



Algoritma Conjugate Gradient Polak Rebiere untuk Memprediksi Harapan Lama Sekolah Masyarakat Sumatera Utara

Maya Pangaribuan¹, Solikhun², Abdi Rahim Damanik³

^{1,2,3}Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar, Indonesia

Article Info

Article history:

Received Oct 11, 2023

Revised Nov 20, 2023

Accepted Dec 10, 2023

Kata Kunci:

JST

Conjugate Gradiend Polak-Rabiere

Prediksi

Harapan Lama Sekolah(HLS)
Sumatera Utara

Keywords:

ANN

Polak-Rabiere Conjugate
Gradient

Prediction

Long School Expectancy(HLS)
North Sumatera

ABSTRAK

Harapan lama sekolah merupakan indikator dan alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk pada umumnya, dan meningkatkan kualitas pendidikan pada khususnya. Adapun penulisan ini dilakukan untuk mengimplementasikan dan membuktikan bahwa Algoritma Conjugate Gradiend Polak Rabiere dapat digunakan untuk memprediksi harapan lama sekolah (HLS) masyarakat di Sumatera Utara. Data penelitian adalah data Harapan Lama Sekolah di Sumatera Utara yang terdiri dari 33 kabupaten/Kota, yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Sumatera Utara dari tahun 2018 sampai tahun 2022. Penelitian ini menggunakan 3 model arsitektur yaitu 6-5-1, 6-10-1, dan 6-5-10-1. Dari ketiga model arsitektur yang digunakan di peroleh satu model arsitektur terbaik 6-10-1 dengan tingkat keakurasian 73 %, epoch 166 iterasi dalam waktu 9 detik dan MSE 0,0000705578783603901. Berdasarkan model arsitektur terbaik ini akan digunakan untuk memprediksi harapan lama sekolah masyarakat Sumatera Utara untuk 3 tahun yang akan datang, yakni tahun 2023 hingga tahun 2025.

ABSTRACT

Old school expectations are indicators and tools for evaluating government performance in improving the welfare of the population in general, and improving the quality of education in particular. This writing was carried out to implement and prove that Polak Rabiere's Conjugate Gradient Algorithm can be used to predict people's long schooling expectations (HLS) in North Sumatra. The research data is the Old School Expectancy data in North Sumatra which consists of 33 districts/cities, which were obtained from the Central Bureau of Statistics of North Sumatra from 2018 to 2022. This research uses 3 architectural models, namely 6-5-1, 6-10-1, and 6-5-10-1. Of the three architectural models used, the best architectural model was obtained 6-10-1 with an accuracy level of 73%, epoch 166 iterations in 9 seconds and MSE 0.0000705578783603901. Based on the best architectural model, this will be used to predict the long-term expectations of the North Sumatra community for the next 3 years, namely 2023 to 2025.

This is an open access article under the [CC BY-NC](#) license.



Corresponding Author:

Maya Pangaribuan,

Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa,

Jl. Jend. Sudirman Blok A, No. 1, 2 & 3 Pematang Siantar, Sumatera Utara, Indonesia.

Email: mayapangaribuan06@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Harapan lama sekolah (HLS) adalah lamanya sekolah (dalam tahun) yang diharapkan akan dirasakan oleh anak pada umur tertentu di masa mendatang. Harapan lama sekolah (HLS) adalah indikator makro yang perhitungannya menjadi tanggungjawab Badan Pusat Statistik (BPS) (Kahar, 2018). Harapan lama sekolah (HLS) digunakan untuk mengetahui kondisi pembangunan system pendidikan di berbagai jenjang yang

ditunjukkan dalam bentuk lamanya pendidikan (dalam tahun) yang diharapkan dapat dicapai oleh setiap anak. Angka harapan lama sekolah dihitung untuk penduduk berusia 7 tahun ke atas. (Kahar, 2018).

Dalam ilmu matematika, Conjugate gradient adalah algoritma yang digunakan untuk solusi numerik dari sistem persamaan linear tertentu, yaitu matriks yang simetris dan bernilai positif. Algoritma conjugate gradient akan bekerja pada sistem di mana matriks A simetris, dan pasti positif (tidak perlu dominan secara diagonal dalam kasus ini). Definitif positif berarti bahwa untuk setiap x yang tidak semuanya nol. Algoritma Conjugate gradient sering diimplementasikan sebagai algoritma iteratif, terutama untuk penyebaran sistem yang terlalu besar untuk ditangani oleh implementasi langsung atau metode langsung lainnya seperti dekomposisi Cholesky. Penyebaran Sistem sering muncul ketika memecahkan persamaan diferensial parsial atau masalah optimasi secara numerik. Algoritma Conjugate gradient juga dapat digunakan untuk memecahkan masalah optimasi yang tidak terbatas seperti minimalisasi energi seperti yang dikembangkan oleh (Hestenes and Stiefel, 1952; Straeter, 1971). Algoritma Conjugate gradient biasanya jauh lebih efisien daripada metode berbasis gradient descent, karena waktu penyelesaian yang lebih cepat dan iterasi yang tidak terlalu banyak (Conjugate et al., 2018).

