

PERMODELAN JARINGAN SARAF TIRUAN MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION UNTUK PREDIKSI BEBAN LISTRIK DI SUMATERA BAGIAN TENGAH

Muhammad Mayandre Bethatian^[1], Rahyul Amri^[2]

^[1]Informatics Engineering Study Program Student, ^[2]Informatics Engineering Lecturer
University of Riau Electrical Engineering Laboratory
Informatics Engineering Study Program S1, Faculty of Engineering, University of Riau
Bina Widya Km 12.5 Campus Simpang Baru, Panam, Pekanbaru 28293
Email : m.mayandre@student.unri.ac.id

ABSTRACT

Electricity loads thrive every time, where the amount of loads affect the availability and supply of electricity every day. The calculation of changes in electrical loads for every 30 minutes in 24 hours, electrical loads could produce various electrical pattern developments at certain times in different days, to understand the changes of the pattern of electricity loads for the future. These pattern could be use for prediction or forecasting method on the daily data of electrical loads using Artificial Neural Network (ANN) with the Backpropagation Method. The prediction is applied to daily electricity loads data for the SUMBAGTENG region (Central Sumatra), data from 2013 are used for training, 2014 are used for model testing, and data from 2015 as comparison of ANN prediction results from 2014 data testing. Optimal model training is obtained by trying each training function and changing various training parameters to get the lowest Mean Square Error (MSE) value. The results of various training ANN models showed that using the traincgp training function at 200 hidden layers and learning rate is 0.01 obtaining a training MSE value is 10025,265. By applying the optimal ANN model on the 2014 electrical loads to predict the 2015 electrical loads, the accuracy of error from the ANN model is obtained by the value of Mean Absolute Perscent Error (MAPE) is 5.42%.

Keywords: Electric loads, electric loads forecast, artificial neural network, Backpropagation.

1. PENDAHULUAN

Daya yang dihasilkan pembangkit tenaga listrik berbeda-beda, pengaktifan pembangkit tenaga listrik disesuaikan untuk memenuhi kebutuhan dari beban listrik pada hari tersebut, jumlah beban listrik yang diperlukan setiap hari berbeda-beda, perbedaan beban tersebut dapat dipengaruhi oleh waktu, tanggal, dan cuaca.

Beban listrik harian tersebut diprediksi setiap hari oleh kelompok unit penyaluran dan pusat pengaturan beban di PLN P3B Sumatera, dengan metode koefisien beban yang merupakan metode konvensional berbasis statistik, yang dilakukan dengan mempelajari data beban listrik terdahulu. Koefisien beban didapatkan untuk tiap-tiap 30 menit selama 24 jam untuk hari Senin hingga

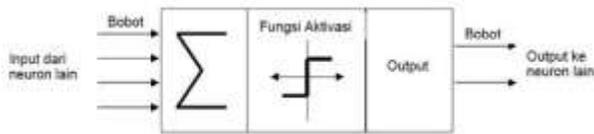
Minggu yang merupakan angka beban listrik yang digunakan pada per 30 menit pada hari tersebut. didapati berbagai pola listrik yang sama pada waktu-waktu tertentu, pada penelitian ini untuk dapat memahami atau mengetahui perubahan dan persamaan pola beban listrik tersebut kedepannya digunakan cara prediksi atau peramalan pada data harian beban listrik menggunakan JST (Jaringan Saraf Tiruan) dengan metode *backpropagation*.

2. LANDASAN TEORI

2.1. Struktur Neural Network

Dari struktur neuron pada otak manusia, dan proses kerja yang dijelaskan di atas, maka konsep dasar pembangunan neural network buatan (Artificial

Neural Network) terbentuk. Ide mendasar dari Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah mengadopsi mekanisme berpikir sebuah sistem atau aplikasi yang menyerupai otak manusia, baik untuk pemrosesan berbagai sinyal elemen yang diterima, toleransi terhadap kesalahan/error, dan juga parallel processing.



Gambar 1 Struktur JST

Karakteristik dari JST dilihat dari pola hubungan antar neuron, metode penentuan bobot dari tiap koneksi, dan fungsi aktivasinya. Gambar 1 di atas menjelaskan struktur JST secara mendasar, yang dalam kenyataannya tidak hanya sederhana seperti itu.

