

Perbandingan Kinerja Algoritma Polak-Ribiere dengan Powel-Beale untuk Prediksi Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga

Abdi Maulana Silalahi

Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Email: abdisilalahi860@gmail.com

Abstract

Rasio gas rumah tangga merupakan rasio untuk mengetahui kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba selama periode tertentu dan juga memberikan gambaran tentang tingkat efektifitas manajemen perusahaan dalam melaksanakan kegiatan operasinya. Dengan pertimbangan pentingnya gas tersebut, pemerintah selalu berupaya untuk meningkatkan kebutuhan industri, pertimbangan tersebut menjadi semakin penting bagi Indonesia karena jumlah penduduknya semakin besar. Oleh karena itu perlu dilakukannya prediksi terhadap tingkat penggunaan gas rumah tangga, agar pemerintah ataupun pihak lainnya dapat menjadikan ini menjadi acuan dan referensi dalam mengatasi masalah. Metode prediksi yang pemakalah gunakan yaitu Resilient Backpropagation yang mana metode ini merupakan salah satu metode jaringan saraf tiruan yang kerap digunakan untuk melakukan prediksi data. Data yang digunakan yaitu data rasio penggunaan gas rumah tangga mulai dari tahun 2016-2020 diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Indonesia. Berdasarkan data ini dibentuk dan ditentukan model arsitektur jaringan, yaitu 3-5-1, 3-7-1 dan 3-9-1. Dari model tersebut digunakanlah 2 metode yaitu Polak-Ribiere dan Powel-Beale. Dari 3 model setelah dilakukan pelatihan dan pengujian, maka diperoleh bahwa model 3-7-1 menjadi model arsitektur terbaik dari masing-masing metode. Tingkat akurasi dari metode Polak-Ribiere dengan model 3-7-1 memiliki nilai MSE sebesar 0,0000709089 dan metode Powel-Beale dengan model 3-7-1 memiliki nilai MSE sebesar 0,0000635850.

Keywords: Perbandingan, Kinerja, Polak-Ribiere, Powel-Beale

1. Pendahuluan

Seiring dengan program pemerintah dalam upaya mengurangi konsumsi minyak tanah ke gas, masyarakat dituntut beralih bahan bakar dari minyak ke gas. Dengan mengurangi subsidi untuk minyak tanah, sehingga menyebabkan harga minyak tanah semakin tinggi, serta masyarakat beralih menggunakan gas untuk memenuhi kebutuhan rumah tangga. Pemerintah dapat menghemat subsidi hingga Rp. 15–Rp. 20 triliun jika program ini berhasil [1]. Rasio gas rumah tangga merupakan rasio untuk mengetahui kemampuan perusahaan dalam menghasilkan laba selama periode tertentu dan juga memberikan gambaran tentang tingkat efektifitas manajemen perusahaan dalam melaksanakan kegiatan operasinya [2]. Dengan pertimbangan pentingnya gas tersebut, pemerintah selalu berupaya untuk meningkatkan kebutuhan industri. Tercatat dari sejak tahun 2015 hingga tahun 2020 rasio gas rumah tangga di Indonesia terus mengalami peningkatan. Tidak hanya dalam skala nasional tapi juga berdasarkan provinsi. Untuk menstabilkan persediaan dan harga Gas, maka pemerintah harus mengetahui kebutuhan gas di Indonesia. Melihat permasalahan yang cukup kompleks tersebut, tentunya dibutuhkan suatu metode yang dapat lebih efektif dalam melakukan pengelompokan data rasio pengguna gas rumah tangga berdasarkan provinsi di Indonesia dalam pemenuhan kebutuhan bahan masak di

Indonesia. Adapun metode yang akan digunakan dalam rasio penggunaan gas rumah tangga berdasarkan provinsi di Indonesia[3].

2. Metodologi Penelitian

Pada Metode penelitian ini, dimana terlebih dahulu yang dihitung adalah rata- rata dari jumlah pengguna gas rumah tangga menurut provinsi di Indonesia periode 2016-2020. Berikut merupakan data jumlah pengguna gas rumah tangga berdasarkan provinsi di Indonesia periode 2016-2020[4].