Algoritma Conjugate gradient merupakan teknik perulangan sederhana dan kuat untuk menyelesaikan masalah minimalisasi linier dan nonlinier. Metode ini dijelaskan secara rinci dalam sejumlah buku (Alifanov and M, 1994; Ozisik and Orlande, 2000). Pada algoritma ini, arah turunan ditemukan sebagai konjugasi dari arah gradien dan dari arah turunan sebelumnya. (Conjugate et al., 2018) (Winarno et al., 2022) (Setiana et al., 2022). Harapan lama sekolah merupakan alat untuk mengevaluasi kinerja pemerintah dalam meningkatkan kesejahteraan penduduk pada umumnya, dan meningkatkan derajat kesehatan pada khususnya. Harapan lama sekolah yang rendah di suatu kabupaten/kota harus diikuti dengan program pembangunan kesehatan, dan program sosial lainnya termasuk kesehatan lingkungan, kecukupan gizi dan kalori termasuk program pemberantasan kemiskinan. Harapan Hidup juga merupakan indikator rata-rata jumlah tahun kehidupan yang masih dijalani oleh seseorang yang telah berhasil mencapai umur tertentu. Harapan lama sekolah yang rendah di suatu daerah/negara harus diikuti dengan program pembangunan sekolah, dan program sosial lainnya termasuk kualitas masyarakat, pemikiran yang kuno termasuk program pemberantasan kemiskinan.

Pada penelitian ini, Harapan lama sekolah yang akan dibahas adalah Harapan lama sekolah masyarakat di Sumatera Utara yang terdiri dari 33 kabupaten/Kota. Berdasarkan data Harapan lama sekolah 33 Kabupaten/kota di Sumatera Utara tahun 2016-2022, yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) Sumatera Utara, tercatat bahwa kabupaten/kota yang memiliki angka harapan lama sekolah yang paling tinggi tahun 2016 adalah Kota Pangsidempuan sebesar 14,49 tahun. Tahun 2017 kabupaten/kota yang memiliki harapan lama sekolah tertinggi masih dipegang oleh kota Pangsidempuan dengan 14,50 tahun. Sedangkan tahun 2018 hingga tahun 2022, harapan hidup tertinggi tidak lagi dipegang kota Pangsidempuan, melainkan kota Medan dengan masing-masing sebesar 14,72 tahun, 14,73 tahun, 14,74 tahun, 14,75 tahun, dan 14,77 tahun atau selisih 0,01 tahun di tahun 2018, 0,01 tahun di tahun 2019, 0,01 tahun di tahun 2020, 0,01 tahun di tahun 2021 dan 0,02 tahun 2022.

Karena begitu pentingnya Harapan Lama Sekolah di Sumatera Utara, maka perlu dilakukan prediksi tingkat Harapan Lama Sekolah di tahun-tahun selanjutnya, agar pemerintah daerah Sumatera Utara memiliki referensi dan acuan yang jelas untuk menentukan kebijakan ataupun membuat langkah-langkah strategis yang tepat agar Harapan Lama Sekolah masyarakat Sumatera Utara jangan sampai menurun di masa yang akan datang, bahkan mampu meningkat pada tiap tahunnya. Salah satu metode yang baik digunakan untuk melakukan prediksi adalah Conjugate Gradient Polak Rabiere. Metode ini merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang sering digunakan untuk melakukan sebuah prediksi, hal ini karena metode ini mampu memprediksi data berdasarkan data-data terdahulu, sehingga didapatkan hasil prediksi setelah melakukan pembelajaran dan pelatihan berdasarkan data yang sudah pernah terjadi (Andriani et al., 2018).

2. METODE PENELITIAN

A. Metode Penelitian

Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini adalah metode kuantitatif, yakni mengambil data harapan lama sekolah di Sumatera Utara melalui Website Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Metode Penelitian yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan dengan metode algoritma *conjugate gradiend polak rabiere*. Metode ini mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah lampau (times series). (Sinaga et al., 2019)

B. Sumber data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data harapan lama sekolah Masyarakat Sumatera Utara tahun 2016-2022 (Tabel 1), yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik Sumatera Utara.