- Input, berfungsi seperti dendrite
- Output, berfungsi seperti akson
- Fungsi aktivasi, berfungsi seperti sinapsis

2.2. Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik (*Backpropagation*)

Jaringan saraf tiruan didefinisikan sebagai suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia. Jaringan saraf tiruan tercipta sebagai suatu generalisasi model matematis dari pemahaman manusia (*human cognition*) yang didasarkan atas asumsi sebagai berikut:

- 1) Pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron.
- 2) Isyarat mengalir di antara sel saraf/neuron melalui suatu sambungan penghubung.
- 3) Setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang bersesuaian. Bobot ini akan digunakan untuk menggandakan/mengalikan isyarat yang dikirim melaluinya.
- 4) Untuk menentukan output, setiap neuron menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan input yang diterima. Besarnya output ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.

Jaringan saraf tiruan perambatan balik merupakan salah satu model dari jaringan saraf

tiruan umpan maju dengan menggunakan pelatihan terbimbing yang disusun berdasar pada algoritma perambatan galat balik yang didasarkan pada aturan pembelajaran dengan koreksi kesalahan. Secara mendasar, proses dari perambatan galat balik ini terdiri atas dua tahap, yaitu umpan maju dan umpan mundur.

2.3. Mean Square Error (MSE)

Jaringan syaraf tiruan propagasi balik dilatih dengan metode belajar terbimbing. Pada metode ini jaringan diberi sekumpulan pasangan pola yang terdiri dari pola masukan dan pola yang diinginkan (target). Pelatihan dilakukan berulang-ulang sehingga dihasilkan jaringan yang memberikan tanggapan yang benar terhadap semua masukannya. Perhitungan kesalahan (*error*) merupakan pengukuran bagaimana jaringan dapat belajar dengan baik, sehingga jika dibandingkan dengan pola yang baru akan dengan mudah dikenali. Kesalahan (*error*) pada keluaran jaringan merupakan selisih antara keluaran sebenarnya (*current output*) dan keluaran yang diinginkan (*desired output*) atau target.

Selisih yang dihasilkan antara keduanya biasanya ditentukan dengan cara dihitung menggunakan persamaan :

- Sum Square Error (SSE) :

$$SSE = \sum_p \sum_j (T_{jp} - Y_{jp})^2$$
- Mean Square Error (MSE)

$$MSE = SSE / n_p \times n_j$$
- Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

dimana :

- T_{jp} = nilai keluaran yang diinginkan atau target jaringan syaraf.
- Y_{jp} = nilai keluaran jaringan syaraf
- n_p = jumlah seluruh pola
- n_j = jumlah keluaran

2.4. Mean Absolute Percent Error (MAPE)

Mean Absolute Percent Error (MAPE), juga dikenal sebagai Mean Absolute Percent Deviation (MAPD), adalah pengukuran akurasi prediksi dalam metode peramalan dalam statistik, misalnya dalam estimasi tren, juga digunakan sebagai fungsi

kerugian untuk masalah regresi dalam *machine learning*. Mengungkapkan akurasi sebagai persentase dari kesalahan. Karena angka ini adalah persentase, dapat lebih mudah dipahami daripada statistik lainnya. didefinisikan oleh rumus:

$$MAPE = \frac{100}{N} \times \sum_{i=1}^N \left| \frac{x_i - \hat{x}_i}{x_i} \right|$$

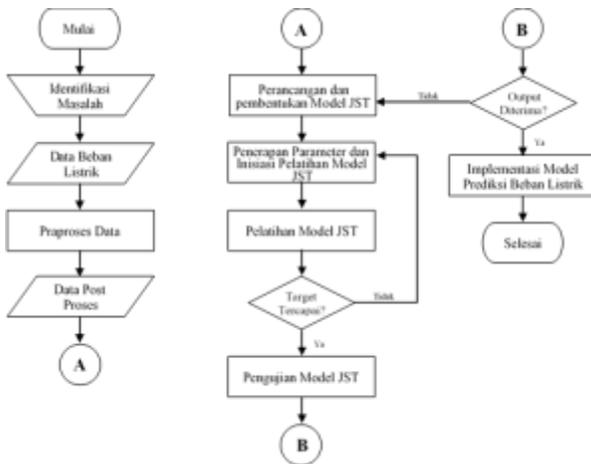
dimana:

