



Prediksi Angka Harapan Lama Sekolah Provinsi Sumatra Utara Dengan Backpropagation

Muhammad Rahmansyah Siregar¹

¹Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Indonesia
Jl. Jend. Sudirman, Blok A No. 1,2&3, Siantar Barat, Pematang Siantar, Indonesia.
E-Mail : rahmansyahsiregar77@email.com

Article Info

Article history:

Received Nov 30, 2023
Revised Feb 10, 2024
Accepted Mar 15, 2024

Kata Kunci:

Prediksi
Angka Harapan Lama Sekolah
Sumatera Utara
JST
Backpropagation

Keywords:

Prediction
Expected Years of Schooling
North Sumatera
JST
Backpropagation

ABSTRAK

Angka Harapan Lama Sekolah (AHLS) menggambarkan estimasi rata-rata tahun yang diharapkan bagi seorang siswa untuk menyelesaikan tingkat pendidikan tertentu. AHLS dapat digunakan untuk mengetahui kondisi pembangunan sistem pendidikan di berbagai jenjang. Tidak adanya prediksi AHLS dapat menghambat perencanaan strategis dan alokasi sumber daya yang efektif. Oleh karena itu, perlu untuk memprediksi AHLS dengan akurasi yang tinggi. Untuk meningkatkan akurasi prediksi AHLS, pendekatan *Backpropagation* dapat menjadi solusi yang efektif. Pada penelitian ini peneliti menggunakan metode *Backpropagation* metode *Polak Rieber*. Peneliti menggunakan beberapa pola arsitektur untuk mencari nilai yang optimal diantaranya pola 3-5-1, 3-10-1, 3-20-1, 3-55-1, 3-60-1, 3-70-1 dan 3-90-1. Dari hasil *Backpropagation Polak Rieber* didapatkan pola 3-70-1 adalah hasil analisis tertinggi dengan akurasi 88% dan MSE sebesar 0.000103431, dan dapat digunakan sebagai pola untuk memprediksi data AHLS.

ABSTRACT.

Expected Years of Schooling (EYS) refers to the average number of years a student is expected to complete for a particular level of education. *EYS* is a vital indicator of the educational system's development at various levels. The absence of *EYS* estimates can impede strategic planning and effective allocation of resources. Therefore, it is crucial to predict *EYS* with high accuracy. The *Backpropagation* approach can be an effective solution to improve the accuracy of *EYS* predictions. In this study, the researcher used the *Polak Rieber backpropagation* method and employed various architectural patterns, namely 3-5-1, 3-10-1, 3-20-1, 3-55-1, 3-60-1, 3-70-1, and 3-90-1. The analysis of the *Polak Rieber backpropagation* results revealed that the pattern 3-70-1 had the highest accuracy of 88% and an MSE of 0.000103431. Therefore, it can be utilized as a pattern to predict *EYS* data..

This is an open access article under the [CC BY-NC](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) license.



Corresponding Author:

Muhammad Rahmansyah Siregar,
¹Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa,
Jl. Jend. Sudirman, Blok A No. 1,2&3, Siantar Barat, Pematang Siantar, Indonesia.
Email: rahmansyahsiregar77@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Pendidikan merupakan pilar utama pembangunan suatu negara, memegang peran strategis dalam membentuk fondasi sumber daya manusia yang berkualitas (Irawan, 2020). Kontribusi pendidikan tidak hanya mencakup peningkatan kapasitas individu, tetapi juga menjadi kunci untuk memajukan aspek ekonomi, sosial, dan budaya (Siska & Rudagi, 2021) (Sujana, 2019). Oleh karena itu, pemahaman mendalam

terhadap kualitas pendidikan menjadi imperatif, dan Angka Harapan Lama Sekolah (AHLS) muncul sebagai indikator kritis dalam mengevaluasi capaian sistem pendidikan (Muhammad, 2019).