Tabel 1. Data jumlah pengguna gas rumah tangga

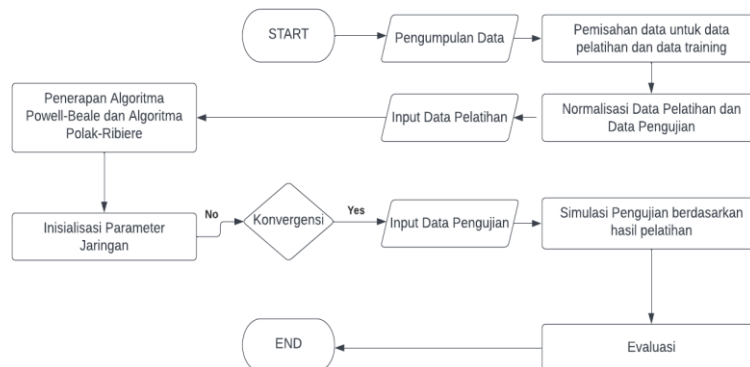
No	Provinsi	Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga				
		2016	2017	2018	2019	2020
1	ACEH	77.94	82.96	85.35	87.06	90.23
2	SUMATERA UTARA	75.43	78.17	80.42	83.73	85.37
3	SUMATERA BARAT	54.73	61.99	66.36	72.48	75.21
4	RIAU	81.18	83.74	86.50	87.00	90.81
5	JAMBI	69.42	75.69	77.29	81.22	84.35
6	SUMATERA SELATAN	84.12	88.29	89.26	91.79	92.97
7	BENGKULU	74.51	80.10	84.80	87.23	89.51
8	LAMPUNG	67.90	76.70	78.04	81.46	86.41
9	KEP. BANGKA BELITUNG	76.48	79.57	81.42	85.68	91.87
10	KEP. RIAU	76.26	75.27	74.66	82.23	86.09
11	DKI JAKARTA	89.38	87.53	91.78	89.14	89.52
12	JAWA BARAT	83.89	85.63	86.17	88.41	89.05
13	JAWA TENGAH	73.30	79.24	80.13	82.54	85.63
14	DI YOGYAKARTA	65.12	71.66	73.16	72.33	76.25
15	JAWA TIMUR	73.77	76.58	78.21	80.46	83.35
16	BANTEN	83.50	84.80	86.57	88.66	88.88
17	BALI	69.53	72.38	74.95	78.08	81.05
18	NUSA TENGGARA BARAT	49.40	54.85	58.87	58.23	61.65
19	NUSA TENGGARA TIMUR	0.57	0.51	1.04	1.20	1.01
20	KALIMANTAN BARAT	79.52	85.97	87.01	88.87	90.55
21	KALIMANTAN TENGAH	51.07	69.27	76.71	82.29	85.25
22	KALIMANTAN SELATAN	64.63	74.17	75.09	80.08	82.68
23	KALIMANTAN TIMUR	93.71	94.90	94.11	95.27	95.07
24	KALIMANTAN UTARA	62.71	68.20	75.33	78.57	82.09
25	SULAWESI UTARA	64.22	68.59	72.61	75.31	78.87
26	SULAWESI TENGAH	29.45	47.88	52.61	49.57	59.55
27	SULAWESI SELATAN	82.55	85.13	86.89	88.47	89.98
28	SULAWESI TENGGARA	43.80	50.55	56.92	59.01	62.38
29	GORONTALO	65.95	77.21	81.22	84.84	88.56
30	SULAWESI BARAT	63.32	69.07	74.47	78.37	80.39
31	MALUKU	0.65	0.44	0.75	0.89	0.80
32	MALUKU UTARA	0.65	0.89	1.70	1.23	0.97
33	PAPUA BARAT	1.59	3.42	4.50	4.32	4.35
34	PAPUA	0.80	0.88	1.13	1.39	1.73

Data tersebut kemudian terlebih dahulu dicari nilai rata-ratanya, untuk mempermudah pengerjaannya, peneliti dalam melakukan pencarian nilai rata-rata di *Microsoft Excel*. Berikut merupakan data jumlah rata-rata pengguna gas rumah tangga berdasarkan provinsi di Indonesia periode 2016-2020 (Sumber: www.bps.go.id) yang telah diolah ke dalam *Microsoft Excel* untuk mempermudah cara perhitungan [5].

