardu induk 150KV Wates dapat dibangun menggunakan kode perintah

```
net=newff (minimax(pn),[5 5 5 5 1],
{'tansig','logsig','purelin'}, 'trainingdx');
```



Gambar 4.2 Model Jaringan *feed-forward backpropagation* yang dibentuk

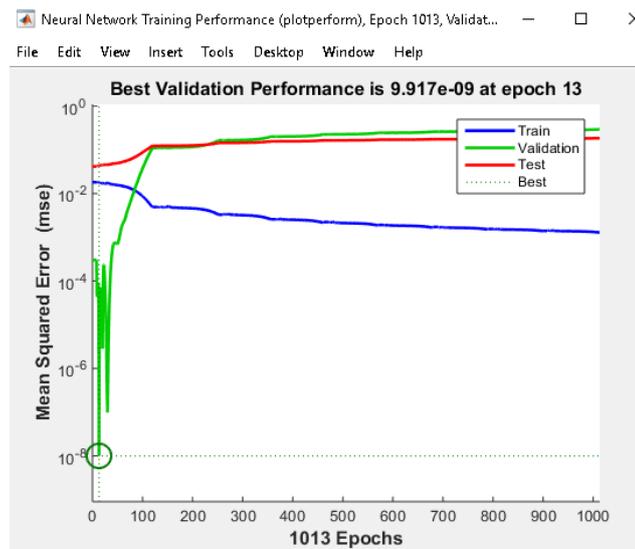
5. Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

Desain pelatihan jaringan syaraf tiruan dimulai dengan membangun network dengan parameter sebagai berikut :

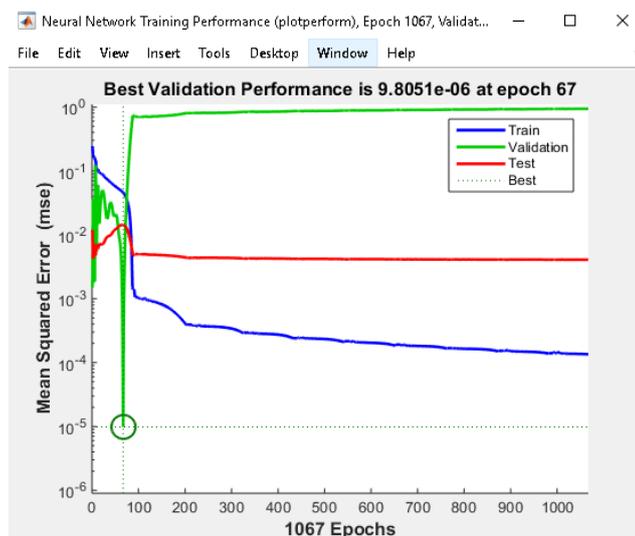
Tabel 4.15 Parameter jaringan

1.	Tipe Jaringan	: <i>Feed-Forward Backprop</i>
2.	Fungsi Pelatihan	: Gradient Descent (traingdx)
3.	Fungsi Pembelajaran	: learngdm
Lanjutan Tabel 4.15 Parameter Jaringan		
4.	Fungsi <i>Performance</i>	: MSE (<i>Mean Square Error</i>)
5.	Jumlah <i>Hidden Layer</i>	: 5
6.	Jumlah <i>Neuron</i>	: 5
7.	Fungsi <i>Transfer</i>	: TANSIG (Logaritmik Bipolar)

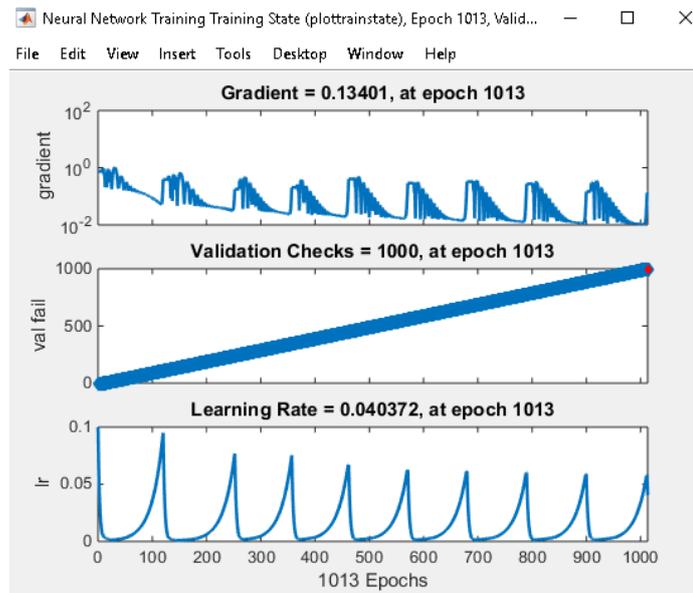
Setelah dilakukan proses pelatihan, dihasilkan parameter sebagai berikut :



