



PENERAPAN ALGORITMA CONJUGATE GRADIENT POLAK RIBIERE DALAM MEMPREDIKSI TINGKAT PENGANGGURAN TERBUKA

Jeni Sugiandi¹, P.P.P.A.N.W.Fikrul Ilmi R.H.Zer², Solikhun³

^{1,3}Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematang Siantar

²Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematang Siantar

Article Info

Article history:

Received Nov 30, 2023

Revised Dec 02, 2023

Accepted Dec 10, 2023

Kata Kunci:

Prediksi
Pengangguran
Conjugate Gradient
Polak Ribiere
Back-propagation

Keywords:

Prediction
Unemployment
Conjugate Gradient
Polak Ribiere
Back-propagation

ABSTRAK

Pengangguran terbuka merupakan salah satu permasalahan sosial yang seringkali menjadi fokus perhatian banyak negara. Tingkat pengangguran yang tinggi dapat berdampak negatif terhadap perekonomian suatu negara, seperti menurunnya tingkat produksi, meningkatnya tingkat kemiskinan, dan mengurangi daya beli masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* sebagai solusi yang lebih efektif dalam memprediksi tingkat pengangguran terbuka. Algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* dikembangkan berdasarkan metode gradien konjugat yang memiliki kelebihan dalam mencari minimum atau maksimum fungsi dengan cepat. Algoritma ini memiliki tingkat konvergensi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode optimasi lainnya. Hal ini memungkinkan peneliti untuk mendapatkan hasil prediksi dengan cepat dan efisien. Berdasarkan hasil pengujian dari 3 model arsitektur yang digunakan diperoleh 1 model arsitektur terbaik dengan menggunakan algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* yaitu model arsitektur 3-5-1 dengan *epoch* 374 iterasi, menghabiskan waktu pelatihan selama 00:20 detik dengan MSE 0,000137751 dan akurasi yang diperoleh sebesar 71%. Berdasarkan hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi masukan dan saran untuk membantu pemerintah dalam mengatasi tingkat pengangguran dimasa-masa yang akan datang.

ABSTRACT

Open unemployment is a social problem that is often the focus of attention in many countries. A high unemployment rate can have a negative impact on a country's economy, such as decreasing production levels, increasing poverty levels, and reducing people's purchasing power. This research aims to apply Polak Ribiere's Conjugate Gradient algorithm as a more effective solution in predicting the open unemployment rate. Polak Ribiere's Conjugate Gradient Algorithm was developed based on the conjugate gradient method which has the advantage of quickly finding the minimum or maximum of a function. This algorithm has a higher convergence rate compared to other optimization methods. This allows researchers to obtain prediction results quickly and efficiently. Based on the test results of the 3 architectural models used, 1 best architectural model was obtained using the Polak Ribiere Conjugate Gradient algorithm, namely the 3-5-1 architectural model with an epoch of 374 iterations, spending a training time of 00:20 seconds with an MSE of 0.000137751 and an accuracy of obtained by 71%. Based on the results of this research, it is hoped that it can provide input and suggestions to assist the government in overcoming unemployment levels in the future.

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



Corresponding Author:

Jeni Sugiandi,
Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa,
Jln. Sudirman Blok A No. 1, 2, dan 3 Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia.
Email: jenisugiandi@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Pengangguran terbuka merupakan salah satu permasalahan sosial yang seringkali menjadi fokus perhatian banyak negara (Putri et al., 2021). Tingkat pengangguran yang tinggi dapat berdampak negatif terhadap perekonomian suatu negara, seperti menurunnya tingkat produksi, meningkatnya tingkat kemiskinan, dan mengurangi daya beli masyarakat (Rianda, 2020). Oleh karena itu, penting untuk dapat memprediksi tingkat pengangguran terbuka dengan akurat guna mengambil tindakan yang tepat dalam menghadapinya.