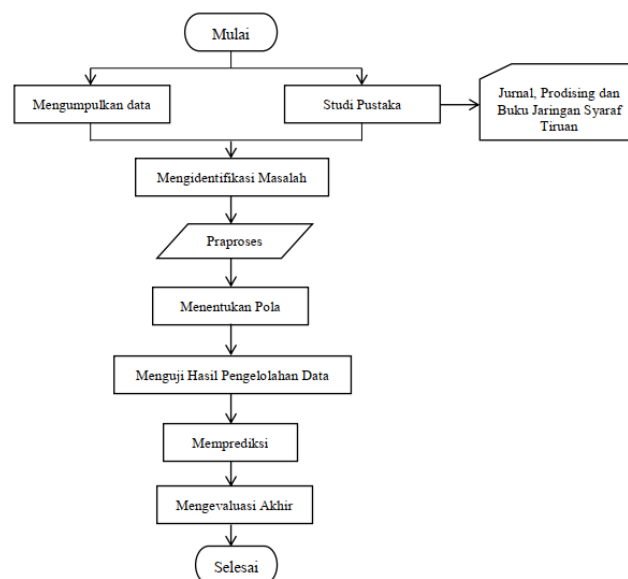
Tabel 1. Data Harapan Lama Sekolah

HARAPAN LAMA SEKOLAH (TAHUN) DI PROVINSI SUMATERA UTARA								
No	Kabupaten Kota	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
1	Nias	12,09	12,12	12,13	12,39	12,57	12,84	13,04
2	Mandailing Natal	12,78	12,99	13,15	13,17	13,32	13,61	13,85
3	Tapanuli Selatan	13,07	13,08	13,10	13,12	13,24	13,35	13,37
4	Tapanuli Tengah	12,45	12,65	12,66	12,79	13,06	13,07	13,24
5	Tapanuli Utara	13,61	13,65	13,66	13,68	13,69	13,70	13,72
6	Toba Samosir	13,19	13,25	13,26	13,28	13,45	13,46	13,58
7	Labuhan Batu	12,58	12,59	12,60	12,67	12,73	12,74	12,95
8	Asahan	12,52	12,53	12,56	12,59	12,60	12,61	12,63
9	Simalungun	12,70	12,71	12,75	12,77	12,78	12,79	12,81
10	Dairi	12,84	13,06	13,07	13,09	13,10	13,11	13,24
11	Karo	12,65	12,71	12,73	12,75	12,76	12,77	12,95
12	Deli Serdang	12,69	12,90	13,32	13,34	13,35	13,36	13,38
13	Langkat	12,71	12,72	12,75	12,81	13,05	13,24	13,26
14	Nias Selatan	11,97	11,98	12,20	12,22	12,23	12,27	12,48
15	Humbang Hasundutan	13,21	13,24	13,25	13,27	13,28	13,29	13,31
16	Pakpak Bharat	13,81	13,82	13,83	13,85	13,86	13,87	13,89
17	Samosir	13,42	13,43	13,44	13,46	13,47	13,48	13,50
18	Serdang Bedagai	12,54	12,55	12,57	12,59	12,60	12,61	12,63
19	Batu Bara	12,34	12,49	12,52	12,62	12,63	12,64	12,93
20	Padang Lawas Utara	12,30	12,41	12,42	12,47	12,87	13,04	13,23
21	Padang Lawas	12,92	12,99	13,00	13,02	13,03	13,27	13,41
22	Labuhanbatu Selatan	12,94	12,95	12,97	12,99	13,00	13,01	13,12
23	Labuanbatu Utara	12,54	12,79	12,80	12,82	13,04	13,19	13,29
24	Nias Utara	12,41	12,57	12,58	12,78	13,03	13,04	13,06
25	Nias Barat	12,60	12,61	12,66	12,71	12,94	12,95	12,97
26	Sibolga	13,11	13,12	13,13	13,15	13,16	13,28	13,30
27	Tanjungbalai	12,41	12,44	12,47	12,49	12,50	12,62	12,90
28	Pematangsiantar	14,00	14,01	14,02	14,21	14,45	14,57	14,59
29	Tebing Tinggi	12,65	12,66	12,68	12,71	12,72	12,73	12,91
30	Medan	14,06	14,45	14,72	14,73	14,74	14,75	14,77
31	Binjai	13,57	13,58	13,59	13,61	13,62	13,63	13,87
32	Padangsidempuan	14,49	14,50	14,51	14,53	14,54	14,56	14,58
33	Gunungsitoli	13,66	13,69	13,71	13,73	13,74	13,75	13,77

Sumber : Badan Pusat Statistik Sumatera Utara

C. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian yang digunakan untuk menyelesaikan masalah penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Dari gambar kerangka kerja diatas maka masing-masing langkah dapat di uraikan sebagai berikut :

- a. Pengumpulan Data
Pada tahap ini data yang di peroleh dari BPS yang merupakan data Harapan Lama Sekolah masyarakat Sumatera Utara.
- b. Studi Pustaka
Tahap ini merupakan tahap dimana sebuah langkah awal dalam penelitian ini untuk melengkapi pengetahuan dasar beserta teori-teori dalam penelitian ini.
- c. Mengidentifikasi Masalah
Pada tahap indentifikasi masalah ini, setelah semua data terpenuhi dan diperoleh data yang sangat akurat untuk melakukan konversi data sesuai dengan bobot yang telah ditentukan.
- d. Praproses
Pada tahap ini yang dikerjakan ialah merubah tipe data dan atribut data yang bertujuan untuk mempermudah dalam pemahaman isi record data, dan melakukan seleksi data dengan memperhatikan kekonsistenan data .
- e. Menentukan Model Hasil
Pada tahap ini beberapa model bagian jaringan Saraf tiruan dengan metode Conjugate Gradiend Polak Rabiere untuk menentukan sebuah pola.
- f. Menguji Hasil
Pengolahan Data Dalam pengujian hasil pengolahan data digunakan sebuah software Matlab R2011b.
- g. Pemperediksi
Prediksi dilakukan berdasarkan model arsitektur terbaik.
- h. Mengevaluasi Hasil Akhir
Evalusi hasil akhir ini untuk melihat dan mengetahui hasil akhir dari testing pengolahan data.