AHLS menggambarkan estimasi rata-rata tahun yang diharapkan bagi seorang siswa untuk menyelesaikan tingkat pendidikan tertentu (Mahya & Widowati, 2021). Diasumsikan bahwa peluang anak tersebut akan tetap bersekolah pada umur-umur berikutnya sama dengan peluang penduduk yang bersekolah per jumlah penduduk untuk umur yang sama saat ini (Mayapada et al., 2022). AHLS dapat digunakan untuk mengetahui kondisi pembangunan sistem pendidikan di berbagai jenjang (Candrawati et al., 2021). Dengan menganalisis AHLS, kita dapat merinci sejauh mana pemerintah mampu memberikan akses pendidikan yang merata dan memberdayakan individu untuk mencapai potensinya.

Pada konteks ini, penting untuk melihat urgensi kajian prediksi AHLS. Prediksi merupakan bagian dari awal suatu proses pengambilan suatu keputusan (Hayami et al., 2021). Metode prediksi dapat diandalkan sebagai kunci untuk memberikan pandangan terkait perkembangan pendidikan di masa depan. Dengan memahami perkembangan AHLS, pihak berkepentingan dapat merancang kebijakan yang responsif, merespons tantangan dan peluang yang muncul dalam dunia pendidikan.

Tidak adanya prediksi AHLS dapat menghambat perencanaan strategis dan alokasi sumber daya yang efektif. Oleh karena itu, perlu untuk memprediksi AHLS dengan akurasi yang tinggi. Ketepatan prediksi AHLS juga memberikan fondasi yang solid bagi pengambilan keputusan. Dalam memperkirakan kebutuhan infrastruktur pendidikan, alokasi anggaran, dan penentuan strategi pengajaran, prediksi yang akurat menjadi kunci untuk mengoptimalkan sumber daya yang terbatas. Oleh karena itu, kajian prediksi AHLS bukan hanya menjadi jendela ke masa depan pendidikan, tetapi juga fondasi untuk mengukur efektivitas kebijakan yang ada dan mengidentifikasi area yang memerlukan perbaikan khususnya di Sumatera Utara.

Dalam rangka meningkatkan akurasi prediksi AHLS, pendekatan *Backpropagation* dapat menjadi solusi yang efektif. Algoritma *Backpropagation* merupakan algoritma dari Jaringan Syaraf Tiruan yang banyak dipakai dalam menyelesaikan permasalahan yang rumit berkaitan dengan identifikasi, prediksi, dan pengenalan pola (Dewi et al., 2022). Algoritma *Backpropagation* merupakan salah satu prosedur yang paling populer, efektif, dan mudah dipelajari pada jaringan *multilayer* yang kompleks untuk mengoptimalkan pelatihan jaringan saraf tiruan (Putra & Ulfa Walmi, 2020) (Wahyuni et al., 2018). Dalam hal AHLS peneliti menggunakan metode Algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere*. Algoritma *Conjugate gradient* merupakan teknik perulangan sederhana dan kuat untuk menyelesaikan masalah minimalisasi linier dan nonlinier (Maria et al., 2023). Nantinya pola dengan *Mean Square Error* terkecil akan diambil untuk memprediksi data AHLS. Tujuan penelitian ini untuk memperoleh prediksi AHLS yang akurat dan dapat digunakan sebagai dasar untuk pengambilan keputusan dalam perencanaan pendidikan di Provinsi Sumatra Utara.