- $\{x_i\}$ = Nilai asli dari data *time series*
- $\{\hat{x}_i\}$ = Nilai perkiraan atau hasil prediksi data *time series*
- N = Jumlah data (yang tidak hilang)

3. METODE PENELITIAN

3.1 Flowchart Penelitian

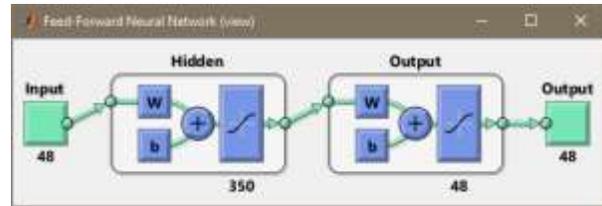
Untuk mencapai tujuan yang diharapkan, maka perlu dilakukan beberapa tahap pengerjaan sebagai alur kerja. Gambar 2 merupakan alur kerja dalam pengerjaan skripsi ini



Gambar 2 Flow Chart Penelitian

3.2 Rancangan Model dengan Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

Model JST merupakan jaringan *feed-forward* terlatih yang menggunakan metode *backpropagation* sebagai fungsi latihnya.



Gambar 3 Proses Pelatihan Model JST

Terdapat banyak fungsi pelatihan dengan metode *backpropagation*. Pada penelitian ini ada dua jenis fungsi pelatihan yang digunakan, yaitu *Gradient Descent* (traingd, traingda, traingdx, traingdm) dan *Conjugate Gradient* (traingcf, traingcp, traingcb). Untuk mencapai konvergensi yang lebih cepat untuk model yang dikembangkan, parameter diatur pada nilai *learning rate*, jumlah neuron pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan jenis fungsi pelatihannya.

Setelah melakukan banyak percobaan dengan mengubah nilai parameter pada setiap pelatihan model JST dengan menggunakan data latih beban listrik SUMBAGTENG tahun 2013, didapati bahwa dengan jumlah *epochs* = 2500, nilai *Learning Rate* = 0.01, dan *Max Fail* = 100, didapatkan nilai performance pelatihan cukup rendah dengan *Validation Stop* tercepat.

Penerapan rancangan pada model dilakukan dengan mencoba setiap parameter yang berpengaruh pada hasil performa latih, pada penelitian ini dilakukan perubahan pada fungsi latih (traingd, traingda, traingdx, traingdm, traingcf, traingcp, dan traingcb) dan jumlah *hidden layer*-nya (dengan rentang 100, 150, 200, 250, 300, 350, dan 400 layer).

Hasil pelatihan tersebut akan digunakan sebagai acuan perbandingan kemampuan hasil performa latih setiap fungsi pelatihan pada *hidden layer* tertentu dengan mengukur kinerja jaringan menurut nilai MSE (*Mean Square Error*) terendah menggunakan perhitungan MSE, semakin kecil nilai MSE, semakin dekat pula pelatihan untuk menemukan garis yang paling cocok atau sesuai dengan target latih.

Setelah ditemukan fungsi latih dengan nilai performa latih MSE terendah dari hasil pelatihan setiap fungsi training, maka fungsi latih tersebut akan digunakan untuk tahap selanjutnya.

4. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

4.1 Pembagian Data Pelatihan

Sebelum dilakukannya pelatihan model JST, akan dilakukannya pembagian data latih, fungsi pembagi diakses secara otomatis setiap kali jaringan dilatih, dan digunakan untuk membagi data ke dalam subset pelatihan (*training*), validasi (*validation*), dan pengujian (*testing*). Jika fungsi pembagi diatur ke 'dividerand' (*default*), maka data secara acak dibagi menjadi tiga himpunan bagian menggunakan parameter pembagian secara rasio (*ratio*). Fraksi data yang ditempatkan di set pelatihan adalah $\text{trainRatio} / (\text{trainRatio} + \text{valRatio} + \text{testRatio})$, dengan formula yang sama untuk dua set lainnya. Rasio *default* untuk pelatihan, pengujian dan validasi masing-masing adalah 0,7, 0,15 dan 0,15.