Meskipun telah banyak penelitian yang dilakukan untuk memprediksi tingkat pengangguran terbuka, namun masih terdapat kelemahan dalam metode yang digunakan. Beberapa metode umum yang digunakan, seperti regresi linier dan jaringan saraf tiruan, memiliki keterbatasan dalam menghadapi data yang kompleks dan non-linier (Michael & Garonga, 2020). Oleh karena itu, diperlukan suatu solusi yang lebih efektif dan akurat untuk memprediksi tingkat pengangguran terbuka.

Dalam penelitian ini, diusulkan penerapan algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* untuk memprediksi tingkat pengangguran terbuka. Algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* dikembangkan berdasarkan metode gradien konjugat yang memiliki kelebihan dalam mencari minimum atau maksimum fungsi dengan cepat (S. M. S. Silalahi & Pujiastuti, 2023). Dalam konteks ini, algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* akan digunakan untuk mencari model prediksi tingkat pengangguran terbuka yang paling akurat (Amalya & Yasin, 2023). Algoritma ini dapat mengatasi keterbatasan metode tradisional dalam menghadapi data yang kompleks dan non-linier. Algoritma ini memiliki tingkat konvergensi yang lebih tinggi dibandingkan dengan metode optimasi lainnya (Oktaviani & Solikhun, 2023). Hal ini memungkinkan peneliti untuk mendapatkan hasil prediksi dengan cepat dan efisien. Dengan menggunakan algoritma ini diharapkan tingkat akurasi prediksi tingkat pengangguran terbuka juga dapat meningkat, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan yang lebih baik dalam mengatasi masalah pengangguran (Mahmudi, 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* sebagai solusi yang lebih efektif dalam memprediksi tingkat pengangguran terbuka. Dengan adanya penelitian ini diharapkan dapat membantu pemerintah dalam mengatasi tingkat pengangguran dimasa-masa yang akan datang untuk meningkatkan kesejahteraan masyarakat.

2. METODE PENELITIAN

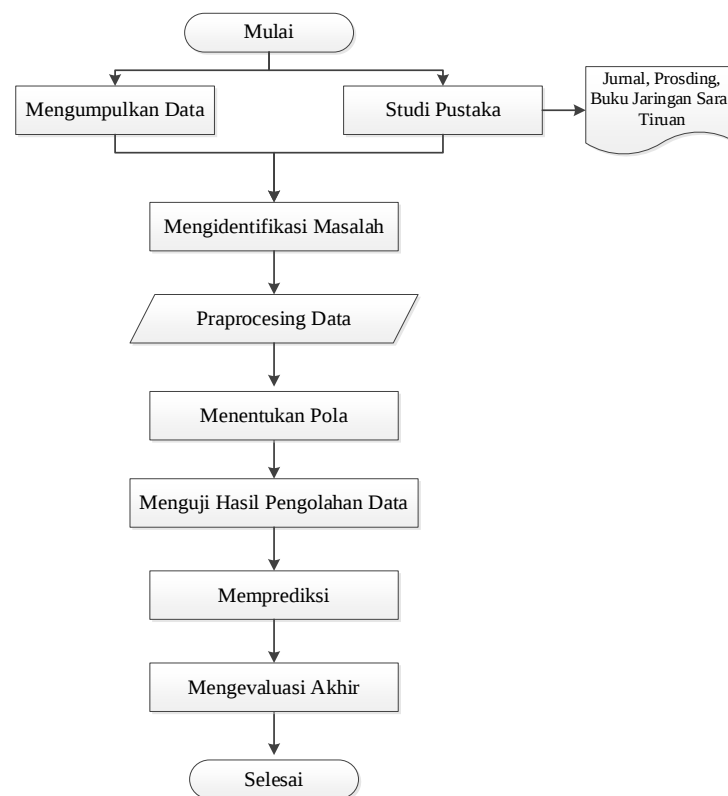
Penelitian ini menggunakan data sekunder. Data yang digunakan adalah data Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia. Sedangkan untuk periode data yang digunakan mulai dari tahun 2020-2023. Studi literatur untuk menghimpun data atau sumber yang berhubungan dengan topik yang didapat dari berbagai sumber, jurnal, maupun *internet* (Ridwan et al., 2021). Kemudian pengambilan sampel data dari Badan Pusat Statistik (BPS), lalu di proses menggunakan metode Algoritma *Conjugate Gradient Polak-Ribiere*. Model terbaik dinilai dari nilai *MSE* terkecil yang dihasilkan (Adji et al., 2022).