Penelitian ini dilakukan berdasarkan referensi penelitian terdahulu dengan judul Jurnal JPILKOM (Jurnal Penelitian Ilmu Komputer) Penerapan Algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* Dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Di Jawa Timur, dalam penelitian ini peneliti menggunakan Pola diantaranya: 5-10-1, 5-55-1, 5-65-1 dan 5-75-1 dan memperoleh hasil model arsitektur 5-55-1 yang merupakan model terbaik dengan MSE sebesar 0,00000078 (Maria et al., 2023). Penelitian kedua yang menjadi referensi penelitian ini berjudul *Comparison Fletcher-Reeves and Polak-Ribiere ANN Algorithm for Forecasting Analysis* dari penelitian ini disimpulkan bahwa metode *Polak Rieber* mendapatkan MSE terendah bernilai 0,00260749 dengan pola 6-10-1 (Hasibuan et al., 2022). Penelitian terakhir yang menjadi referensi penelitian ini berjudul Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara dengan pola arsitektur terbaik adalah 4-55-1, nilai MSE 0,55701127 dan akurasi 88%.

2. METODE PENELITIAN

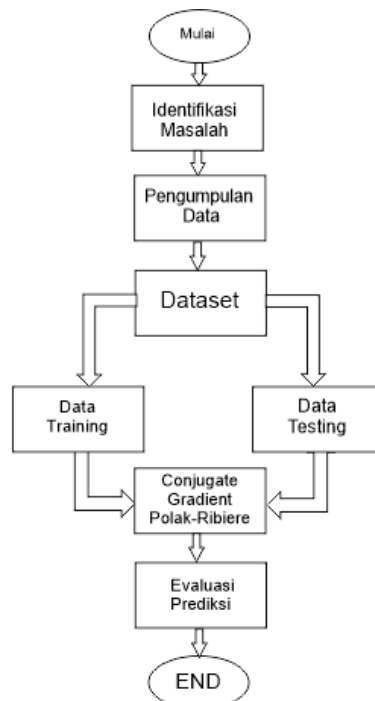
Dataset penelitian yang digunakan adalah data Harapan Lama Sekolah pada Provinsi Sumatera Utara dalam 5 tahun terakhir (2018-2022). Data adalah bersumber dari Badan Pusat Statistik Sumatera Utara, seperti terlihat pada Tabel 1. Data akan di proses menggunakan metode Algoritma *Conjugate Gradient Polak-Ribiere*. Model terbaik dinilai dari nilai MSE terkecil yang dihasilkan.

Tabel 1. Dataset Harapan Lama Sekolah Sumatera Utara

Kota	Harapan Lama Sekolah 2018-2022				
	2018	2019	2020	2021	2022
Sumatera Utara	13.14	13.15	13.23	13.27	13.31
Nias	12.13	12.39	12.57	12.84	13.04
Mandailing Natal	13.15	13.17	13.32	13.61	13.85
Tapanuli Selatan	13.1	13.12	13.24	13.35	13.37

Tapanuli Tengah	12.66	12.79	13.06	13.07	13.24
Tapanuli Utara	13.66	13.68	13.69	13.7	13.72
Toba Samosir	13.26	13.28	13.45	13.46	13.58
Labuhan Batu	12.6	12.67	12.73	12.74	12.95
Asahan	12.56	12.59	12.6	12.61	12.63
Simalungun	12.75	12.77	12.78	12.79	12.81
Dairi	13.07	13.09	13.1	13.11	13.24
Karo	12.73	12.75	12.76	12.77	12.95
Deli Serdang	13.32	13.34	13.35	13.36	13.38
Langkat	12.75	12.81	13.05	13.24	13.26
Nias Selatan	12.2	12.22	12.23	12.27	12.48
Humbang Hasundutan	13.25	13.27	13.28	13.29	13.31
Pakpak Bharat	13.83	13.85	13.86	13.87	13.89
Samosir	13.44	13.46	13.47	13.48	13.5
Serdang Bedagai	12.57	12.59	12.6	12.61	12.63
Batu Bara	12.52	12.62	12.63	12.64	12.93
Padang Lawas Utara	12.42	12.47	12.87	13.04	13.23
Padang Lawas	13	13.02	13.03	13.27	13.41
Labuhanbatu Selatan	12.97	12.99	13	13.01	13.12
Labuanbatu Utara	12.8	12.82	13.04	13.19	13.29
Nias Utara	12.58	12.78	13.03	13.04	13.06
Nias Barat	12.66	12.71	12.94	12.95	12.97
Sibolga	13.13	13.15	13.16	13.28	13.3
Tanjungbalai	12.47	12.49	12.5	12.62	12.9
Pematangsiantar	14.02	14.21	14.45	14.57	14.59
Tebing Tinggi	12.68	12.71	12.72	12.73	12.91
Medan	14.72	14.73	14.74	14.75	14.77
Binjai	13.59	13.61	13.62	13.63	13.87
Padangsidempuan	14.51	14.53	14.54	14.56	14.58
Gunungsitoli	13.71	13.73	13.74	13.75	13.77