D. Normalisasi Data

Data akan di normalisasi dengan menggunakan persamaan (1) yang akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1 (Tidak boleh 0 dan 1, apalagi lebih dari itu), karena hal itu sudah merupakan ketentuan dari normalisasi . (Kahar, 2018) (Conjugate et al., 2018)(Andriani et al., 2018) (Hani, 2022)(Andrijasa et al., 2010)(Amin, 2018)

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

Keterangan : (x' = Normalisasi data, x = Data yang akan dinormalisasi, a = Data terendah, b = Data tertinggi)

3. HASIL AND PEMBAHASAN

A. Hasil Normalisasi

Tabel 2 berikut ini merupakan hasil normalisasi data pelatihan yang digunakan, yakni tahun 2016 hingga 2021 dengan tahun 2021 juga sebagai target. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 2. Normalisasi Data Pelatihan

Data	2016	2017	2018	2019	2020	2021	Target
1	0,1345	0,1432	0,1460	0,2209	0,2727	0,3504	0,3504
2	0,3331	0,3935	0,4396	0,4453	0,4885	0,5719	0,5719
3	0,4165	0,4194	0,4252	0,4309	0,4655	0,4971	0,4971
4	0,2381	0,2957	0,2986	0,3360	0,4137	0,4165	0,4165
5	0,5719	0,5835	0,5863	0,5921	0,5950	0,5978	0,5978
6	0,4511	0,4683	0,4712	0,4770	0,5259	0,5288	0,5288
7	0,2755	0,2784	0,2813	0,3014	0,3187	0,3216	0,3216
8	0,2583	0,2612	0,2698	0,2784	0,2813	0,2842	0,2842
9	0,3101	0,3129	0,3245	0,3302	0,3331	0,3360	0,3360
10	0,3504	0,4137	0,4165	0,4223	0,4252	0,4281	0,4281

Data	2016	2017	2018	2019	2020	2021	Target
11	0,2957	0,3129	0,3187	0,3245	0,3273	0,3302	0,3302
12	0,3072	0,3676	0,4885	0,4942	0,4971	0,5000	0,5000
13	0,3129	0,3158	0,3245	0,3417	0,4108	0,4655	0,4655
14	0,1000	0,1029	0,1662	0,1719	0,1748	0,1863	0,1863
15	0,4568	0,4655	0,4683	0,4741	0,4770	0,4799	0,4799
16	0,6295	0,6324	0,6353	0,6410	0,6439	0,6468	0,6468
17	0,5173	0,5201	0,5230	0,5288	0,5317	0,5345	0,5345
18	0,2640	0,2669	0,2727	0,2784	0,2813	0,2842	0,2842
19	0,2065	0,2496	0,2583	0,2871	0,2899	0,2928	0,2928
20	0,1950	0,2266	0,2295	0,2439	0,3590	0,4079	0,4079
21	0,3734	0,3935	0,3964	0,4022	0,4050	0,4741	0,4741
22	0,3791	0,3820	0,3878	0,3935	0,3964	0,3993	0,3993
23	0,2640	0,3360	0,3388	0,3446	0,4079	0,4511	0,4511
24	0,2266	0,2727	0,2755	0,3331	0,4050	0,4079	0,4079
25	0,2813	0,2842	0,2986	0,3129	0,3791	0,3820	0,3820
26	0,4281	0,4309	0,4338	0,4396	0,4424	0,4770	0,4770
27	0,2266	0,2353	0,2439	0,2496	0,2525	0,2871	0,2871
28	0,6842	0,6871	0,6899	0,7446	0,8137	0,8482	0,8482
29	0,2957	0,2986	0,3043	0,3129	0,3158	0,3187	0,3187
30	0,7014	0,8137	0,8914	0,8942	0,8971	0,9000	0,9000
31	0,5604	0,5633	0,5662	0,5719	0,5748	0,5777	0,5777
32	0,8252	0,8281	0,8309	0,8367	0,8396	0,8453	0,8453
33	0,5863	0,5950	0,6007	0,6065	0,6094	0,6122	0,6122

Tabel 3 berikut ini merupakan hasil normalisasi data pengujian yang digunakan, yakni tahun 2017-2022 dengan target juga tahun 2022. Data ini diambil berdasarkan tabel 1. Data ini juga dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 3. Normalisasi Data Pengujian

Data	2016	2017	2018	2019	2020	2021	Target
1	0,1401	0,1430	0,2176	0,2692	0,3466	0,4039	0,4039
2	0,3896	0,4355	0,4412	0,4842	0,5674	0,6362	0,6362
3	0,4154	0,4211	0,4269	0,4613	0,4928	0,4986	0,4986
4	0,2921	0,2950	0,3323	0,4097	0,4125	0,4613	0,4613
5	0,5789	0,5817	0,5875	0,5903	0,5932	0,5989	0,5989
6	0,4642	0,4670	0,4728	0,5215	0,5244	0,5588	0,5588
7	0,2749	0,2778	0,2978	0,3151	0,3179	0,3781	0,3781
8	0,2577	0,2663	0,2749	0,2778	0,2806	0,2864	0,2864
9	0,3093	0,3208	0,3265	0,3294	0,3323	0,3380	0,3380
10	0,4097	0,4125	0,4183	0,4211	0,4240	0,4613	0,4613
11	0,3093	0,3151	0,3208	0,3237	0,3265	0,3781	0,3781
12	0,3638	0,4842	0,4900	0,4928	0,4957	0,5014	0,5014
13	0,3122	0,3208	0,3380	0,4068	0,4613	0,4670	0,4670
14	0,1000	0,1631	0,1688	0,1717	0,1832	0,2434	0,2434
15	0,4613	0,4642	0,4699	0,4728	0,4756	0,4814	0,4814
16	0,6276	0,6305	0,6362	0,6391	0,6419	0,6477	0,6477
17	0,5158	0,5186	0,5244	0,5272	0,5301	0,5358	0,5358
18	0,2634	0,2692	0,2749	0,2778	0,2806	0,2864	0,2864
19	0,2462	0,2548	0,2835	0,2864	0,2892	0,3724	0,3724
20	0,2233	0,2262	0,2405	0,3552	0,4039	0,4584	0,4584
21	0,3896	0,3925	0,3982	0,4011	0,4699	0,5100	0,5100
22	0,3781	0,3839	0,3896	0,3925	0,3953	0,4269	0,4269
23	0,3323	0,3351	0,3409	0,4039	0,4470	0,4756	0,4756
24	0,2692	0,2720	0,3294	0,4011	0,4039	0,4097	0,4097
25	0,2806	0,2950	0,3093	0,3753	0,3781	0,3839	0,3839
26	0,4269	0,4297	0,4355	0,4384	0,4728	0,4785	0,4785
27	0,2319	0,2405	0,2462	0,2491	0,2835	0,3638	0,3638
28	0,6821	0,6849	0,7394	0,8082	0,8427	0,8484	0,8484
29	0,2950	0,3007	0,3093	0,3122	0,3151	0,3667	0,3667
30	0,8082	0,8857	0,8885	0,8914	0,8943	0,9000	0,9000
31	0,5588	0,5616	0,5674	0,5703	0,5731	0,6419	0,6419
32	0,8226	0,8254	0,8312	0,8341	0,8398	0,8455	0,8455
33	0,5903	0,5961	0,6018	0,6047	0,6075	0,6133	0,6133