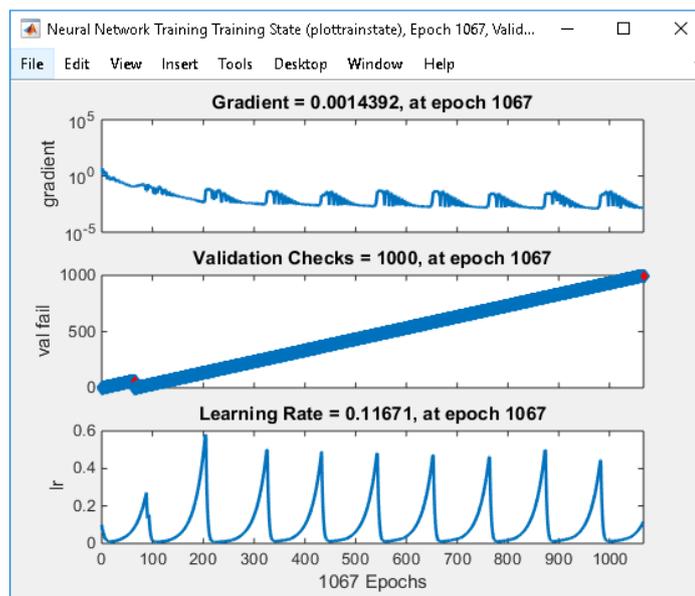
Gambar 4.3 Grafik Performa Validasi Transformator Tenaga 1



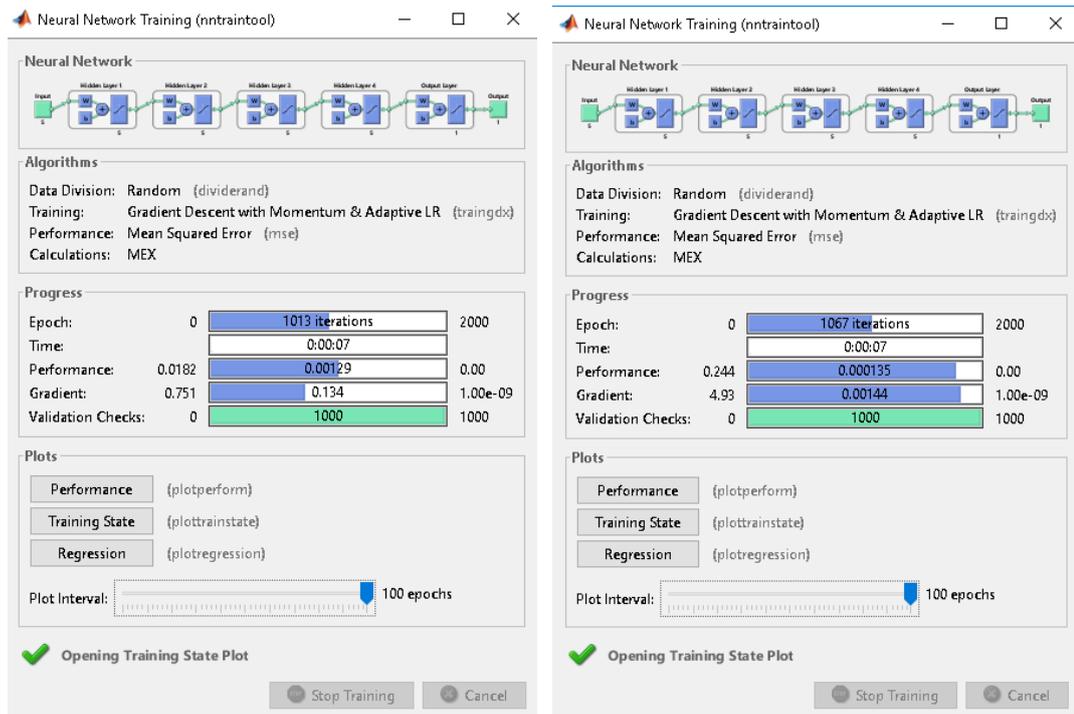
Gambar 4.4 Grafik Performa Validasi Transformator Tenaga 2