Tabel 1. Tingkat Pengangguran Terbuka (Persen)

No.	Provinsi	Tahun (Persen)			
		2020	2021	2022	2023
1	Aceh	6.59	6.3	6.17	6.03
2	Sumatera Utara	6.91	6.33	6.16	5.89
3	Sumatera Barat	6.88	6.52	6.28	5.94
4	Riau	6.32	4.42	4.37	4.23
5	Jambi	5.13	5.09	4.59	4.53
6	Sumatera Selatan	5.51	4.98	4.63	4.11
7	Bengkulu	4.07	3.65	3.59	3.42
8	Lampung	4.67	4.69	4.52	4.23
9	Kep. Bangka Belitung	5.25	5.03	4.77	4.56
10	Kep. Riau	10.34	9.91	8.23	6.8
11	DKI Jakarta	10.95	8.5	7.18	6.53
12	Jawa Barat	10.46	9.82	8.31	7.44
13	Jawa Tengah	6.48	5.95	5.57	5.13
14	DI Yogyakarta	4.57	4.56	4.06	3.69
15	Jawa Timur	5.84	5.74	5.49	4.88
16	Banten	10.64	8.98	8.09	7.52
17	Bali	5.63	5.37	4.8	2.69

No.	Provinsi	Tahun (Persen)			
		2020	2021	2022	2023
18	Nusa Tenggara Barat	4.22	3.01	2.89	2.8
19	Nusa Tenggara Timur	4.28	3.77	3.54	3.14
20	Kalimantan Barat	5.81	5.82	5.11	5.05
21	Kalimantan Tengah	4.58	4.53	4.26	4.1
22	Kalimantan Selatan	4.74	4.95	4.74	4.31
23	Kalimantan Timur	6.87	6.83	5.71	5.31
24	Kalimantan Utara	4.97	4.58	4.33	4.01
25	Sulawesi Utara	7.37	7.06	6.61	6.1
26	Sulawesi Tengah	3.77	3.75	3	2.95
27	Sulawesi Selatan	6.31	5.72	4.51	4.33
28	Sulawesi Tenggara	4.58	3.92	3.36	3.15
29	Gorontalo	4.28	3.01	2.58	3.06
30	Sulawesi Barat	3.32	3.13	2.34	2.27
31	Maluku	7.57	6.93	6.88	6.31
32	Maluku Barat	5.15	4.71	3.98	4.31
33	Papua Barat	6.8	5.84	5.37	5.38
34	Papua	4.28	3.33	2.83	2.67

Seperti terlihat pada Tabel 1, data penelitian ini berupa data tingkat pengangguran terbuka yang bertujuan untuk mengetahui berapa persen peningkatan atau penurunan tingkat pengangguran terbuka pada tahun berikutnya. Rancangan penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1 berikut.



Gambar 1. Rancangan Penelitian

Berdasarkan rancangan penelitian pada gambar 1, maka masing-masing langkah dapat diuraikan sebagai berikut (Damayanti et al., 2023):

1. Mengumpulkan Data
Pada tahap ini, data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS).
2. Studi Pustaka
Pada tahap ini, merupakan langkah untuk mengumpulkan informasi yang relevan dengan topik permasalahan yang terjadi sebagai objek penelitian, melengkapi pengetahuan dan teori yang digunakan dalam penelitian.

3. Mengidentifikasi Masalah

Dilakukan setelah semua data dikumpulkan dan *dataset* yang sesuai diperoleh untuk diproses pada tahap konversi data yang di dapat sesuai dengan bobot yang diberikan.