Tabel 2. Jumlah Rata Rata penggunaan gas rumah tangga berdasarkan provinsi

No	Provinsi	Rata Rata
1	ACEH	84,71
2	SUMATERA UTARA	80,62
3	SUMATERA BARAT	66,15
4	RIAU	85,85
5	JAMBI	77,59
6	SUMATERA SELATAN	89,29
7	BENGKULU	83,23
8	LAMPUNG	78,1
9	KEP. BANGKA BELITUNG	83
10	KEP. RIAU	78,9
11	DKI JAKARTA	89,47
12	JAWA BARAT	86,63
13	JAWA TENGAH	80,17
14	DI YOGYAKARTA	71,7
15	JAWA TIMUR	78,47
16	BANTEN	86,48
17	BALI	75,2
18	NUSA TENGGARA BARAT	56,6
19	NUSA TENGGARA TIMUR	0,87
20	KALIMANTAN BARAT	86,38
21	KALIMANTAN TENGAH	72,92
22	KALIMANTAN SELATAN	75,33
23	KALIMANTAN TIMUR	94,61
24	KALIMANTAN UTARA	73,38
25	SULAWESI UTARA	71,92
26	SULAWESI TENGAH	47,81
27	SULAWESI SELATAN	86,6
28	SULAWESI TENGGARA	54,53
29	GORONTALO	79,56
30	SULAWESI BARAT	73,12
31	MALUKU	0,71
32	MALUKU UTARA	1,09
33	PAPUA BARAT	3,64
34	PAPUA	1,19

2.1. Tahapan Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Gambar 1 dapat dijelaskan hal pertama yang dilakukan yaitu mengumpulkan dataset. Data yang digunakan ialah data Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga. Lalu hal yang dilakukan yaitu membagi data menjadi dua yaitu data training dan data testing. Lalu menentukan model arsitektur dan menentukan metode yang akan digunakan untuk proses pelatihan dan pengujian, setelah selesai maka diperoleh hasil berdasarkan metode dan model yang digunakan. Lalu dipilihlah yang terbaik dari model yang telah digunakan

2.2. Normalisasi

Berdasarkan tabel 1, data dibagi menjadi dua. Data tahun 2016-2018 dengan target 2019 dijadikan sebagai data pelatihan, lalu data tahun 2017-2019 dengan target 2020 dijadikan sebagai data pengujian. Lalu data yang dibagi dua tersebut dinormalisasikan dengan persamaan (1).

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \quad (1)$$

Keterangan :

x' = Hasil Normalisasi

x = Data yang akan dinormalisasi

a = Data Terkecil dari dataset

b = Data terbesar dari dataset

3. Hasil Dan Pembahasan

3.1 Pemisahan Data Pelatihan dan Pengujian

Variabel penelitian yang digunakan pada artikel ini ada 2 bagian, yakni variabel input dan variabel output. Variabel input ada 2, yakni tahun 2016- 2018 untuk data training dan pada tahun 2017-2019 untuk data testing. Sedangkan variabel output ada 2, yakni Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga pada tahun 2019 dan Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga pada tahun 2020 Singkatan dan Akronim

3.2 Hasil data Normalisasi

Tabel 3 berikut merupakan hasil normalisasi data pelatihan yang digunakan pada tahun 2016 sampai 2018 dengan tahun 2019 sebagai target. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1)

Tabel 3. Hasil Normalisasi Data Pelatihan

No	2016	2017	2018	2019
1	0,7538	0,7962	0,8163	0,8307
2	0,7326	0,7557	0,7747	0,8026
3	0,558	0,6192	0,6561	0,7077
4	0,7811	0,8027	0,826	0,8302
5	0,6819	0,7348	0,7483	0,7815
6	0,8059	0,8411	0,8493	0,8706
7	0,7249	0,772	0,8117	0,8322
8	0,6691	0,7433	0,7546	0,7835
9	0,7415	0,7676	0,7832	0,8191
10	0,7396	0,7313	0,7261	0,79
11	0,8503	0,8347	0,8706	0,8483
12	0,804	0,8187	0,8232	0,8421



