

Prediksi Ayam Buras Di Indonesia Dengan Backpropagation Polak Ribiere

Ramadhan Erlangga Utama¹, Solikhun²

^{1,2}Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematang Siantar, Indonesia
E-Mail : ¹ramadhanerlanggautama@gmail.com, ²solikhun@amiktunasbangsa.ac.id

Article Info

Article history:

Received Jun 9, 2024
Revised Aug 07, 2024
Accepted Aug 20, 2024

Kata Kunci:

Ayam Buras
Prediksi
Jaringan Syaraf Tiruan
Backpropagation
Polak Ribiere

Keywords:

Free-range Chicken
Prediction
Artificial Neural Network
Backpropagation
Polak Ribiere

ABSTRAK

Penelitian ini berfokus pada penggunaan metode Backpropagation Polak Ribiere untuk memprediksi jumlah ayam buras di Indonesia. Dengan menggunakan data seri waktu periode 2017-2024, penelitian ini menunjukkan bahwa metode ini dapat digunakan untuk memprediksi jumlah ayam buras dengan tingkat akurasi yang tinggi. Metode Backpropagation Polak Ribiere digunakan untuk memprediksi jumlah ayam buras berdasarkan variabel-variabel seperti harga telur ayam ras, harga telur ayam buras, jumlah penduduk, dan pendapatan perkapita. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode ini dapat memprediksi jumlah ayam buras dengan tingkat akurasi sebesar 96,448% dengan waktu rata-rata prediksi sebesar 6,8495 detik. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa variabel harga telur ayam ras dan pendapatan perkapita memiliki pengaruh signifikan terhadap permintaan telur ayam ras di Indonesia. Dengan demikian, metode Backpropagation Polak Ribiere dapat digunakan sebagai alat bantu dalam pengambilan keputusan untuk meningkatkan produksi dan penjualan ayam buras di Indonesia

ABSTRACT

This research focuses on using the Polak Ribiere backpropagation method to predict the number of free-range chickens in Indonesia. Using time series data for the period 2017-2024, this study shows that this method can be used to predict the number of free-range chickens with a high level of accuracy. The Polak Ribiere Backpropagation method was used to predict the number of free-range chickens based on variables such as broiler egg prices, free-range chicken egg prices, population, and per capita income. The results showed that this method can predict the number of free-range chickens with an accuracy rate of 96.448% with an average prediction time of 6.8495 seconds. This study also shows that the variables of broiler egg price and per capita income have a significant influence on the demand for broiler eggs in Indonesia. Thus, the Backpropagation Polak Ribiere method can be used as a decision-making tool to increase the production and sales of free-range chickens in Indonesia.

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



Corresponding Author:

Ramadhan Erlangga Utama,
Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa,
Jl. Jend. Sudirman, Blok A No. 1,2&3, Siantar Barat, Pematang Siantar, Indonesia.
Email: ramadhanerlanggautama@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Ayam buras memiliki peran yang penting dalam keberlanjutan industri peternakan di Indonesia. Keanekaragaman genetiknya tidak hanya mewakili warisan budaya lokal, tetapi juga memiliki potensi genetik yang dapat ditingkatkan untuk meningkatkan produktivitas dan ketahanan terhadap penyakit. Namun, pemahaman mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi performa ayam buras menjadi krusial untuk mengoptimalkan pemanfaatan potensinya.

Menurut Fadli (2019), pengembangan model prediksi yang akurat untuk performa ayam buras memungkinkan para peternak untuk mengambil keputusan yang lebih cerdas dalam manajemen dan pemeliharaan ternak. Hal ini penting mengingat variasi yang luas dalam kondisi lingkungan, pakan, dan genetika di berbagai wilayah Indonesia. Dalam konteks ini, metode kecerdasan buatan seperti jaringan saraf tiruan telah terbukti efektif dalam memodelkan hubungan kompleks antara faktor-faktor tersebut. Salah satu metode optimasi yang sering digunakan adalah backpropagation Polak-Ribiere, yang dikemukakan oleh Soares et al. (2017) sebagai metode yang dapat mempercepat konvergensi dan meningkatkan akurasi prediksi dalam berbagai aplikasi pemodelan non-linear.

Namun demikian, penelitian yang mengeksplorasi penggunaan backpropagation Polak-Ribiere untuk prediksi performa ayam buras di Indonesia masih terbatas. Diperlukan studi yang lebih mendalam untuk mengadaptasi metode ini dengan mempertimbangkan karakteristik unik dari lingkungan peternakan ayam buras lokal.