Pada tabel 3 dan 4, pengolahan data dibantu dengan tools matlab 2011b dalam menentukan model arsitektur terbaik dengan *Resilient*. Arsitektur yang digunakan sebanyak 3 model, yakni: 6-5-1, 6-10-1, dan 6-5-10-1. Cara menentukan model arsitektur terbaik dengan metode *conjugate gradient polak rabiore* 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 berikut.

Tabel 4. Parameter dan Kode program

Kode training	Kode testing
<pre>>>net=newff(minmax(P),[5,1],{'tansig','logsig'},'traincgp') ; >>net.LW{1,1}; >>net.b{1}; >>net.LW{2,1}; >>net.b{2}; >>net.trainParam.epochs=1000; >>net.trainParam.show = 25; >>net.trainParam.showCommandLine = false; >>net.trainParam.showWindow = true; >>net.trainParam.goal = 0; >>net.trainParam.time = inf; >>net.trainParam.min_grad= 1e-10; >>net.trainParam.max_fail = 6; >>net.trainParam.searchFcn = 'srchcha'; >>net=train(net,T,P) [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,T,[],[],P)</pre>	<pre>>>net=newff(minmax(PP),[5,1],{'tansig','logsig'},'traincgp') ; >>net.LW{1,1}; >>net.b{1}; >>net.LW{2,1}; >>net.b{2}; >>net.trainParam.epochs=1000; >>net.trainParam.show = 25; >>net.trainParam.showCommandLine = false; >>net.trainParam.showWindow = true; >>net.trainParam.goal = 0; >>net.trainParam.time = inf; >>net.trainParam.min_grad= 1e-10; >>net.trainParam.max_fail = 6; >>net.trainParam.searchFcn = 'srchcha'; >>net=train(net,TT,PP) [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,TT,[],[],PP)</pre>

B. Perbandingan Model Arsitektur yang Digunakan

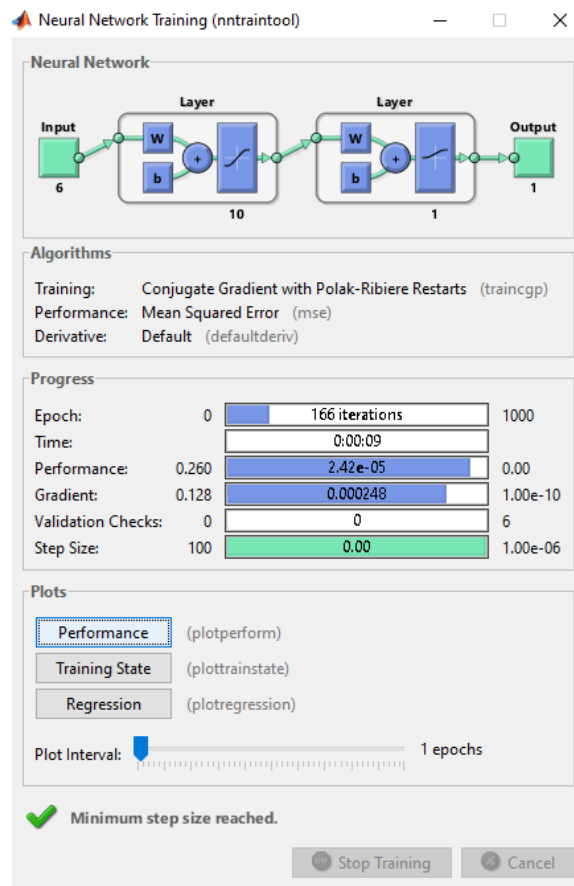
Model arsitektur yang digunakan pada penelitian ini menggunakan data masukan (input layer) = 6, lapisan tersembunyi (hidden layer) = 5, 10, dan 5-10. Lapisan keluaran (output layer) = 1. Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian data dengan model arsitektur 6-5-1, 6-10-1, dan 6-5-10-1 menggunakan bantuan tools Matlab 2011b dan Microsoft Excel, maka diperoleh model arsitektur terbaik 6-10-1 dengan tingkat akurasi sebesar 73% atau yang tertinggi akurasi nya dibandingkan dengan 2 model yang lain. Perbandingan dari 3 model arsitektur yang digunakan dapat dilihat pada tabel 5 berikut.