No	2016	2017	2018	2019
13	0,7147	0,7648	0,7723	0,7926
14	0,6457	0,7008	0,7135	0,7065
15	0,7186	0,7423	0,7561	0,7751
16	0,8007	0,8117	0,8266	0,8442
17	0,6829	0,7069	0,7286	0,755
18	0,513	0,559	0,5929	0,5875
19	0,1011	0,1006	0,1051	0,1064
20	0,7671	0,8215	0,8303	0,846
21	0,5271	0,6807	0,7434	0,7905
22	0,6415	0,722	0,7298	0,7719
23	0,8868	0,8969	0,8902	0,9
24	0,6253	0,6716	0,7318	0,7591
25	0,6381	0,6749	0,7088	0,7316
26	0,3447	0,5002	0,5401	0,5145
27	0,7927	0,8145	0,8293	0,8426
28	0,4658	0,5227	0,5765	0,5941
29	0,6527	0,7476	0,7815	0,812
30	0,6305	0,679	0,7245	0,7574
31	0,1018	0,1	0,1026	0,1038
32	0,1018	0,1038	0,1106	0,1067
33	0,1097	0,1251	0,1343	0,1327

Tabel 4 berikut merupakan hasil normalisasi data pelatihan yang digunakan pada tahun 2017 hingga 2019 dengan tahun 2020 sebagai target. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1)

Tabel 4. Hasil Normalisasi Data Pelatihan

No	2016	2017	2018	2019
1	0,7962	0,8163	0,8307	0,8575
2	0,7557	0,7747	0,8026	0,8165
3	0,6192	0,6561	0,7077	0,7308
4	0,8027	0,826	0,8302	0,8624
5	0,7348	0,7483	0,7815	0,8079
6	0,8411	0,8493	0,8706	0,8806
7	0,772	0,8117	0,8322	0,8514
8	0,7433	0,7546	0,7835	0,8253
9	0,7676	0,7832	0,8191	0,8713
10	0,7313	0,7261	0,79	0,8226
11	0,8347	0,8706	0,8483	0,8515
12	0,8187	0,8232	0,8421	0,8475
13	0,7648	0,7723	0,7926	0,8187
14	0,7008	0,7135	0,7065	0,7395
15	0,7423	0,7561	0,7751	0,7994
16	0,8117	0,8266	0,8442	0,8461
17	0,7069	0,7286	0,755	0,78
18	0,559	0,5929	0,5875	0,6164
19	0,1006	0,1051	0,1064	0,1048
20	0,8215	0,8303	0,846	0,8602
21	0,6807	0,7434	0,7905	0,8155
22	0,722	0,7298	0,7719	0,7938
23	0,8969	0,8902	0,9	0,8983



No	2016	2017	2018	2019
24	0,6716	0,7318	0,7591	0,7888
25	0,6749	0,7088	0,7316	0,7616
26	0,5002	0,5401	0,5145	0,5987
27	0,8145	0,8293	0,8426	0,8554
28	0,5227	0,5765	0,5941	0,6225
29	0,7476	0,7815	0,812	0,8434
30	0,679	0,7245	0,7574	0,7745
31	0,1	0,1026	0,1038	0,103
32	0,1038	0,1106	0,1067	0,1045
33	0,1251	0,1343	0,1327	0,133

Pada tabel 3 dan 4, pengolahan data dibantu dengan tools matlab 2011b dalam menentukan model arsitektur terbaik dengan Resilient. Arsitektur 2 metode Pollak-Ribiere dan Powel-Beale setiap metode terdiri dari 3 model, yakni: 3-5-1, 3-7-1, 3-9-1. Cara menentukan model arsitektur terbaik dengan metode Resilient adalah menentukan error minimum dari proses training dan testing yang dilakukan. Pada penelitian ini, parameter kode yang digunakan dianalisis menggunakan aplikasi Matlab 2011b yang dapat dilihat pada tabel 4 dan tabel 5 berikut.