Gambar 4.5 Kurva Statistik pelatihan Transformator Tenaga 1



Gambar 4.6 Grafik Statistik pelatihan Transformator Tenaga 2



Gambar 4.7 Neural Network Tool Transformator Tenaga 1 dan 2

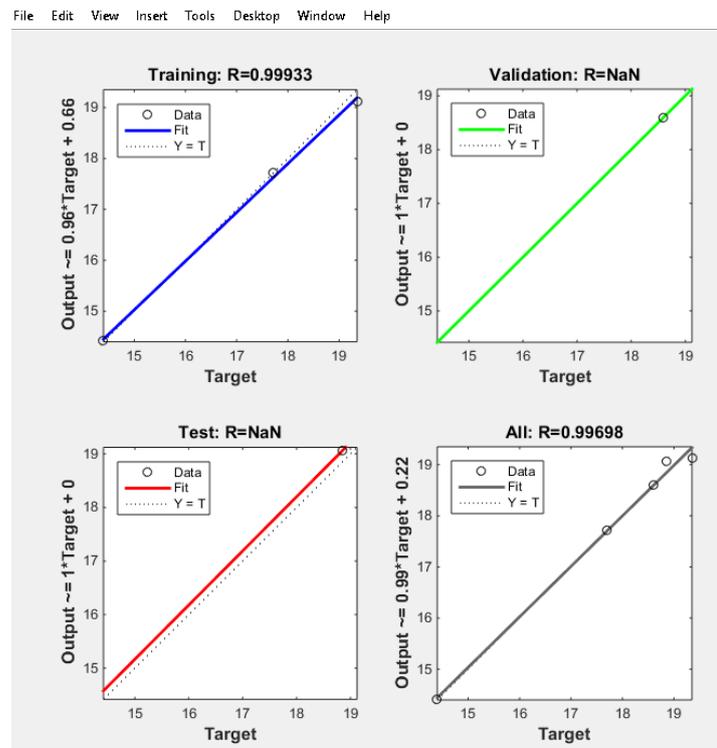
Keterangan :

1. *Epoch* = 1013 pada Transformator Tenaga1 dan 1067 pada Transformator Tenaga2 literasi. Menyatakan jumlah perulangan pembelajaran
2. *Time* = 7 Detik. Menyatakan waktu yang dibutuhkan MATLAB dalam melakukan pembelajaran
3. *Performance* = 0,00129 pada Transformator Tenaga1 dan 0,000135 pada Transformator Tenaga2. Menyatakan kualitas pembelajaran, makin dekat dengan nilai nol maka makin kualitasnya semakin baik maka dari itu model ini bias dikatakan baik kualitasnya karena nilainya mendekati 0.
4. *Gradient* = 0,134 pada Transformator Tenaga1 dan 0,00144 pada Transformator Tenaga2. Menyatakan kemiringan antara satu literasi dengan

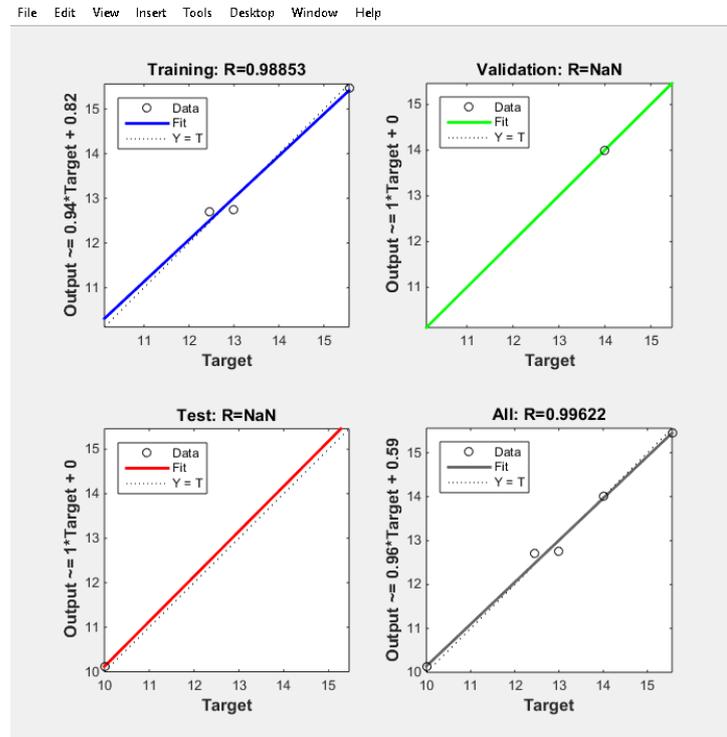
literasi berikutnya, pembelajaran akan berhenti jika kemiringan sudah tidak berubah

5. *Validation Check* = 1000. Menyatakan apakah proses pembelajaran mengarah pada tujuan yang cepat atau menyimpang. 1000 kali cek validasi dilakukan pada pembelajaran ini.