Tabel 5. Perbandingan model arsitektur

Conjugate Gradient Polak-Ribiere (traincgp)				
Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE	Accuracy
6-5-1	47	00.07	0,0004692579	48%
6-10-1	166	00.09	0,0000705579	73%
6-5-10-1	214	00.12	0,0001298497	58%

C. Model Arsitektur Terbaik (6-10-1)

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 6- 10-1 dapat dilihat pada gambar 2 berikut



Gambar 2. . Hasil Terbaik dengan Model Arsitektur 6-10-1

Dari gambar 2 dapat dijelaskan bahwa hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 6-10-1 menghasilkan epoch sebesar 166 iterasi, dan model ini lah sebagai arsitektur terbaik dibanding 2 model yang lain. Untuk tabel pelatihan dan pengujiannya dapat dilihat pada tabel 6 dan tabel 7 berikut.

Tabel 6. Data pelathan model arsitektur 6-10-1

Data	Target	Output	Error	SSE
1	0,3504	0,3562	-0,00583	0,0000339809
2	0,5719	0,5684	0,00352	0,0000123800
3	0,4971	0,4983	-0,00117	0,0000013751
4	0,4165	0,4124	0,00416	0,0000172756
5	0,5978	0,5966	0,00120	0,0000014391
6	0,5288	0,5307	-0,00197	0,0000038807
7	0,3216	0,3197	0,00185	0,0000034256
8	0,2842	0,2796	0,00461	0,0000212395
9	0,3360	0,3412	-0,00521	0,0000271694
10	0,4281	0,4265	0,00157	0,0000024603
11	0,3302	0,3320	-0,00175	0,0000030747
12	0,5000	0,5051	-0,00513	0,0000263380
13	0,4655	0,4687	-0,00327	0,0000107175
14	0,1863	0,1861	0,00027	0,0000000751
15	0,4799	0,4783	0,00153	0,0000023464
16	0,6468	0,6527	-0,00593	0,0000351897
17	0,5345	0,5317	0,00285	0,0000081386
18	0,2842	0,2775	0,00666	0,0000443399
19	0,2928	0,2926	0,00024	0,0000000558
20	0,4079	0,4054	0,00250	0,0000062338
21	0,4741	0,4717	0,00237	0,0000056285
22	0,3993	0,4037	-0,00444	0,0000197047
23	0,4511	0,4487	0,00241	0,0000058059
24	0,4079	0,4043	0,00363	0,0000131649
25	0,3820	0,3840	-0,00201	0,0000040272

26	0,4770	0,4760	0,00096	0,0000009304
27	0,2871	0,2876	-0,00051	0,0000002634
28	0,8482	0,8574	-0,00922	0,0000850722
29	0,3187	0,3195	-0,00083	0,0000006824
30	0,9000	0,8825	0,01745	0,0003046662
31	0,5777	0,5762	0,00153	0,0000023550
32	0,8453	0,8551	-0,00979	0,0000958561
33	0,6122	0,6131	-0,00083	0,0000006808
			Jlh SSE	0,0007999731
			MSE	0,0000210519

Tabel 7. Data pengujian arsitektur 6-10-1

Data	Target	Output	Error	SSE	Hasil
1	0,4039	0,4229	-0,01900	0,0003610222	1
2	0,6362	0,6374	-0,00124	0,0000015374	1
3	0,4986	0,4953	0,00323	0,0000104334	0
4	0,4613	0,4597	0,00161	0,0000025881	1
5	0,5989	0,5998	-0,00088	0,0000007768	1
6	0,5588	0,5459	0,01291	0,0001666549	0
7	0,3781	0,3912	-0,01308	0,0001711819	1
8	0,2864	0,2818	0,00455	0,0000206907	0
9	0,3380	0,3408	-0,00281	0,0000078747	1
10	0,4613	0,4625	-0,00117	0,0000013719	1
11	0,3781	0,3862	-0,00805	0,0000648769	1
12	0,5014	0,4887	0,01278	0,0001632115	0
13	0,4670	0,4649	0,00209	0,0000043558	1
14	0,2434	0,2312	0,01220	0,0001488220	0
15	0,4814	0,4811	0,00030	0,0000000907	1
16	0,6477	0,6545	-0,00680	0,0000462845	1
17	0,5358	0,5337	0,00210	0,0000044086	1
18	0,2864	0,2803	0,00611	0,0000373235	0
19	0,3724	0,3895	-0,01711	0,0002926076	1
20	0,4584	0,4526	0,00583	0,0000339868	0
21	0,5100	0,5152	-0,00518	0,0000268446	1
22	0,4269	0,4308	-0,00390	0,0000152293	1
23	0,4756	0,4712	0,00439	0,0000192876	0
24	0,4097	0,4230	-0,01333	0,0001776632	1
25	0,3839	0,3912	-0,00734	0,0000538675	1
26	0,4785	0,4807	-0,00219	0,0000048121	1
27	0,3638	0,3707	-0,00690	0,0000475855	1
28	0,8484	0,8507	-0,00230	0,0000052685	1
29	0,3667	0,3760	-0,00934	0,0000872152	1
30	0,9000	0,8849	0,01507	0,0002270436	0
31	0,6419	0,6429	-0,00098	0,0000009511	1
32	0,8455	0,8564	-0,01090	0,0001188033	1
33	0,6133	0,6152	-0,00193	0,0000037386	1
			Jlh SSE	0,0023284100	73
			MSE	0,0000705579	

D. Hasil Prediksi

Prediksi data Angka Harapan Hidup (AHH) penduduk dunia akan dilakukan menggunakan model arsitektur 3-5-1. Karena model 3-5-1 merupakan model arsitektur yang terbaik.