Tabel 5. Metode Traincgb (Powel-Beale)(Pollak-Ribiere)

Kode Training	Kode Testing
<pre>net=newff(minmax(P),[hidden layer,output layer],{'tansig','logsig'},'traincgb'); >> net.IW{1,1}; >> net.trainParam.epochs = 1000; >> net.trainParam.show = 25; >> net.trainParam.showCommandLine = 0; >> net.trainParam.showWindow = 1; >> net.trainParam.goal = 0; >> net.trainParam.time = inf; >> net.trainParam.min_grad = 1e-6; >> net.trainParam.max_fail = 5; >> net.trainParam.searchFcn = 'srchcha' [a,Pf,Af,e,perf] = sim(net,p,[],[],t)</pre>	<pre>>> PP=[input data penguajian] >> TT=[output penguajian] [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)</pre>

Tabel 4. Metode Traincgp

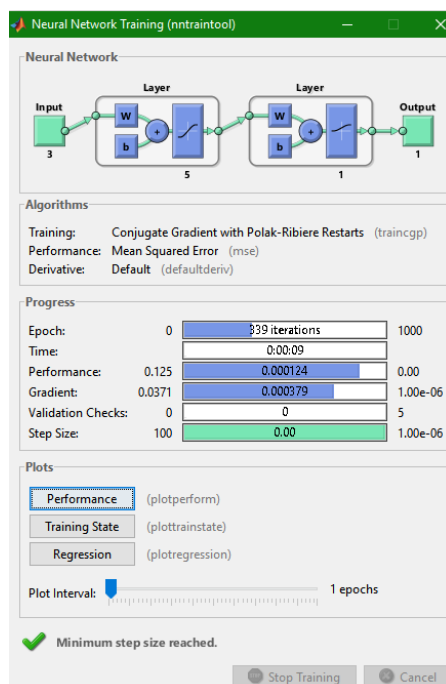
Kode Training	Kode Testing
<pre>>> net=newff(minmax(P),[hidden layer,output layer],{'tansig','logsig'},'traincgp'); >> net.IW{1,1}; >> net.b{1}; >> net.LW{2,1}; >> net.b{2}; >> net.trainParam.epochs = 1000; >> net.trainParam.goal = 0; >> net.trainParam.max_fail = 5; >> net.trainParam.mem_reduc = 1;</pre>	<pre>>> PP=[input data penguajian] >> TT=[output penguajian] [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)</pre>

Kode Training	Kode Testing
<pre>>> net.trainParam.min_grad = 1e-10; >> net.trainParam.mu = 0.001; >> net.trainParam.mu_dec = 0.1; >> net.trainParam.mu_inc = 10; >> net.trainParam.mu_max = 1e10; >> net.trainParam.show = 25; >> net.trainParam.showCommandLine = 0; >> net.trainParam.showWindow = 1; >> net.trainParam.time = inf; [a,Pf,Af,e,perf] = sim(net,p,[],[],t)</pre>	

3.2.1. Pelatihan dan Pengujian dengan Metode 3-5-1

a) Training Dengan Metode Traincgp (Polak-Ribiere)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-5-1 dapat dilihat pada Gambar 2 berikut

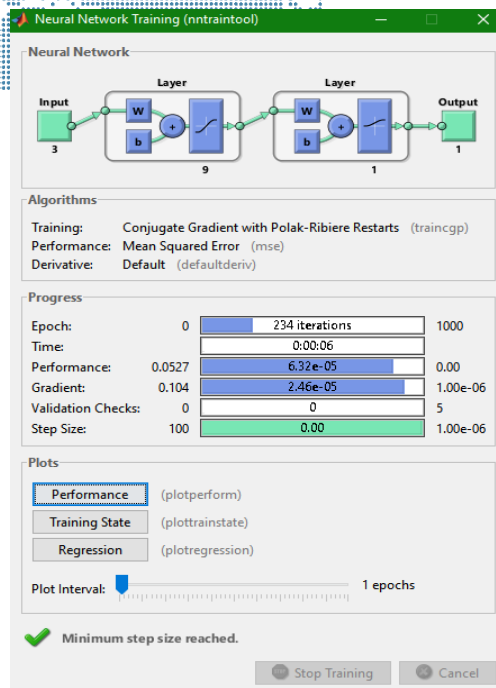


Gambar 2. Training dengan model 3-5-1

Penjelasan Gambar 2 hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-5-1 menghasilkan epoch sebesar 339 iterasi.

b) Testing dengan metode traincgp (Polak-Ribire)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-5-1 dapat dilihat pada Gambar 3 berikut.