4. Pra-proses Data

Tahapan yang dikerjakan dengan melakukan perubahan pada beberapa jenis data pada atribut *dataset* dengan tujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap isi *record*, juga melakukan seleksi dengan memperhatikan konsisten data, *missing value* dan *redundant* pada data.

5. Menentukan Pola

Hasil dari tahap ini adalah model arsitektur JST dengan *Conjugate Gradient Polak Ribiere* untuk menentukan pola.

6. Menguji Hasil Pengolahan Data

Setelah model ditentukan, dilakukan tahapan uji coba dengan hasil pengolahan data dengan menggunakan *Software Matlab*.

7. Memprediksi

Prediksi dilakukan untuk melihat hasil *Conjugate Gradient Polak Ribiere* pada model arsitektur terbaik.

8. Mengevaluasi Akhir

Dilakukan untuk mengetahui apakah hasil pengujian pengolahan data sesuai dengan yang diharapkan.

Pada aplikasi *Matlab*, *Conjugate gradient Polak-Ribiere* ditulis dengan “*traincgp*” (A. M. Silalahi, 2022). *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 Ribiere* adalah sebagai berikut :

```
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';
```

Gambar 2. Parameter Default *Conjugate Gradient Polak Ribiere*

3. HASIL AND PEMBAHASAN

Berdasarkan data penelitian yang tersaji pada tabel 1, maka terlebih dahulu harus dibagi menjadi data *Training* dan data *Testing* (Napitupulu et al., 2023). Data *Training* menggunakan data tahun 2020 – 2022 dengan target tahun 2022, sedangkan untuk data *Testing* menggunakan data tahun 2021 – 2023 dengan target tahun 2023. Langkah selanjutnya adalah melakukan transformasi data (normalisasi data) menggunakan rumus normalisasi, agar bisa dihitung dan di proses menggunakan aplikasi *Matlab* (Darmadi & Solikhun, 2023).

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

dimana :

xi	= Hasil normalisasi
0.8	= Nilai <i>default</i> normalisasi nilai optimum
x	= Data yang akan dinormalisasi
b	= Nilai data tertinggi
a	= Nilai data terendah
0.1	= Nilai <i>default</i> normalisasi nilai minimum

Tabel 2. Normalisasi Data *Training*

No.	Provinsi	Tahun (Persen)			
		2020(X1)	2021(X2)	2022(X3)	2022(Target)
1	Aceh	0,494889663	0,467944251	0,455865273	0,455865273
2	Sumatera Utara	0,524622532	0,470731707	0,454936121	0,454936121
3	Sumatera Barat	0,521835075	0,488385598	0,466085947	0,466085947
4	Riau	0,469802555	0,293263647	0,288617886	0,288617886
5	Jambi	0,359233449	0,355516841	0,309059233	0,309059233
6	Sumatera Selatan	0,394541231	0,345296167	0,312775842	0,312775842
7	Bengkulu	0,260743322	0,221718931	0,216144019	0,216144019
8	Lampung	0,316492451	0,318350755	0,302555168	0,302555168
9	Kep. Bangka Belitung	0,370383275	0,349941928	0,325783972	0,325783972
10	Kep. Riau	0,843321719	0,803368177	0,647270616	0,647270616
11	DKI Jakarta	0,9	0,672357724	0,54970964	0,54970964
12	Jawa Barat	0,854471545	0,795005807	0,654703833	0,654703833
13	Jawa Tengah	0,48466899	0,435423926	0,400116144	0,400116144
14	DI Yogyakarta	0,307200929	0,306271777	0,25981417	0,25981417
15	Jawa Timur	0,425203252	0,415911731	0,392682927	0,392682927
16	Banten	0,871196283	0,716957027	0,634262485	0,634262485
17	Bali	0,405691057	0,381533101	0,328571429	0,328571429
18	Nusa Tenggara Barat	0,274680604	0,162253194	0,151103368	0,151103368
19	Nusa Tenggara Timur	0,280255517	0,232868757	0,211498258	0,211498258
20	Kalimantan Barat	0,422415796	0,423344948	0,357375145	0,357375145
21	Kalimantan Tengah	0,308133081	0,303484321	0,278397213	0,278397213
22	Kalimantan Selatan	0,322996516	0,342508711	0,322996516	0,322996516
23	Kalimantan Timur	0,520905923	0,517189315	0,413124274	0,413124274
24	Kalimantan Utara	0,344367015	0,308130081	0,284901278	0,284901278
25	Sulawesi Utara	0,567363531	0,538559814	0,496747967	0,496747967
26	Sulawesi Tengah	0,232868757	0,231010453	0,161324042	0,161324042
27	Sulawesi Selatan	0,468873403	0,414053426	0,301626016	0,301626016
28	Sulawesi Tenggara	0,308130081	0,246806039	0,194773519	0,194773519
29	Gorontalo	0,280255517	0,162253194	0,122299652	0,122299652
30	Sulawesi Barat	0,191056911	0,17340302	0,1	0,1
31	Maluku	0,585946574	0,526480836	0,521835075	0,521835075
32	Maluku Barat	0,361091754	0,320209059	0,252380952	0,252380952
33	Papua Barat	0,514401858	0,425203252	0,381533101	0,381533101
34	Papua	0,280255517	0,191986063	0,145528455	0,145528455