4.2 Pelatihan Pada Setiap Fungsi Training

Setelah dilakukannya pelatihan model JST, performa latih akan diperiksa untuk menentukan baik atau buruknya performa *output* pelatihan model JST tersebut terhadap data target dari model JST itu sendiri, dengan memperhatikan nilai-nilai performa dari pembagian data latih sebelumnya, yaitu MSE perf, train perf, val perf, test perf. Untuk mendapatkan nilai performa dari MSE perf, train per, dan test perf digunakan Rumus II.20 yaitu mencari nilai MSE, perbedaannya adalah:

- Untuk MSE perf, data prediksi dikurang data asli lalu hasilnya dipangkatkan dua.
- Untuk train perf, data trainRatio dikurang data asli lalu hasilnya dipangkatkan dua.
- Untuk val perf, data valRatio dikurang data asli lalu hasilnya dipangkatkan dua.
- Untuk test perf, data testRatio dikurang data asli lalu hasilnya dipangkatkan dua.

Tabel 1 Pelatihan fungsi latih traingd

Traingd						
Hidden Layer	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	95702,10569	94120,59863	89754,94176	108952,9568	VS
150	0,01	95429,71479	98279,91664	85042,02551	92654,65367	VS
200	0,01	90121,0681	104830,8305	100756,3665	99765,03163	VS
250	0,01	103266,056	105926,3849	99474,10279	94772,12675	VS
300	0,01	96748,71578	98115,01462	96240,02313	90913,50121	VS
350	0,01	83339,56701	105801,6087	100796,5747	98915,09513	VS
400	0,01	104319,9745	108016,8102	96500,82666	95066,46262	VS

Tabel 2 Pelatihan fungsi latih traingda

Traingda						
Hidden Layer	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	91278,472	95502,121	84836,326	78215,041	VS
150	0,01	88909,363	87786,502	81789,16	101215,14	VS
200	0,01	96922,385	96250,116	97528,386	99421,042	VS
250	0,01	108723,74	109368,67	109410,38	105058,72	VS
300	0,01	89475,547	87793,434	106229,8	80824,797	VS
350	0,01	92453,835	89788,027	102067,87	95150,98	VS
400	0,01	96953,841	98215,899	101995,62	85858,974	VS

Tabel 3 Pelatihan fungsi latih traingdx

Traingdx						
Hidden Layer	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	113508,5074	114579,9711	114508,2518	107560,5487	VS
150	0,01	91223,42326	92912,55874	75618,73283	99027,37891	VS
200	0,01	131906,9535	131968,0645	133136,7929	130394,8922	VS
250	0,01	90389,72752	92276,45815	92216,77045	79849,41952	VS
300	0,01	90871,69018	90023,15988	88473,93944	97188,10809	VS
350	0,01	102675,4841	102432,1768	95055,11726	111419,4884	VS
400	0,01	137616,1624	139350,1933	132536,2591	134687,9959	VS

Tabel 4 Pelatihan fungsi latih traingdm

Traingdm						
Hidden Layer	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	172782,82	166570,16	175141,52	199115,36	VS
150	0,01	122045,64	124617,54	112607,76	119387,64	VS
200	0,01	206575,3	208102,06	205806,76	200292,99	VS
250	0,01	188548,82	188908,84	189925,3	185509,66	VS
300	0,01	211476,57	212575,84	207802,58	210027,6	VS
350	0,01	111291,4	109962,2	110919,31	117947,17	VS
400	0,01	110614,65	118288,36	91844,227	93946,486	VS

Tabel 5 Pelatihan fungsi latih traingcgf

Traingcgf						
Hidden Layer	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	18210,93002	14666,21031	28657,19505	24134,82512	VS
150	0,01	12972,79998	12672,57811	12165,36826	15157,48888	VS
200	0,01	14309,61751	14518,53369	13386,89739	14267,52472	VS
250	0,01	19658,83231	16119,79544	32686,75348	23101,77191	VS
300	0,01	11851,76638	9821,203832	20109,76403	12971,27577	VS
350	0,01	13362,31812	12613,87317	13871,46399	16309,62706	VS
400	0,01	13032,41973	10889,6904	21574,579	14385,77408	VS