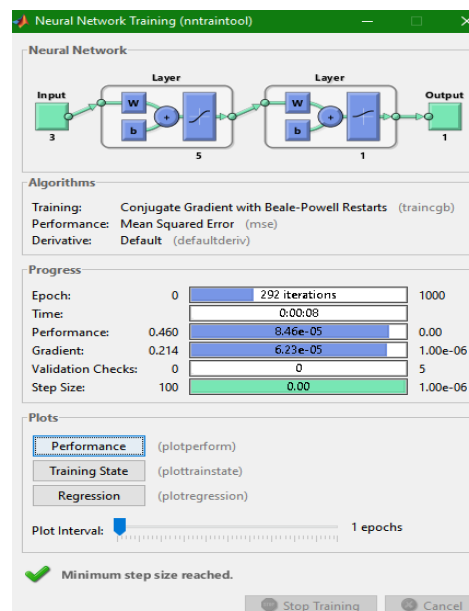
Gambar 3. Testing dengan model 3-9-1

Penjelasan Gambar 3 hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-9-1 menghasilkan epoch sebesar 234 iterasi.

3.2.2. Pelatihan dan Pengujian dengan Model 3-5-1

a) Training Dengan Metode Traincgb (Powel-Beale)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-5-1 dapat dilihat pada Gambar 4 berikut.

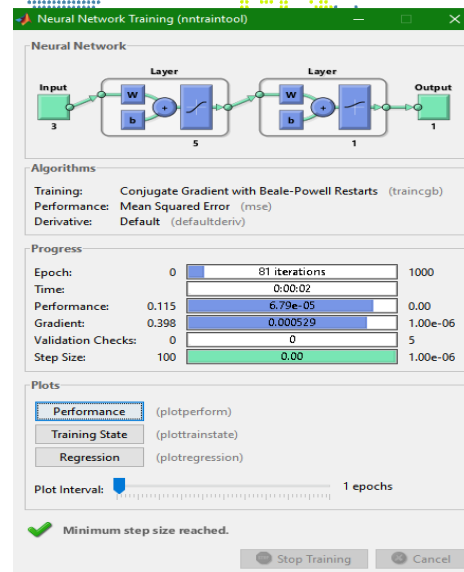


Gambar 4. Training dengan model 3-5-1

Penjelasan Gambar 4 Hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-5-1 menghasilkan epoch sebesar 292 iterasi.

b) Testing Dengan Metode Traincgb

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-5-1 dapat dilihat pada Gambar 5 berikut



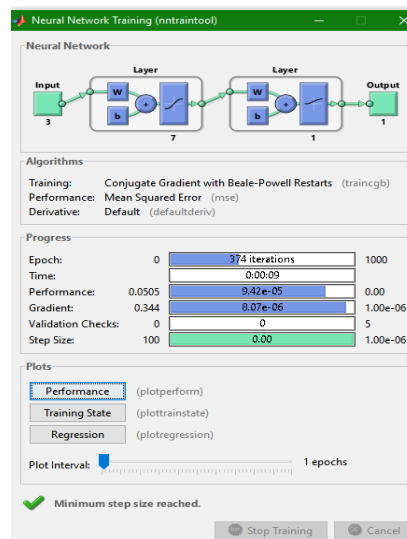
Gambar 5. Testing dengan model 3-5-1

Penjelasan Gambar 5 hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-5-1 menghasilkan epoch sebesar 81 iterasi.

3.2.3 Pelatihan dan Pengujian dengan Model 3-7-1

a) Training Dengan Metode Traincgb (Powel-Beale)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-7-1 dapat dilihat pada Gambar 6 berikut.

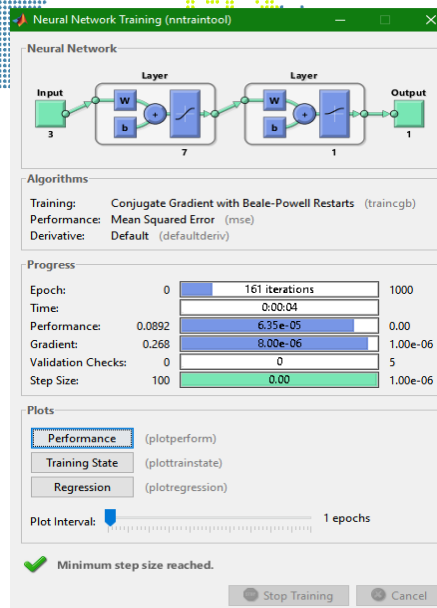


Gambar 6. Training dengan model 3-7-1

Penjelasan gambar 6 Hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-7-1 menghasilkan epoch sebesar 374 iterasi.

b) Testing Dengan Metode Traincgb (Powel-Beale)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-7-1 dapat dilihat pada Gambar 7 berikut.