Kerangka kerja penelitian yang digunakan untuk penyelesaian masalah pada penelitian ini disajikan pada gambar 1 berikut:



Gambar 1. Kerangka kerja penelitian

Berdasarkan Gambar 1 dapat dijelaskan bahwa langkah pertama yang dilakukan dari tahap penelitian adalah mengidentifikasi masalah ,kemudian mengumpulkan dataset penelitian (Berdasarkan tabel 1). Langkah selanjutnya adalah memisahkan dataset penelitian menjadi dua kelompok,yaitu untuk data pelatihan dan pengujian. Tahap selanjutnya adalah normalisasi data latih dan uji menggunakan rumus persamaan (1) (Rianti et al., 2022)(Muhamad et al., 2022)(Silalahi, 2022).

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

Keterangan : x' adalah hasil data yang telah dinormalisasi, 0.8 dan 0.1 adalah nilai default rumus normalisasi, x adalah data yang akan dinormalisasi, a adalah nilai terendah dari dataset, dan b adalah nilai tertinggi dari dataset.

Selanjutnya data latih yang sudah dinormalisasi dimasukkan ke dalam aplikasi Matlab R2011b untuk diolah . Pada aplikasi Matlab, *Conjugate gradient Polak-Ribiere* ditulis dengan “traincgp“. *Conjugate gradient Polak-Ribiere* (traincgp) dapat melatih jaringan apa pun asalkan bobotnya, input jaringan, dan fungsi transfer memiliki fungsi turunan. Parameter *default Conjugate Gradient Polak Rebiere* adalah sebagai berikut(Maria et al., 2023):

```
net.LW{1,1};
net.b{1};
net.LW{2,1};
net.b{2};
net.trainParam.epochs=3000;
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,P,T)

[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,P,[],[],T)
```

Gambar 2. Parameter Default *Conjugate Gradient Polak Rebiere*

Setelah data dihitung menggunakan matlab , kemudian melakukan evaluasi prediksi dengan mengumpulkan semua data yang telah dihitung dalam satu tabel dan membandingkannya . Nantinya pola yang memiliki nilai MSE terendah akan dipilih dan digunakan sebagai pola untuk prediksi data AHLS 2023.

3. HASIL AND PEMBAHASAN (10 PT)

Hal pertama yang dilakukan yaitu melakukan pembagian data. Data dibagi menjadi 2 bagian yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Pada penelitian ini, peneliti menggunakan *dataset* tahun 2018-2020 sebagai data latih dan tahun 2021 sebagai *target*. Lalu untuk data uji dimulai dari tahun 2019-2021 dan tahun 2022 sebagai *target*. Kemudian data normalisasi dengan menggunakan rumus (1) yang dapat dilihat pada tabel 2 (data *training*).