Tabel 6 Pelatihan fungsi latih traincgp

Traincgp	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	10397,213	9894,5416	11761,475	11354,381	VS
150	0,01	10341,913	9799,5867	10927,606	12260,785	VS
200	0,01	10025,265	8452,6044	12372,241	15012,391	VS
250	0,01	12522,827	12629,916	13764,124	10786,977	VS
300	0,01	19330,866	19285,905	19765,261	19104,106	VS
350	0,01	15680,266	13986,97	23966,356	15236,853	VS
400	0,01	11295,347	10618,795	11385,505	14329,632	VS

Tabel 7 Pelatihan fungsi latih traincgb

Traincgb	Learning Rate	MSE perf	train perf	val perf	test perf	Stop Condition
100	0,01	13557,78508	11587,31771	14645,22259	21570,32414	VS
150	0,01	13447,79543	12882,68699	18587,69058	10917,67379	VS
200	0,01	10671,18351	10035,11614	9581,17947	14698,66228	VS
250	0,01	10360,5882	7221,6986	17880,72152	17523,72737	VS
300	0,01	11442,43558	9852,228093	16886,92081	13341,81763	VS
350	0,01	12350,96537	10106,21455	25901,24213	9167,356021	VS
400	0,01	10742,81931	9953,102521	10618,28086	14598,8822	VS

4.3 Fungsi Pelatihan Optimal

Dari hasil pelatihan fungsi latih diatas diambil nilai performa MSE terkecil dari setiap fungsi latih, didapatkan:

Tabel 8 Nilai MSE terkecil dari setiap fungsi latih

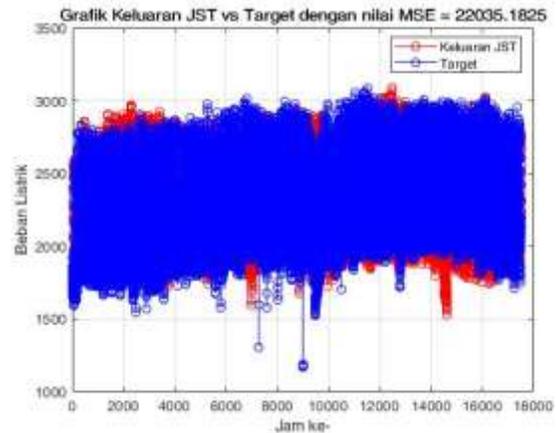
Training Function	Hidden Layer	Learning Rate	MSE perf
Traingd	350	0,01	83339,56701
Traingda	150	0,01	88909,363
Traingdx	250	0,01	90389,72752
Traingdm	350	0,01	111291,4
Traincgf	300	0,01	11851,76638
Traincgp	200	0,01	10025,265
Traincgb	250	0,01	10360,5882

Setelah dibandingkan nilai terkecil dari setiap fungsi latih, didapatkan bahwa nilai performa latih paling kecil yaitu pelatihan dengan menggunakan fungsi latih traincgp dengan hidden layer 200 dan learning rate 0,01.

4.4 Pengujian Model JST

Setelah didapatkannya model JST dengan nilai performa latih terendah pada setiap fungsi training, akan dilakukannya pengujian model tersebut pada

data yang belum pernah dilatih sebelumnya, yaitu data beban listrik harian SUMBAGTENG tahun 2014 untuk memprediksi beban listrik tahun 2015.



Gambar 4 Hasil Prediksi Beban Listrik SUMBAGTENG Tahun 2015

Pada Gambar 4 hasil keluaran JST ditampilkan dengan plot berwarna merah, dan target atau beban listrik SUMBAGTENG tahun 2015 ditampilkan dengan plot berwarna biru. Untuk menunjukkan bahwa hasil prediksi JST baik atau tidak, dapat dilihat dengan dekatnya titik-titik setiap warna plot pada baris horizontal atau pada setiap Jam ke-sekian.



Gambar 9 Prediksi Pada Hari Pertama (0 – 48 jam)

Gambar 9 menunjukkan grafik dari hasil prediksi tanggal 1 Januari 2015, dapat diamati langsung bahwa nilai dari keluaran JST mendekati nilai dari target dimana titik-titik plot merah dan plot biru sangat dekat, untuk mengetahui berapa nilai akurasi

dari prediksi untuk tanggal 1 Januari 2015, dapat dilihat pada tabel dibawah.