Berdasarkan proses pelatihan jaringan latih Perkiraan Kebutuhan listrik ini, yang ditunjukkan gambar 4.2 s/d gambar 4.7, didapatkan bahwa perubahan bobot dan bias jaringan latih dihentikan pada 1013 literasi pada Transformator Tenaga 1 dan 1067 literasi pada Transformator Tenaga 2. Dan menghasilkan *Performance* sebesar 0,00129 pada Transformator Tenaga1 dan 0,000135 pada Transformator Tenaga2 yang nilainya mendekati nol dimana semakin nilai *performancenya* mendekati nol maka semakin bagus model JSTnya bisa dilihat dari grafik plot regresi pelatihan jaringan perkiraan kedua Transformator Tenaganya sebagai berikut:



Gambar 4.8 plot regresi pelatihan jaringan perkiraan Transformator Tenaga1



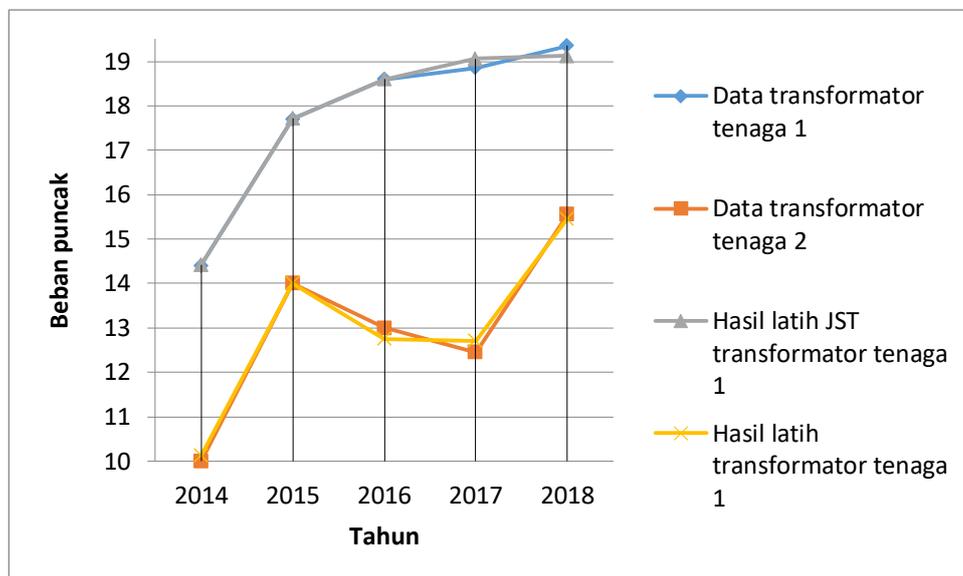
Gambar 4.9 plot regresi pelatihan jaringan perkiraan Transformator Tenaga2

Berdasarkan gambar 4.8 dan 4.9, dapat dilihat bahwa pada pelatihan jaringan ini memiliki koefisien korelasi (R) yang bernilai 0.99 pada Transformator Tenaga1 dan 0,98 pada Transformator Tenaga2. Hal ini menunjukkan bahwa hasil pelatihan yang telah dilakukan cukup baik dikarenakan nilainya mendekati angka 1. Dengan mengetahui nilai koefisien koorelasi dapat diketahui perkiraan perbedaan antara data yang di ambil dari gardu induk 150KV Wates dengan data perkiraan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Tabel 4.16 Perbandingan output JST dengan data Gardu Induk

Metode	Trafo	Tahun				
		2014	2015	2016	2017	2018
Data dari gardu induk 150KV Wates (MW)	1	14.4	17.7	18.6	18.85	19.35
	2	10	14	13	12.45	15.56

Lanjutan Tabel 4.16 Perbandingan output JST dengan data Gardu Induk						
Metode	Trafo	2014	2015	2016	2017	2018
Hasil latih jaringan syaraf tiruan (MW)	1	14.4174	17.7108	18.6001	19.0595	19.1239
	2	10.1196	14.0031	12.7549	12.708	15.4594
Error	1	-0.0174	-0.0108	-0.0003813	-0.20946	0.22613
	2	-0.1196	-0.0031	-0.0003813	-0.2451	0.10065



Gambar 4.10 grafik perbandingan output JST dengan data Gardu Induk

Dapat dilihat dari tabel dan grafik diatas, bahwa hasil perkiraan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) memiliki hasil yang kurang lebih sama dengan nilai target, hal ini dapat disimpulkan bahwa jaringan yang dibangun sudah cukup baik untuk melakukan perkiraan. Berikut grafik perbandingan antara hasil perhitungan manual dan keluaran JST pelatihan.

6. Perkiraan Beban Puncak Menggunakan Jaringan Syaraf tiruan

Setelah dilakukan tahap pelatihan, model jaringan yang tepat telah ditemukan, maka selanjutnya kita dapat melakukan perkiraan beban puncak

menggunakan jaringan syaraf tiruan tersebut. Dalam penelitian ini penulis menggunakan 5 buah data input terdiri dari X1, X2, X3, X4 , X5 dengan target berupa T yaitu :