Tabel 8. Prediksi HLS Tahun 2023

No	Data Real	Target	Target Prediksi	Prediksi
1	13,04	0,3504	0,4029	13,35
2	13,85	0,5719	0,6352	14,01
3	13,37	0,4971	0,5002	13,63
4	13,24	0,4165	0,4629	13,52
5	13,72	0,5978	0,5993	13,91
6	13,58	0,5288	0,5584	13,79
7	12,95	0,3216	0,3786	13,28
8	12,63	0,2842	0,2860	13,01
9	12,81	0,3360	0,3393	13,16
10	13,24	0,4281	0,4573	13,50

11	12,95	0,3302	0,3781	13,28
12	13,38	0,5000	0,5015	13,63
13	13,26	0,4655	0,4651	13,53
14	12,48	0,1863	0,2432	12,89
15	13,31	0,4799	0,4806	13,57
16	13,89	0,6468	0,6462	14,04
17	13,50	0,5345	0,5349	13,73
18	12,63	0,2842	0,2863	13,01
19	12,93	0,2928	0,3731	13,26
20	13,23	0,4079	0,4602	13,51
21	13,41	0,4741	0,5108	13,66
22	13,12	0,3993	0,4260	13,41
23	13,29	0,4511	0,4747	13,55
24	13,06	0,4079	0,4080	13,36
25	12,97	0,3820	0,3844	13,29
26	13,30	0,4770	0,4829	13,58
27	12,90	0,2871	0,3638	13,24
28	14,59	0,8482	0,8490	14,62
29	12,91	0,3187	0,3661	13,24
30	14,77	0,9000	0,8990	14,77
31	13,87	0,5777	0,6428	14,03
32	14,58	0,8453	0,8464	14,62
33	13,77	0,6122	0,6137	13,95
max	14,8			
min	12,5			

Keterangan :

- Data Real = Diperoleh dari data terakhir HLS tahun 2022
- Target = Normalisasi Data Real
- Nilai Max = Nilai terbesar dari data real
- Nilai Min = Nilai terendah dari data real
- Target Prediksi = Nilai a (output) yang di peroleh dari Matlab
- Prediksi = $((\text{Target Prediksi}-0,1)*(\text{Hasil max-min}))/0,8+\text{min}$

Catatan : - Untuk prediksi tahun 2020-2025 bisa menggunakan Input data untuk prediksi (P): tahun 2018, 2019, 2020, 2021, dan 2022 dengan Target data untuk prediksi (T): tahun 2022. Data real adalah data prediksi tahun 2023. Begitu untuk seterusnya.

Tabel 9. Hasil prediksi pada tahun 2023, 2024, dan 2025

HARAPAN LAMA SEKOLAH (TAHUN) DI PROVINSI SUMATERA UTARA									Hasil prediksi		
No	Kabupaten Kota	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
1	Nias	12,09	12,12	12,13	12,39	12,57	12,84	13,04	13,35	13,75	14,25
2	Mandailing Natal	12,78	12,99	13,15	13,17	13,32	13,61	13,85	14,01	14,23	14,50
3	Tapanuli Selatan	13,07	13,08	13,10	13,12	13,24	13,35	13,37	13,63	13,95	14,35
4	Tapanuli Tengah	12,45	12,65	12,66	12,79	13,06	13,07	13,24	13,52	13,89	14,32
5	Tapanuli Utara	13,61	13,65	13,66	13,68	13,69	13,70	13,72	13,91	14,16	14,46
6	Toba Samosir	13,19	13,25	13,26	13,28	13,45	13,46	13,58	13,79	14,07	14,42
7	Labuhan Batu	12,58	12,59	12,60	12,67	12,73	12,74	12,95	13,28	13,71	14,23
8	Asahan	12,52	12,53	12,56	12,59	12,60	12,61	12,63	13,01	13,51	14,13
9	Simalungun	12,70	12,71	12,75	12,77	12,78	12,79	12,81	13,16	13,63	14,19
10	Dairi	12,84	13,06	13,07	13,09	13,10	13,11	13,24	13,50	13,87	14,31
11	Karo	12,65	12,71	12,73	12,75	12,76	12,77	12,95	13,28	13,71	14,23
12	Deli Serdang	12,69	12,90	13,32	13,34	13,35	13,36	13,38	13,63	13,96	14,36
13	Langkat	12,71	12,72	12,75	12,81	13,05	13,24	13,26	13,53	13,88	14,32
14	Nias Selatan	11,97	11,98	12,20	12,22	12,23	12,27	12,48	12,89	13,44	14,10
15	Humbang Hasundutan	13,21	13,24	13,25	13,27	13,28	13,29	13,31	13,57	13,91	14,34
16	Pakpak Bharat	13,81	13,82	13,83	13,85	13,86	13,87	13,89	14,04	14,25	14,50
17	Samosir	13,42	13,43	13,44	13,46	13,47	13,48	13,50	13,73	14,03	14,39
18	Serdang Bedagai	12,54	12,55	12,57	12,59	12,60	12,61	12,63	13,01	13,51	14,13
19	Batu Bara	12,34	12,49	12,52	12,62	12,63	12,64	12,93	13,26	13,70	14,22
20	Padang Lawas Utara	12,30	12,41	12,42	12,47	12,87	13,04	13,23	13,51	13,87	14,32
21	Padang Lawas	12,92	12,99	13,00	13,02	13,03	13,27	13,41	13,66	13,98	14,36
22	Labuhanbatu Selatan	12,94	12,95	12,97	12,99	13,00	13,01	13,12	13,41	13,80	14,28
23	Labuanbatu Utara	12,54	12,79	12,80	12,82	13,04	13,19	13,29	13,55	13,90	14,33
24	Nias Utara	12,41	12,57	12,58	12,78	13,03	13,04	13,06	13,36	13,77	14,26
25	Nias Barat	12,60	12,61	12,66	12,71	12,94	12,95	12,97	13,29	13,71	14,23