Tabel 7 Hasil Prediksi Tanggal 1 Januari 2015

Waktu	Beban Real (MW)	JST (MW)	Real JST (Beban Real - JST)	Error JST (%) (Real JST/Beban Real*100)
00.30	1922,13	1865,19	56,94	2,96
01.00	1862,63	1837,51	25,12	1,35
01.30	1804,38	1821,31	-16,93	0,94
02.00	1742,79	1780,20	-37,41	2,15
02.30	1709,27	1774,69	-65,42	3,83
03.00	1680,95	1763,33	-82,38	4,90
03.30	1682,70	1767,23	-84,53	5,02
04.00	1657,44	1755,05	-97,61	5,89
04.30	1677,75	1750,68	-72,93	4,35
05.00	1726,39	1811,21	-84,82	4,91
05.30	1812,37	1691,80	120,57	6,65
06.00	1855,44	1849,86	5,58	0,30
06.30	1836,60	1699,63	136,97	7,46
07.00	1794,99	1806,07	-11,08	0,62
07.30	1779,07	1839,58	-60,51	3,40
08.00	1730,81	1834,27	-103,46	5,98
08.30	1693,28	1783,25	-89,97	5,31
09.00	1689,94	1759,78	-69,84	4,13
09.30	1693,82	1754,82	-61,00	3,60
10.00	1686,83	1750,80	-63,97	3,79
10.30	1675,24	1741,05	-65,82	3,93
11.00	1702,41	1761,95	-59,54	3,50
11.30	1656,62	1749,89	-93,27	5,63
12.00	1646,13	1775,72	-129,59	7,87
12.30	1650,38	1763,04	-112,66	6,83
13.00	1673,38	1728,52	-55,14	3,29
13.30	1686,75	1681,40	5,35	0,32
14.00	1653,95	1670,67	-16,72	1,01
14.30	1661,14	1721,79	-60,65	3,65
15.00	1658,21	1748,16	-89,95	5,42
15.30	1660,93	1758,40	-97,47	5,87
16.00	1678,46	1826,58	-148,12	8,82
16.30	1727,96	1865,55	-137,59	7,96
17.00	1797,76	1894,69	-96,93	5,39
17.30	1879,00	1955,25	-76,25	4,06
18.00	2086,26	2199,39	-113,13	5,42
18.30	2294,23	2514,15	-219,92	9,59
19.00	2464,17	2551,45	-87,29	3,54
19.30	2463,79	2571,38	-107,59	4,37
20.00	2407,54	2546,71	-139,17	5,78
20.30	2387,97	2513,97	-126,00	5,28
21.00	2328,11	2475,94	-147,83	6,35
21.30	2257,41	2376,59	-119,18	5,28
22.00	2160,85	2280,18	-119,33	5,52
22.30	2055,92	2178,84	-122,92	5,98
23.00	1971,79	2050,08	-78,29	3,97
23.30	1879,08	1976,29	-97,21	5,17
00.00	1802,23	1804,11	-1,88	0,10
MAPE (%) (jumlah rata-rata dari kolom Error JST)				4,53

Tabel 7 di atas memperlihatkan hasil dari prediksi beban listrik harian pada tanggal 1 Januari 2015 di SUMBAGTENG.

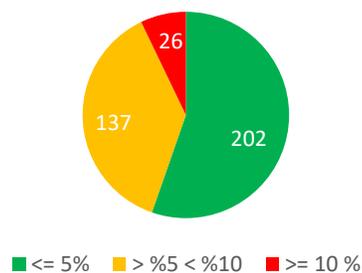
Untuk menunjukkan nilai akurasi prediksi pada tanggal 1 Januari 2015 digunakan nilai pesen rata-rata absolut atau *Mean Absolute Percent Error* (MAPE) dari *error* JST yaitu sebesar 4,53%. Dihasilkan dengan menghitung rata-rata dari seluruh *error* JST.