$$X1 = \text{PDRB}_{(2014-2018)}$$

$$X2 = \text{PDRB}_{(2019-2023)}$$

$$X3 = \text{Penduduk}_{(2014-2018)}$$

$$X4 = \text{Penduduk}_{(2019-2023)}$$

$$X5 = \text{Beban puncak}_{(2014-2018)}$$

$$\text{Target} = \text{Beban puncak}_{(2019-2023)}$$

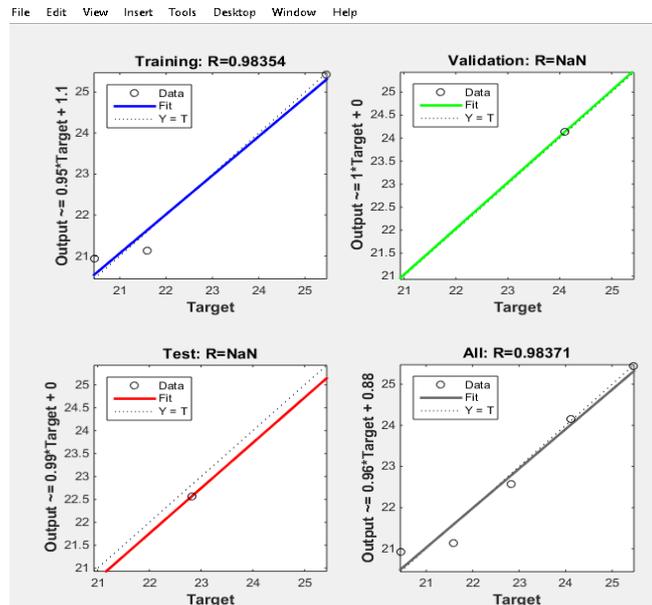
Tabel 4.17 Input Perkiraan Transformator Tenaga1

	1	2	3	4	5
X1	405.22	408.947	412.61	416.2	419.4
X2	423.049	426.729	430.442	434.187	437.964
X3	17.41	18.76	20.15	21.78	23.45
X4	25.25	27.2	29.29	31.55	33.97
X5	14.4	17.7	18.6	18.85	19.35
Target	20.443	21.598	22.818	24.107	25.47

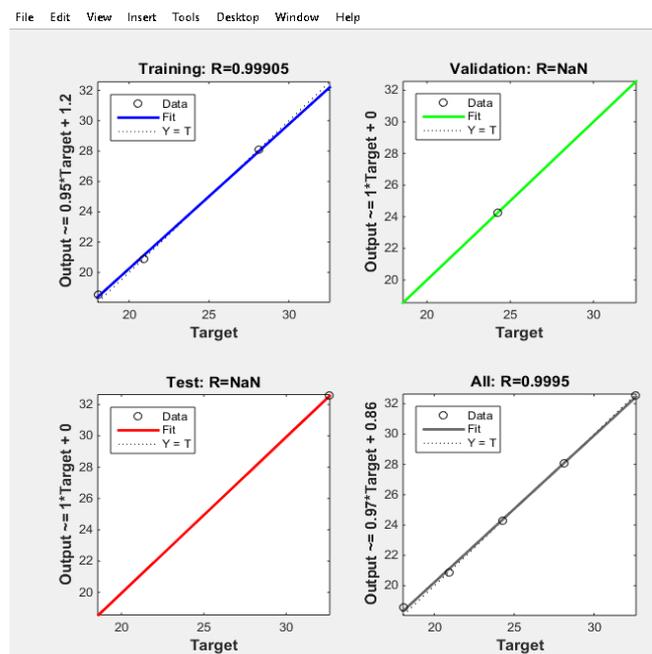
Tabel 4.18 Input Perkiraan Transformator Tenaga2

	1	2	3	4	5
X1	405.22	408.947	412.61	416.2	419.4
X2	423.049	426.729	430.442	434.187	437.964
X3	17.41	18.76	20.15	21.78	23.45
X4	25.25	27.2	29.29	31.55	33.97
X5	10	14	13	12.45	15.56
Target	18.04	20.92	24.26	28.14	32.64

Data inputan diatas adalah data yang telah diolah menggunakan *software Ms. Excel*. Setelah memasukkan data inputan ke *tools* jaringan syaraf tiruan MATLAB, didapatkan hasil perkiraan kebutuhan listrik sebagai berikut :



Gambar 4.11 Grafik plot regresi pelatihan jaringan perkiraan transformator Tenaga1