Tabel 3. Normalisasi Data *Testing*

No.	Provinsi	Tahun (Persen)			
		2021(X1)	2022(X2)	2023(X3)	2023(Target)
1	Aceh	0,521989529	0,508376963	0,493717277	0,493717277
2	Sumatera Utara	0,52513089	0,507329843	0,479057592	0,479057592
3	Sumatera Barat	0,545026178	0,519895288	0,484293194	0,484293194
4	Riau	0,32513089	0,319895288	0,305235602	0,305235602
5	Jambi	0,395287958	0,342931937	0,336649215	0,336649215
6	Sumatera Selatan	0,383769634	0,347120419	0,292670157	0,292670157
7	Bengkulu	0,244502618	0,238219895	0,220418848	0,220418848
8	Lampung	0,353403141	0,335602094	0,305235602	0,305235602
9	Kep. Bangka Belitung	0,389005236	0,361780105	0,339790576	0,339790576
10	Kep. Riau	0,9	0,72408377	0,57434555	0,57434555
11	DKI Jakarta	0,752356021	0,614136126	0,546073298	0,546073298
12	Jawa Barat	0,890575916	0,732460733	0,641361257	0,641361257
13	Jawa Tengah	0,485340314	0,445549738	0,39947644	0,39947644
14	DI Yogyakarta	0,339790576	0,287434555	0,248691099	0,248691099
15	Jawa Timur	0,463350785	0,437172775	0,373298429	0,373298429
16	Banten	0,802617801	0,709424084	0,64973822	0,64973822
17	Bali	0,42460733	0,364921466	0,143979058	0,143979058
18	Nusa Tenggara Barat	0,177486911	0,164921466	0,155497382	0,155497382
19	Nusa Tenggara Timur	0,257068063	0,232984293	0,191099476	0,191099476
20	Kalimantan Barat	0,471727749	0,397382199	0,391099476	0,391099476
21	Kalimantan Tengah	0,336649215	0,308376963	0,291623037	0,291623037
22	Kalimantan Selatan	0,380628272	0,358638743	0,313612565	0,313612565