Untuk lebih memahami uraian tersebut, diambil contoh dari waktu 00.30 pada Tabel 4.2.1, diketahui nilai asli pada waktu tersebut adalah 1922,13 dan

nilai prediksi JST-nya adalah 1865,19, maka nilai selisih (Nilai Asli – Hasil JST) dari dua nilai tersebut tersebut adalah 56,94, maka dihitung berapa persen *error* JST dari nilai asli tersebut (Nilai Selisih/Nilai Asli * 100), maka didapat hasil dari perhitungan tersebut adalah 2,96% yang merupakan nilai *error* JST pada waktu 00.30, dengan menghitung rata-rata dari seluruh *error* JST didapatkan nilai akurasi prediksi tanggal 1 Januari 2015 sebesar 4,53%.

hasil MAPE dari 365 hari hasil prediksi beban listrik tahun 2015 di SUMBAGTENG, berdasarkan hasil tersebut didapatkan nilai MAPE tertinggi terjadi di tanggal 19 Juli 2015 sebesar 23,26%. dan nilai MAPE terendah di tanggal 3 September 2015 sebesar 1,55%. Rata-rata *error* dari 365 hari hasil prediksi untuk tahun 2015 sebanyak 5,42%, merupakan nilai akurasi *error* dari penilitan ini.

MAPE Prediksi Beban Listrik SUMBAGTENG Tahun 2015



Gambar 10 Pie Chart Penyebaran Data Prediksi

Data prediksi berjumlah 365 data dengan hasil data prediksi yang memiliki nilai MAPE lebih dari 10% sebanyak 26 data, hasil data prediksi yang memiliki nilai MAPE kurang dari sama dengan 5% sebanyak 202 data, dan jumlah hasil data yang memiliki nilai MAPE lebih dari 5% dan kurang dari 10% sebanyak 137 data.

KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilaksanakan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

- 1) Data input pelatihan berupa data beban listrik SUMBAGTENG tahun 2013 sebanyak 365 data, dan data target pelatihan berupa data beban listrik SUMBAGTENG tahun 2014 sebanyak 365 data.
- 2) Setelah melakukan berbagai pelatihan dengan mengubah nilai pada fungsi latih dan parameter pelatihan, didapatkannya model JST dengan fungsi pelatihan traincgp dengan 200 hidden layer dan 0,01 learning rate memiliki nilai peforma paling rendah yaitu nilai MSE perf 10025,265.
- 3) Pengujian model JST menggunakan fungsi pelatihan traincgp dengan 200 hidden layer dan 0,01 learning rate pada 365 data beban listrik harian SUMBAGTENG tahun 2014 untuk memprediksi beban listrik harian SUMBAGTENG 2015, menghasilkan MAPE sebesar 5,42%, dengan jumlah hasil data prediksi yang memiliki nilai akurasi MAPE lebih dari (>) 10% sebanyak 26 data, jumlah hasil data prediksi yang memiliki nilai akurasi MAPE kurang dari sama dengan (<=) 5% sebanyak 202 data, dan sisa 186 data memiliki nilai akurasi MAPE besar dari 5% dan kecil dari 10%
- 4) Hasil dari permodelan JST ini dapat dijadikan solusi untuk mengatasi masalah besarnya persentase kesalahan akibat kelirunya prediksi beban listrik di region SUMBAGTENG, dengan nilai rata-rata akurasi error sebesar 5,42%,.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adrian Michael Wibisono, 2000, Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Peramalan, Jurnal Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri, Jurusan Teknik Industri – Universitas Kristen Petra.
- [2] Fausett, L., 1994, Fundamentals of Neural Network, Architecture, Algorithms, And

Applications, Printice-Hall, Inc, London.

- [3] Hanke, John E and Winchern, Dean W., 2004. Business Forecasting Eight Edition. United States of Amerika : Pearson Education, Inc.
- [4] Hasim, Agus, 2008, Prakiraan Beban Listrik Kota Pontianak Dengan Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural Network), Tesis Sekolah Pasca Sarjana FMIPA Institut Pertanian Bogor.
- [5] Hermawan, Arief, 2006, Jaringan Saraf Tiruan (Teori dan Aplikasi), C.V Andi Offset, Yogyakarta.
- [6] Jong, J.S, 2005, Jaringan Saraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab, C.V Andi Offset, Yogyakarta.
- [7] Liu, Derong et al. (2011). Advance in Neural Network. Berlin : Springer
- [8] Kusumadewi, Felasufah. 2014. Peramalan Harga Emas Menggunakan Feedforward Neural Network dengan Algoritma Backpropagation. Yogyakarta: Skripsi Universitas Negeri Yogyakarta.