Tabel 2. Normalisasi data *training*

Normalisasi data <i>training</i>				
No	2018	2019	2020	Target
1	0.408396947	0.411450382	0.435877863	0.448091603
2	0.1	0.179389313	0.234351145	0.316793893
3	0.411450382	0.417557252	0.463358779	0.551908397
4	0.396183206	0.402290076	0.438931298	0.472519084
5	0.261832061	0.301526718	0.383969466	0.387022901
...	...	...	...	...
33	0.545801527	0.551908397	0.554961832	0.558015267
34	0.826717557	0.832824427	0.835877863	0.841984733
35	0.582442748	0.588549618	0.591603053	0.594656489

Untuk normalisasi data *testing* dengan rumus (1) dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Normalisasi data *testing*

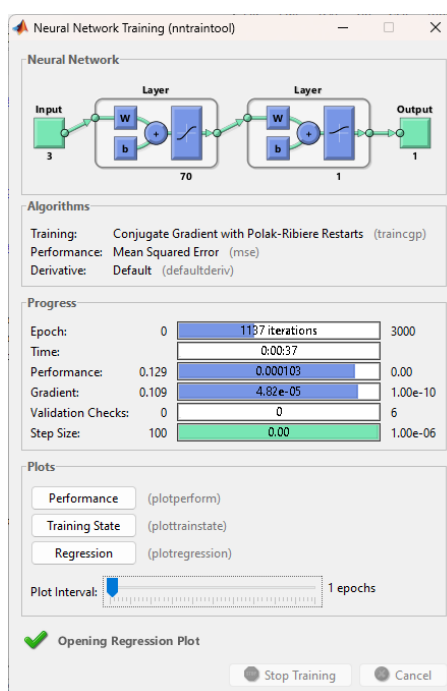
Normalisasi data <i>testing</i>				
No	2019	2020	2021	Target
1	0.391764706	0.416862745	0.429411765	0.441960784
2	0.153333333	0.209803922	0.294509804	0.357254902
3	0.398039216	0.445098039	0.536078431	0.611372549
4	0.382352941	0.42	0.454509804	0.460784314
5	0.278823529	0.363529412	0.366666667	0.42
...	...	...	...	...
33	0.536078431	0.539215686	0.542352941	0.617647059
34	0.824705882	0.827843137	0.834117647	0.840392157
35	0.57372549	0.576862745	0.58	0.58627451

Penelitian ini menggunakan 8 pola arsitektur untuk training dan testing pada prediksi angka harapan lama sekolah dengan menggunakan algoritma Conjugate Gradient Polak-Ribiere. Pola arsitekturnya yaitu 3-5-1, 3-10-1, 3-20-1, 3-55-1, 3-60-1, 3-70-1 dan 3-90-1. Selanjutnya adalah perhitungan dengan aplikasi matlab, dan hasil dari perhitungan dapat dilihat pada tabel 4

Tabel 4. Hasil perhitungan dengan aplikasi matlab.

Hasil Perhitungan Pola				
Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE	Akurasi
3-5-1	547	5 detik	0.001555912	35 %
3-10-1	409	5 detik	0.001948345	38 %
3-20-1	405	4 detik	0.001303218	38 %
3-55-1	829	8 detik	0.006825563	47 %
3-60-1	604	6 detik	0.001329715	53 %
3-70-1	1137	37 detik	0.000103431	88 %
3-90-1	903	8 detik	0.004797714	53 %

Model arsitektur terbaik yang diperoleh dari hasil perhitungan yaitu 3-70-1. Hasil pelatihan model terbaik disajikan pada Gambar 3 berikut :



Gambar 3. Hasil pelatihan model terbaik

Menggunakan arsitektur model terbaik, diperoleh hasil prediksi Angka Harapan Lama Sekolah di Provinsi Sumatera utara dapat dilihat pada tabel 5 :