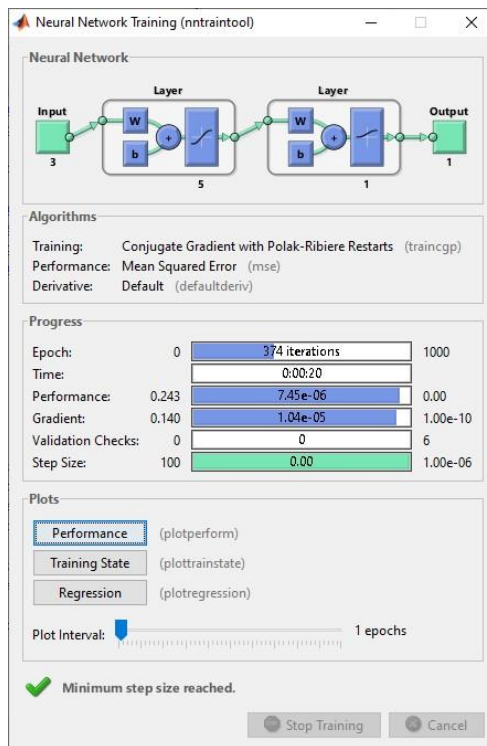
No.	Provinsi	Tahun (Persen)			
		2021(X1)	2022(X2)	2023(X3)	2023(Target)
23	Kalimantan Timur	0,577486911	0,460209424	0,418324607	0,418324607
24	Kalimantan Utara	0,341884817	0,315706806	0,282198953	0,282198953
25	Sulawesi Utara	0,601570681	0,554450262	0,50104712	0,50104712
26	Sulawesi Tengah	0,254973822	0,176439791	0,171204188	0,171204188
27	Sulawesi Selatan	0,461256545	0,334554974	0,315706806	0,315706806
28	Sulawesi Tenggara	0,272774869	0,214136126	0,192146597	0,192146597
29	Gorontalo	0,177486911	0,132460733	0,182722513	0,182722513
30	Sulawesi Barat	0,190052356	0,107329843	0,1	0,1
31	Maluku	0,587958115	0,582722513	0,523036649	0,523036649
32	Maluku Barat	0,355497382	0,279057592	0,313612565	0,313612565
33	Papua Barat	0,47382199	0,42460733	0,42565445	0,42565445
34	Papua	0,210994764	0,158638743	0,141884817	0,141884817

Pada penelitian ini akan dilakukan percobaan menggunakan 3 (tiga) model arsitektur, yakni : 3-5-1 (3 input layer, 1 hidden layer dengan 5 neuron, dan 1 output layer), 3-10-1 (3 input layer, 1 hidden layer dengan 10 neuron, dan 1 output layer), dan 3-5-10-1 (3 input layer, 2 hidden layer dengan masing-masing 5 dan 10 neuron, dan 1 output layer) (Shaputra et al., 2021).

Tabel 4. Pola Asitektur

No	Arsitektur	<i>Conjugate gradient Polak Ribiere</i>			
		Epoch	Waktu	MSE	Akurasi
1	3-5-1	374	00:20	0,000137751	71%
2	3-10-1	218	00:13	0,000386323	97%
3	3-5-10-1	138	00:09	0,001767122	91%

Berdasarkan tabel 4, dapat diketahui bahwa dari 3 model arsitektur yang telah dilatih dan diuji melalui aplikasi *Matlab R2011b* diperoleh 1 model arsitektur terbaik dengan menggunakan algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* yaitu model arsitektur 3-5-1 dengan *epoch* 374 iterasi, menghabiskan waktu pelatihan selama 00:20 detik dengan *MSE* 0,000137751 dan akurasi yang diperoleh sebesar 71%. Perlu diketahui bahwa semakin kecil nilai *MSE*, maka semakin baik hasil untuk melakukan prediksi nantinya (Tinambunan & Iلمي, 2023).