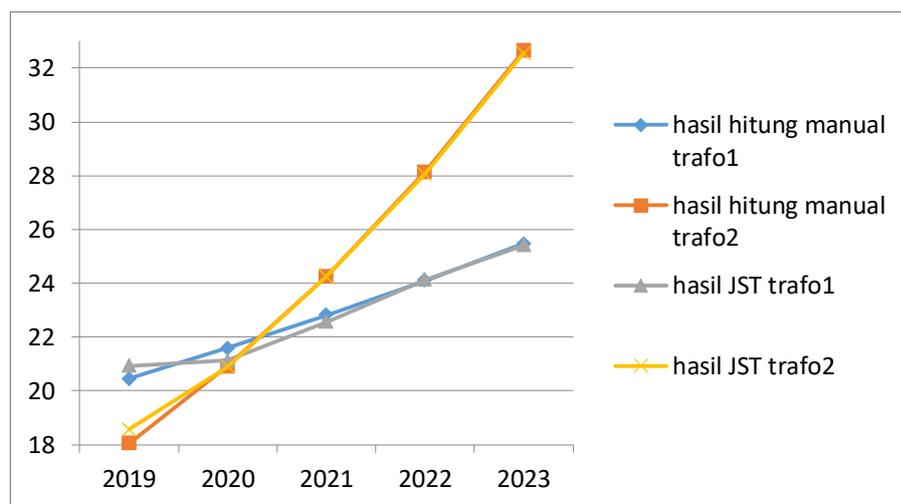
Gambar 4.12 Grafik plot regresi pelatihan jaringan perkiraan transformator Tenaga2

Dapat dilihat pada tabel diatas, hasil perkiraan gardu induk 150KV Wates untuk 5 tahun kedepan, hasil diatas bisa dikatakan cukup baik, karena merujuk pada grafik gambar 4.10 dan 4.11, dimana nilai koefisien korelasinya 0,98 dan

0,99. Dimana hal ini menunjukkan bahwa jaringan yang digunakan untuk perkiraan sudah cukup baik karena angkanya mendekati angka 0 dan dapat diandalkan. Dan untuk menguatkan tingkat keakuratan jaringan ini, maka penulis akan memberikan perbandingan hasil perkiraan dengan regresi linier yang telah penulis lakukan di awal bab 4 ini, berikut hasilnya :

Tabel 4.19 Perbandingan output perkiraan beban puncak antara cara manual dan menggunakan JST

Metode	Transformator Tenaga	Tahun				
		2019	2020	2021	2022	2023
Hasil perkiraan perhitungan manual (MW)	1	20.443	21.598	22.818	24.107	25.47
	2	18.04	20.92	24.26	28.14	32.64
Hasil perkiraan jaringan syaraf tiruan (MW)	1	20.9307	21.1311	22.5652	24.1437	25.4273
	2	18.5613	20.8873	24.2609	28.068	32.5607
error	1	-0.48774	0.46686	0.25284	-0.0367	0.04265
	2	-0.52127	0.03271	0.000905	0.071963	0.079285



Gambar 4.13 Grafik perbandingan antara output prakiraan JST dan perhitungan manual Transformator Tenaga 1 dan 2

4.3 Perbandingan Hasil Perkiraan Jaringan *feed-forward backpropagation* dengan Model Jaringan *Backpropagation* Lain

Pada aplikasi MATLAB r2014a terdapat tiga model jaringan neural network *Backpropagation* yang dapat digunakan sebagai alat pelatihan/perkiraan suatu variable. Dalam penelitian ini, penulis melakukan percobaan dengan menggunakan jaringan *feed-forward backpropagation*. Sebagai pembanding, penulis akan memberikan perbandingan beberapa hasil perkiraan menggunakan jaringan lain. Perlu diketahui bahwa parameter yang digunakan nilainya sama dengan yang penulis pakai pada perkiraan dengan jaringan *feed-forward backpropagation*. Beberapa jaringan yang penulis gunakan sebagai pembanding diantaranya adalah :

a. *Elman Backpropagation*

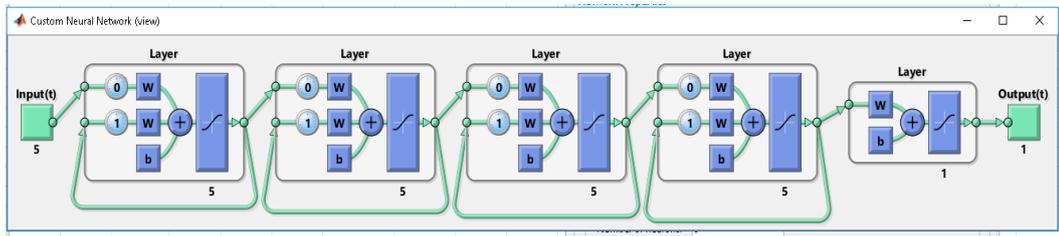
Elman recurrent neural network adalah jaringan yang kuat untuk mengekstraksi fitur informatif yang berkaitan dengan sistem dinamis pada lapisan tersembunyi (*Elman* 1990).

Perbedaan utama yang terdapat pada struktur ini adalah masukan jaringan tidak hanya nilai masukan dari luar jaringan tetapi ditambah dengan nilai keluaran dari neuron tersembunyi dari propagasi sebelumnya seperti pada Gambar 2. Himpunan neuron yang menerima umpan balik nilai ini disebut juga lapisan status atau *layer* konteks.