Tabel 5. Hasil prediksi angka harapan lama sekolah

Kota	2022	Target	Target Prediksi	Hasil Prediksi 2023
Sumatera Utara	13.31	0.441960784	0.451969133	14.0
Nias	13.04	0.357254902	0.31709493	13.7
Mandailing Natal	13.85	0.611372549	0.546989076	14.1
Tapanuli Selatan	13.37	0.460784314	0.47515453	14.0
Tapanuli Tengah	13.24	0.42	0.400752743	13.9
Tapanuli Utara	13.72	0.570588235	0.579120436	14.2
Toba Samosir	13.58	0.526666667	0.507053584	14.1
Labuhan Batu	12.95	0.329019608	0.289498283	13.7
Asahan	12.63	0.228627451	0.24467976	13.6
Simalungun	12.81	0.285098039	0.300044473	13.7
Dairi	13.24	0.42	0.422331101	13.9
Karo	12.95	0.329019608	0.295921863	13.7
Deli Serdang	13.38	0.463921569	0.472860255	14.0
Langkat	13.26	0.42627451	0.426097943	13.9
Nias Selatan	12.48	0.181568627	0.142951631	13.4
Humbang Hasundutan	13.31	0.441960784	0.459285354	14.0
Pakpak Bharat	13.89	0.623921569	0.632593659	14.3
Samosir	13.5	0.501568627	0.512317929	14.1
Serdang Bedagai	12.63	0.228627451	0.243049323	13.6
Batu Bara	12.93	0.322745098	0.256999421	13.6
Padang Lawas Utara	13.23	0.416862745	0.377694868	13.8
Padang Lawas	13.41	0.473333333	0.409782363	13.9
Labuhanbatu Selatan	13.12	0.382352941	0.394585132	13.8
Labuanbatu Utara	13.29	0.435686275	0.428062611	13.9
Nias Utara	13.06	0.363529412	0.372057234	13.8
Nias Barat	12.97	0.335294118	0.348751657	13.8
Sibolga	13.3	0.438823529	0.436991701	13.9
Tanjungbalai	12.9	0.313333333	0.250471431	13.6
Pematangsiantar	14.59	0.843529412	0.844880026	14.7
Tebing Tinggi	12.91	0.316470588	0.284160016	13.6
Medan	14.77	0.9	0.899997958	14.8
Binjai	13.87	0.617647059	0.558860247	14.1
Padangsidempuan	14.58	0.840392157	0.841724405	14.7
Gunungsitoli	13.77	0.58627451	0.593468055	14.2

4. KESIMPULAN

Pola Polak Ribier dapat digunakan untuk prediksi angka harapan lama sekolah menggunakan Software Matlab dan Excel pola 3-70-1 adalah pola yang tepat untuk memprediksi angka harapan lama sekolah dengan akurasi 88% dan MSE sebesar 0.000103431. Hasil prediksi ini dapat menjadi patokan untuk pemerintah daerah setempat untuk melihat perkembangan dari sektor pendidikan di daerahnya , data ini juga dapat digunakan untuk pemerintah untuk memberikan kebutuhan infrastruktur pendidikan, alokasi anggaran, dan penentuan strategi pengajaranyang tepat kepada daerah-daerah yang tepat ,seperti Padangsidempuan yang memiliki pengembangan yang sedikit.

ACKNOWLEDGEMENTS

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini

REFERENCES

- Candrawati, M., Imaningsih, N., & Wijaya, R. S. (2021). Pengaruh Upah Minimum, Harapan Hidup, Lama Sekolah dan Dependency Ratio Terhadap Jumlah Penduduk Miskin di Kabupaten Kebumen 2010-2019. *Jurnal Education and Development*, 9(3), 306–310. <https://journal.ipts.ac.id/index.php/ED/article/view/2859>