Gambar 3. Pelatihan dengan Model Arsitektur Terbaik

Berikut adalah hasil prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka untuk tahun 2024 dan 2025 yang dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Prediksi

No.	Provinsi	Tingkat Pengangguran Terbuka (Persen)				Prediksi	
		2020	2021	2022	2023	2024	2025
1	Aceh	6,59	6,3	6,17	6,03	4,81	3,78
2	Sumatera Utara	6,91	6,33	6,16	5,89	4,75	3,75
3	Sumatera Barat	6,88	6,52	6,28	5,94	4,80	3,78
4	Riau	6,32	4,42	4,37	4,23	3,61	3,09
5	Jambi	5,13	5,09	4,59	4,53	3,85	3,22
6	Sumatera Selatan	5,51	4,98	4,63	4,11	3,53	3,01
7	Bengkulu	4,07	3,65	3,59	3,42	3,05	2,74
8	Lampung	4,67	4,69	4,52	4,23	3,62	3,09
9	Kep. Bangka Belitung	5,25	5,03	4,77	4,56	3,85	3,23
10	Kep. Riau	10,34	9,91	8,23	6,8	5,37	4,12
11	DKI Jakarta	10,35	8,5	7,18	6,53	5,15	4,00
12	Jawa Barat	10,46	9,82	8,31	7,44	5,84	4,40
13	Jawa Tengah	6,48	5,95	5,57	5,13	4,23	3,45
14	DI Yogyakarta	4,57	4,56	4,06	3,69	3,24	2,85
15	Jawa Timur	5,84	5,74	5,49	4,88	4,05	3,32
16	Banten	10,64	8,98	8,09	7,52	5,86	4,41
17	Bali	5,63	5,37	4,8	2,69	2,57	2,45
18	Nusa Tenggara Barat	4,22	3,01	2,89	2,8	2,65	2,50
19	Nusa Tenggara Timur	4,28	3,77	3,54	3,14	2,87	2,62
20	Kalimantan Barat	5,81	5,82	5,11	5,05	4,20	3,43
21	Kalimantan Tengah	4,58	4,53	4,26	4,1	3,53	3,04
22	Kalimantan Selatan	4,74	4,95	4,74	4,31	3,67	3,11
23	Kalimantan Timur	6,87	6,83	5,71	5,31	4,36	3,53
24	Kalimantan Utara	4,97	4,58	4,33	4,01	3,47	2,99
25	Sulawesi Utara	7,37	7,06	6,61	6,1	4,95	3,87
26	Sulawesi Tengah	3,77	3,75	3	2,95	2,71	2,55
27	Sulawesi Selatan	6,31	5,72	4,51	4,33	3,69	3,14
28	Sulawesi Tenggara	4,58	3,92	3,36	3,15	2,86	2,63
29	Gorontalo	4,28	3,01	2,58	3,06	2,81	2,57
30	Sulawesi Barat	3,32	3,13	2,34	2,27	2,28	2,33
31	Maluku	7,57	6,93	6,88	6,31	5,08	3,95
32	Maluku Barat	5,15	4,71	3,98	4,31	3,70	3,10
33	Papua Barat	6,8	5,84	5,37	5,38	4,39	3,54
34	Papua	4,28	3,33	2,83	2,67	2,55	2,45

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, maka dapat disimpulkan bahwa angka tingkat pengangguran terbuka di Indonesia mengalami penurunan setiap tahunnya. Ini dapat digunakan sebagai acuan untuk pemerintah untuk meningkatkan faktor-faktor yang dapat mensejahterakan masyarakat. Algoritma *Conjugate Gradient Polak Ribiere* dapat diterapkan dengan baik sebagai salah satu penyelesaian kasus prediksi tingkat pengangguran terbuka dengan menggunakan tiga model arsitektur berbeda. Adapun dari 3 arsitektur yang digunakan, diperoleh 1 model arsitektur terbaik dengan akurasi 71% yaitu model arsitektur 3-5-1. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian data, maka model arsitektur 3-5-1 dapat digunakan sebagai model untuk melakukan prediksi tingkat pengangguran terbuka di Indonesia pada tahun-tahun berikutnya.