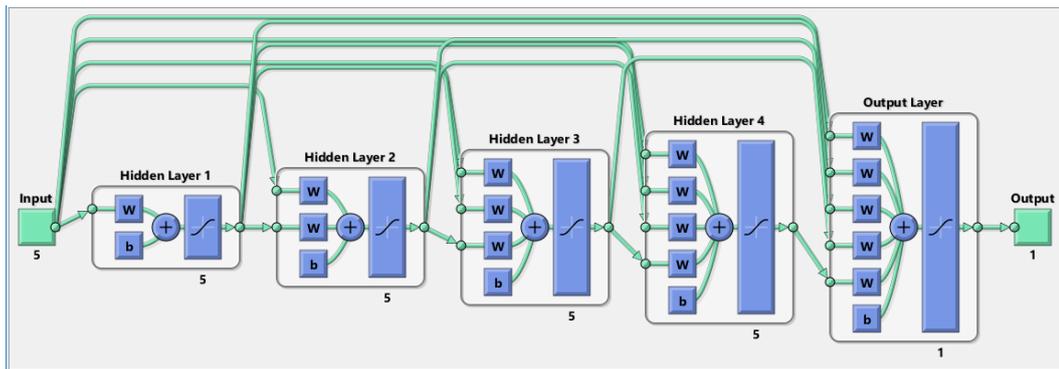
b. *Cascade-forward Backpropagation*

Jaringan *Cascade-forward* mirip dengan jaringan *feed-forward*, tetapi jaringan ini memiliki koneksi dari input terhadap setiap lapisan sebelumnya ke lapisan berikut. Seperti halnya jaringan *feed-forward*, jaringan *Cascade* dua atau lebih dapat mempelajari hubungan input-output yang terbatas secara sewenang-wenang dengan cukup memberikan neuron tersembunyi.

Berikut perbedaan output dari jaringan *feed-forward backpropagation*, *Elman recurrent neural network Backpropagation*, dan *Cascade-forward Backpropagation* dengan inputan dan targetnya sama seperti pada tabel 4.13



Gambar 4.14 Model Jaringan *Elman Backpropagation*

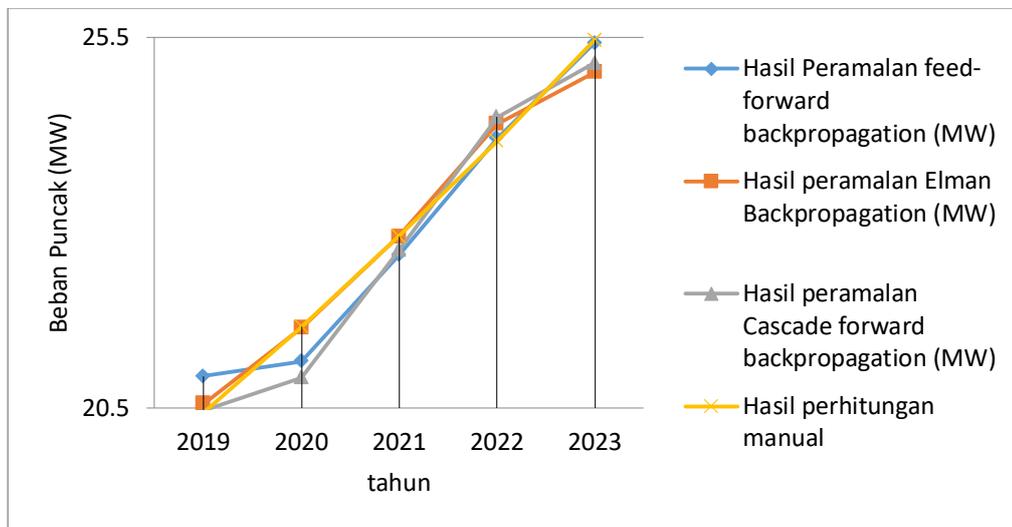


Gambar 4.15 Model Jaringan *Cascade-forward Backpropagation*

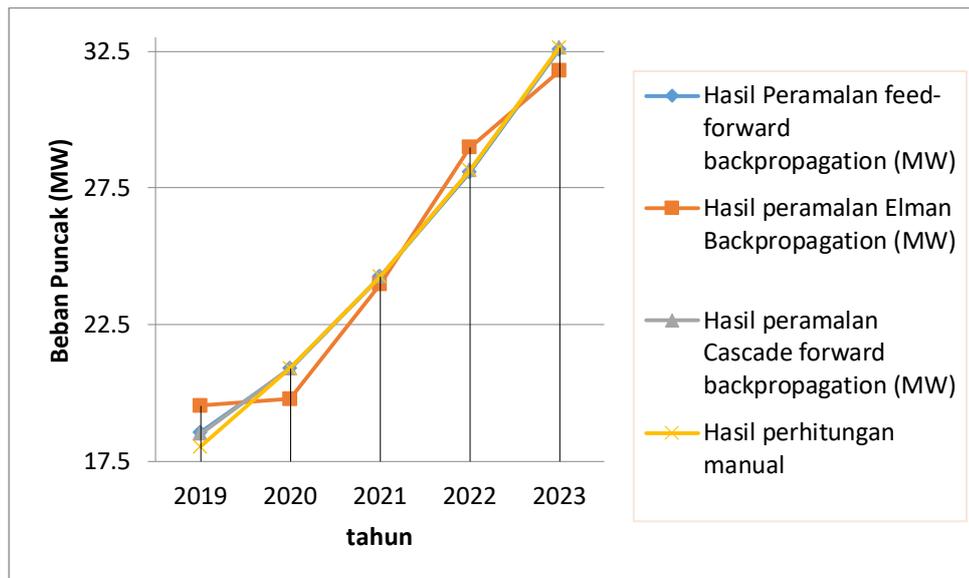
Tabel 4.20 Perbandingan output perkiraan beban puncak antara cara manual dan berbagai metode JST *backpropagation*