HARAPAN LAMA SEKOLAH (TAHUN) DI PROVINSI SUMATERA UTARA									Hasil prediksi		
No	Kabupaten Kota	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
26	Sibolga	13,11	13,12	13,13	13,15	13,16	13,28	13,30	13,58	13,91	14,33
27	Tanjungbalai	12,41	12,44	12,47	12,49	12,50	12,62	12,90	13,24	13,67	14,21
28	Pematangsiantar	14,00	14,01	14,02	14,21	14,45	14,57	14,59	14,62	14,66	14,71
29	Tebing Tinggi	12,65	12,66	12,68	12,71	12,72	12,73	12,91	13,24	13,68	14,22
30	Medan	14,06	14,45	14,72	14,73	14,74	14,75	14,77	14,77	14,76	14,76
31	Binjai	13,57	13,58	13,59	13,61	13,62	13,63	13,87	14,03	14,23	14,49
32	Padangsidempuan	14,49	14,50	14,51	14,53	14,54	14,56	14,58	14,62	14,66	14,71
33	Gunungsitoli	13,66	13,69	13,71	13,73	13,74	13,75	13,77	13,95	14,18	14,47

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dijabarkan dalam artikel ini, maka dapat diambil beberapa kesimpulan bahwa metode Conjugate Gradiend Polak Rabiere dapat digunakan untuk memprediksi Harapan Lama Sekolah (HLS) masyarakat Sumatera Utara sebagai salah satu upaya membantu pemerintah dalam memberikan gambaran umum mengetahui kondisi pembangunan system pendidikan di berbagai jenjang yang ditunjukkan dalam bentuk lamanya pendidikan, agar pemerintah dapat menentukan kebijakan yang tepat untuk lebih meningkatkan kualitas masyarakat Sumatera Utara di masa yang akan datang. Pada penelitian ini model arsitektur terbaik adalah 6-10-1 yang tingkat akurasi nya 73% dan MSE 0,0000705578783603901.

REFERENCES

- Amin, M. D. Y. M. F. (2018). Implementasi Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Kelulusan Mahasiswa. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 5(2), 169.
- Andriani, Y., Silitonga, H., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia I N F O A R T I K E L ABSTRAK. *Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 4(1). <https://doi.org/10.26594/register.v4i1.1157>
- Andrijasa, M., Mistianingsih, dan, kunci, K., Pengangguran, P., Algoritma Backpropagation, dan, Teknologi Informasi, J., & Negeri Samarinda, P. (2010). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation. *Jurnal Informatika Mulawarman*, 5(1).
- Conjugate, A., Sistem, P., Conjugate, A., & Conjugate, A. (2018). *Algoritma Conjugate gradient Polak Rebiere untuk Prediksi Data*. 1–36.
- Hani, N. W. (2022). Penerapan Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Penyakit THT. *Seminar Nasional Informatika (Senatika)*, 6(3).
- Kahar, A. M. (2018). Analisis Angka Harapan Lama Sekolah di Indonesia Timur Menggunakan Weighted Least Squares Regression. 04(01). <https://doi.org/10.15642/mantik.2018.4.1.32-41>
- Setiana, R., Try Taradipa, W., Windarto, A. P., Studi, P., Informasi, S., & Tunas Bangsa, S. (2022). Penerapan Machine Learning Dalam Memprediksi Produksi Rute Pergerakan Pesawat Domestik di Indonesia. *Brahmana : Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, 4(1A), 8–15. <https://doi.org/10.30645/BRAHMANA.V4I1A.141.G140>
- Sinaga, S. P., Wanto, A., & Solikhun, S. (2019). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara. *Infomedia*, 4(2), 81–88.
- Winarno, I., Rahmatullah, D., Diah Prahmana Karyatanti Jurusan Teknik Elektro, I., Teknik dan Ilmu Kelautan, F., & Hang Tuah Jl Arief Rahman Hakim, U. (2022). KOORDINASI DOCR PADA SISTEM DISTRIBUSI DENGAN PEMBANGKIT TERSEBAR MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BPCG. *Jurnal Teknik Elektro Dan Komputer TRIAC*, 9(1), 17–27.