- Dewi, F. W., Magdalena, L., & Ilyasa, R. (2022). Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation Untuk Prediksi Pemenang Mojang Jajaka Jawa Barat. *Jurnal Ilmu-Ilmu Informatika Dan Manajemen STMIK*, 16(1), 49–60. <https://ejournal.stmik-sumedang.ac.id/index.php/infomans/article/view/269>
- Hasibuan, E. H., Hendraputra, S., Achmad Daengs, G. S., & Saragih, L. (2022). Comparison Fletcher-Reeves and Polak-Ribiere ANN Algorithm for Forecasting Analysis. *Journal of Physics: Conference Series*, 2394(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2394/1/012008>
- Hayami, R., Sunanto, & Oktaviandi, I. (2021). Penerapan Metode Single Exponential Smoothing Pada Prediksi Penjualan Bed Sheet. *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, 2(1), 32–39. <https://doi.org/10.37859/coscitech.v2i1.2184>
- Irawan, R. (2020). Peningkatan Harapan Lama Sekolah (HLS) Melalui Program Sosialisasi Pendidikan. *Jurnal Pasopati*, 2(2), 110–115. <http://openjournal.unpam.ac.id/index.php/jsmu/article/view/2920https://ejournal2.undip.ac.id/index.php/pasopati/article/view/7537>
- Mahya, A. J., & Widowati. (2021). Analisis Pengaruh Angka Harapan Lama Sekolah, Rata-Rata Lama Sekolah, Dan Pengeluaran Per Kapita Terhadap Indeks Pembangunan Manusia Di Provinsi Jawa Tengah. *Prismatika: Jurnal Pendidikan Dan Riset Matematika*, 3(2), 126–140. <https://doi.org/10.33503/prismatika.v3i2.1180>
- Maria, S., Silalahi, S., & Pujiastuti, L. (2023). *Jurnal JPILKOM (Jurnal Penelitian Ilmu Komputer) Penerapan Algoritma Conjugate Gradient Polak Ribiere Dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Di Jawa Timur*. 1(1).
- Mayapada, R., Yanti, R. W., & Syarifuddin, S. (2022). Analisis Tingkat Kepentingan terhadap Faktor- Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia di Indonesia. *Journal of Mathematics: Theory and Applications*, 4(2), 45–49.
- Muhamad, I. M., Wardana, S. A., Wanto, A., & ... (2022). Algoritma Machine Learning untuk penentuan Model Prediksi Produksi Telur Ayam Petelur di Sumatera. *Journal of Informatics ...*, 1(4), 126–134. <https://djournals.com/jieee/article/view/382%0Ahttps://djournals.com/jieee/article/download/382/283>
- Muhammad, B. (2019). Implementasi Data Mining untuk Prediksi Standar Hidup Layak Berdasarkan Tingkat Kesehatan dan Pendidikan Masyarakat. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 2(2), 33–37. <https://jurnal.tau.ac.id/index.php/siskom-kb/article/view/58>
- Putra, H., & Ulfa Walmi, N. (2020). Penerapan Prediksi Produksi Padi Menggunakan Artificial Neural Network Algoritma Backpropagation. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 6(2), 100–107. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v6i2.2020.100-107>
- Rianti, E., Yenila, F., Ariana, A. A. G. B., Elva, Y., & Trisna, N. (2022). Artificial Neural Network Model for Forecasting Natural Disasters: Polak-Ribiere and Powell-Beale Comparison. *Journal of Physics: Conference Series*, 2394(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2394/1/012010>
- Silalahi, A. M. (2022). Perbandingan Kinerja Algoritma Polak-Ribiere dengan Powel- Beale untuk Prediksi Rasio Penggunaan Gas Rumah Tangga. *Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, 4(1), 61–71.
- Siska, F., & Rudagi, R. (2021). Analisis Ketimpangan Pendidikan pada Masa Covid-19 di Nagari Sisawah Kabupaten Sijunjung. *AL MA'ARIEF: Jurnal Pendidikan Sosial Dan Budaya*, 3(1), 1–11. <https://doi.org/10.35905/almaarief.v3i1.2032>
- Sujana, I. W. C. (2019). Fungsi Dan Tujuan Pendidikan Indonesia. *Adi Widya: Jurnal Pendidikan Dasar*, 4(1), 29. <https://doi.org/10.25078/aw.v4i1.927>
- Wahyuni, J., Paranthi, Y. W., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara. *Jurnal Infomedia*, 3(1). <https://doi.org/10.30811/jim.v3i1.624>