Metode	Trafo	Tahun				
		2019	2020	2021	2022	2023
Hasil Perkiraan <i>feed-forward backpropagation</i> (MW)	1	20.9307	21.1311	22.5652	24.1437	25.4273
	2	18.5613	20.8873	24.2609	28.068	32.5607
Hasil perkiraan <i>Elman Backpropagation</i> (MW)	1	20.5634	21.5823	22.8185	24.3366	25.0354
	2	19.5436	19.7918	23.9738	28.9759	31.7867
Hasil perkiraan <i>Cascade forward backpropagation</i> (MW)	1	20.47	20.9113	22.634	24.4263	25.1611
	2	18.5221	20.9189	24.2584	28.1405	32.6117

Lanjutan Tabel 4.20						
Metode	Trafo	Tahun				
		2019	2020	2021	2022	2023
Hasil perhitungan manual	1	20.443	21.598	22.818	24.107	25.47
	2	18.04	20.92	24.26	28.14	32.64



Gambar 4.16 Grafik perbandingan antara *output* prakiraan berbagai macam metode perkiraan beban puncak transformator tenaga 1



Gambar 4.17 Grafik perbandingan antara *output* prakiraan berbagai macam metode perkiraan beban puncak transformator tenaga 2

Tabel 4.21 Perbandingan total *error* perkiraan berbagai metode JST
backpropagation

<i>Error</i>	Trafo	Tahun					total eror
		2019	2020	2021	2022	2023	
Hasil Perkiraan <i>feed-forward backpropaga tion (MW)</i>	1	0.4877	-0.4669	-0.2528	0.036 7	-0.0427	0.1002
	2	0.5213	-0.0327	0.0009	-0.072	-0.0793	
Hasil perkiraan <i>Elman Backpropaga tion (MW)</i>	1	0.1204	-0.0157	0.0005	0.229 6	-0.4346	-0.028
	2	1.5036	-1.1282	-0.2862	0.835 9	-0.8533	
Hasil perkiraan <i>Cascade forward backpropaga tion (MW)</i>	1	0.027	-0.6867	-0.184	0.319 3	-0.3089	- 0.3817
	2	0.4821	-0.0011	-0.0016	0.000 5	-0.0283	

Bisa dilihat pada tabel dan grafik diatas bahwa, hasil perkiraan *feed-forward backpropagation*, *elman backpropagation* dan *cascade forward backpropagation* menghasilkan nilai yang tidak jauh berbeda, yang berarti ketiga jaringan merupakan jaringan yang bagus untuk dijadikan dasar perkiraan. Namun jika dilihat pada tabel dan grafik, nilai hasil perkiraan jaringan elman merupakan jaringan yang nilainya paling mendekati target (hasil perhitungan manual). Karena total *error Elman Backpropagation* nilainya -0.028 nilai ini mendekati 0 sehingga bisa dikatakan nilainya paling bagus dari pada metode *backpropagation* yang lain, Elman *backpropagation* juga sangat cocok digunakan untuk permasalahan *time series forecasting*. Hal ini dikarenakan arsitektur *Elman* memiliki *feedback loop*

sehingga mampu mempelajari dependensi waktu dari data latih dan memprediksi data yang akan datang menggunakan data uji.

Perkiraan ini bisa menjadi acuan apakah pada tahun 2023 kapasitas beban transformator tenaga masih cukup atau tidak melihat kapasitas beban transformator tenaga pada table 4.1 dan 4.3 maka kapasitas beban transformator tenaga 1 dan 2 adalah 30MW untuk transformator tenaga 1 dan 60MW untuk transformator tenaga 2, dan pada 2023 beban transformator tenaga 1 dan 2 adalah 25,67MW untuk transformator tenaga 1 dan 32,64MW di tambah 20MW pada trafo2 permintaan untuk adanya bandara NYIA sehingga bebannya menjadi 50,64 untuk transformator tenaga 2.