ACKNOWLEDGEMENTS

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

REFERENCES

- Adji, B. M., Abadi, S., & Wijaya, I. P. E. (2022). ANALISIS PERAMALAN PENJUALAN DAN BIAYA BUDIDAYA UDANG VANNAMEI (*Litopenaeus Vannamei*) SEMI BIOFLOK (Studi Kasus Di Balai Layanan Usaha Produksi Perikanan Budidaya (BLUPPB) Karawang , Jawa Barat). *Jurnal Ilmiah Mahasiswa AGROINFO GALUH*, 10(2), 1026–1034.
- Amalya, N., & Yasin, V. (2023). Perbandingan Algoritma Resilient Backpropagation Dan Conjugate Gradient Polak-

- Ribiere Dalam Memprediksi Penyakit Stroke. *Jurnal Inovasi Sistem Informasi & Ilmu Komputer*, 1(1), 12–19.
- Damayanti, T. F., Wanto, A., & Tambunan, H. S. (2023). Prediksi Hasil Produksi Stok Benih Kelapa Sawit dengan Algoritma Back- propagation. *Journal Of Macine Learning And Artificial Intelligine*, 2(2), 105–112. <https://doi.org/10.55123/jomlai.v2i2.2391>
- Darmadi, R. A., & Solikhun. (2023). METODE FLETCHER-REEVES DALAM MEMPREDIKSI PENGELUARAN RATA-RATA PER KAPITA SEBULAN UNTUK MAKANAN DI DAERAH PERKOTAAN MENURUT PROVINSI. *Jurnal JPILKOM (Jurnal Penelitian Ilmu Komputer)*, 1(1), 1–9.
- Mahmudi, A. A. (2020). Optimasi Conjugate Gradient Pada Backpropagation Neural Network Untuk Prediksi Hasil Tangkap Ikan. *SAINTEKBU: Jurnal Sains Dan Teknologi*, 12(2), 29–39.
- Michael, A., & Garonga, M. (2020). Prediksi Kunjungan Wisatawan Toraja Utara Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *Journal Dynamic SainT*, 5(1), 890–895.
- Napitupulu, P. N., Damanik, A. R., & Napitupulu, J. E. (2023). Implementasi Algoritma Backpropagation Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Angka Harapan Hidup Di Kota Jambi. *Jurnal JPILKOM (Jurnal Penelitian Ilmu Komputer)*, 1(1), 10–15.
- Oktaviani, S., & Solikhun. (2023). Perbandingan Algoritma Backpropagation Levenberg-Marquardt , Conjugate Gradient Polak Ribiere , Dan Bayesian Regularization Dalam Memprediksi Penyakit Anemia. *Jurnal JISIILKOM (Jurnal Inovasi Sistem Informasi & Ilmu Komputer)*, 1(1), 1–8.
- Putri, A., Azzahra, A., Andiany, D. D., Abdurrohman, D., Sinaga, P. P., & Yuhan, R. J. (2021). Perbandingan Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia Sebelum dan Sesaat Pandemi Covid-19. *Jurnal Kajian Ekonomi Dan Pembangunan*, 3(2), 71–86.
- Rianda, C. N. (2020). Analisis Dampak Pengangguran Berpengaruh Terhadap Individual. *At-Tasyri': Jurnal Ilmiah Prodi Muamalah*, 12(1), 17–26.
- Ridwan, M., AM, S., Ulum, B., & Muhammad, F. (2021). Pentingnya Penerapan Literature Review pada Penelitian Ilmiah. *Jurnal Masohi*, 2(1), 42–51.
- Shaputra, E., Ginting, B. S., & Nurhayati. (2021). Prediksi Pendapatan Asli Daerah (Pad) Kabupaten Langkat Menggunakan Metode Backpropagation Neural Network. *JTIK (Jurnal Teknik Informatika Kaputama)*, 5(1), 69–75.
- 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.
- Silalahi, S. M. S., & Pujiastuti, L. (2023). Penerapan Algoritma Conjugate Gradient Polak Ribiere Dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Di Jawa Timur. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer*, 1(1), 16–22.
- Tinambunan, D., & Ilmi, F. (2023). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Analisis Jumlah Penduduk Kabupaten Simalungun. *Jurnal JPILKOM (Jurnal Penelitian Ilmu Komputer)*, 1(1), 23–31.