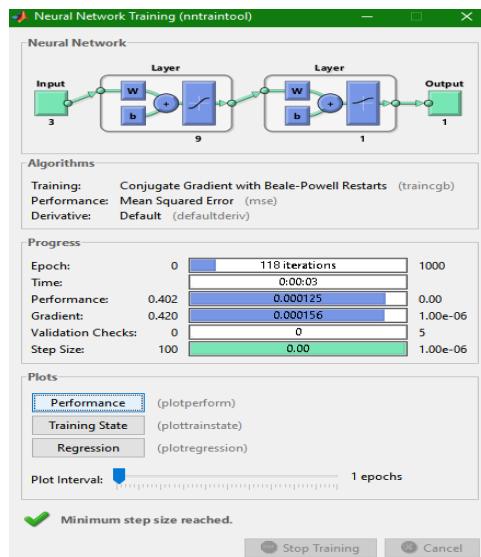
Gambar 7. Testing dengan model 3-7-1

Penjelasan Gambar 7 hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-5-1 menghasilkan epoch sebesar 161 iterasi.

3.2.4. Pelatihan dan Pengujian dengan Model 3-9-1

a) Training Dengan Metode Traincgb (Powel-Beale)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-9-1 dapat dilihat pada Gambar 8 berikut

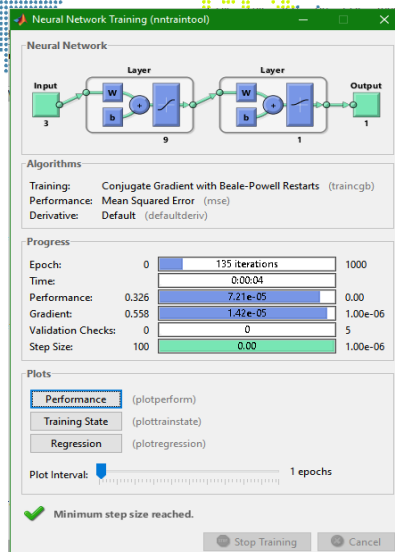


Gambar 8. Training dengan model 3-9-1

Penjelasan Gambar 8 hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-9-1 menghasilkan epoch sebesar 118 iterasi.

b) Testing Dengan Metode Traincgb (Powel-Beale)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 3-9-1 dapat dilihat pada Gambar 9 berikut.



Gambar 9. Testing dengan model 3-9-1

Penjelasan Gambar 9 hasil pelatihan dengan menggunakan model 3-9-1 menghasilkan epoch sebesar 135 iterasi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang diuraikan dalam artikel ini, dapat disimpulkan bahwa algoritma Resilient Backpropagation dapat digunakan untuk memprediksi Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga Dari 2016-2020 dari website Badan Pusat Statistik Indonesia. Prediksi menggunakan metode Polak-Ribiere dan Powel-Beale, menggunakan model arsitektur optimal 3-7-1, MSE sebesar 0,0000635850

Daftar Pustaka

- [1] S. F. Manurung, A. Andriansya, J. Permana, and R. Pangestu, "Pemanfaatan Algoritma JST untuk Menentukan Model Prediksi Umur Harapan Hidup Saat Lahir," *Hello World J. Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 19–35, 2022, doi: 10.56211/helloworld.v1i1.9.
- [2] M. H. Ramadan, Hasim; Puspita, Tantri; Budhiaji, Purbayanty; Sulham, "Volume 6, Nomor 2, Desember 2010," *Budid. Pertan.*, vol. 6, no. 6, p. 50 pp, 2010.
- [3] M. Mbp and P. Beale, "Analisis reduksi dimensi pada klasifikasi microarray menggunakan mbp powell beale," vol. 7, no. 1, pp. 17–24, 2018.
- [4] G. R. Junaidi, Y. Septian, A. Wanto, A. P. Windarto, and D. Hartama, "Analisis Performance Algoritma Powell-Beale untuk Prediksi Impor Alumunium," pp. 290–298, 2021.
- [5] I. Print and I. Online, "Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts," vol. 03, pp. 370–380, 2017.