Dalam upaya untuk mengisi celah pengetahuan ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi yang lebih akurat dan terpercaya menggunakan backpropagation Polak-Ribiere. Melalui pendekatan ini, diharapkan penelitian ini dapat memberikan kontribusi signifikan bagi peningkatan produktivitas dan keberlanjutan peternakan ayam buras di Indonesia, sesuai dengan visi untuk mendukung ketahanan pangan nasional.

2. METODE PENELITIAN

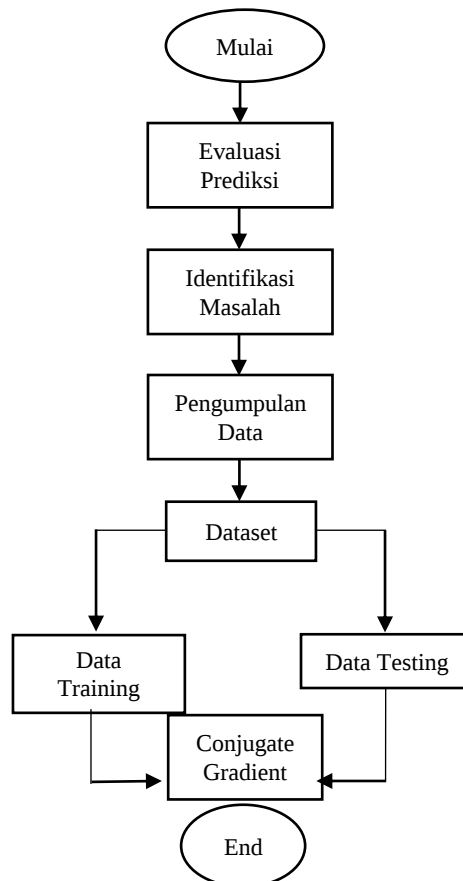
Penelitian ini menggunakan data sekunder. Data yang digunakan adalah data ayam buras di Indonesia menurut provinsi. Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini di ambil dari data ayam buras di Indonesia menurut provinsi melalui Website Badan Pusat Statistik. Metode Penelitian yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan dengan metode Algoritma Conjugate Gradient Polak Ribiere. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data ayam buras di Indonesia tahun 2012-2024 pada Tabel 1, yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik.

Tabel 1. Data Ayam Buras di Semua Provinsi Indonesia Pada tahun 2020-2024

Provinsi	Produksi Ayam Buras(Ton)							
	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Aceh	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300
Sumatera Utara	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Sumatera Barat	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300
Riau	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900
Jambi	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Bengkulu	1.000	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000
Sumatera Selatan	1.200	1.500	1.800	2.000	2.400	2.700	3.000	3.300
Lampung	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300
Kepulauan Riau	1.000	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000
Dki Jakarta	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900	4.200
Jawa Barat	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900	4.200	4.500
Jawa Tengah	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900	4.200
Jawa Timur	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900	4.200	4.500
Banten	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Yogyakarta	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900
Di Yogyakarta	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600	3.900
Bali	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Nusa Tenggara Barat	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300
Nusa Tenggara Timur	1.000	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000
Kalimantan Barat	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Kalimantan Tengah	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300
Kalimantan Selatan	1.000	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000
Kalimantan Timur	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Sulawesi Utara	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300
Sulawesi Tengah	1.000	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000
Sulawesi Selatan	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300	3.600
Sulawesi Tenggara	1.200	1.500	1.800	2.100	2.400	2.700	3.000	3.300

Provinsi	Produksi Ayam Buras(Ton)							
	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Sulawesi Barat	1,000	1,200	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000
Maluku	1,200	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000	3,300
Maluku Utara	1,000	1,200	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000
Papua	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000	3,300	3,600
Papua Barat	1,200	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000	3,300
Papua Tengah	1,000	1,200	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000
Papua Selatan	1,000	1,200	1,500	1,800	2,100	2,400	2,700	3,000

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



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Pada tahapan kerangka kerja dilakukan pengumpulan data ayam buras di Indonesia menurut provinsi terhitung dari tahun 2017 sampai dengan 2024. Pada tahap identifikasi masalah ini, setelah seluruh data terpenuhi dan diperoleh data yang sangat akurat, maka dilakukan identifikasi masalah. Setelah itu dilakukan ke tahap selanjutnya sampai dengan pengujian hasil pengolahan data dengan menguji coba menggunakan software Matlab 2011b. Sehingga diperoleh hasil evaluasi akhir yang bertujuan untuk mengetahui dan mendapatkan hasil yang sesuai (Sinaga et al., 2020).

Sebelum melakukan proses perhitungan, data dinormalisasi terlebih dahulu. “Normalisasi terhadap data dilakukan agar keluaran jaringan sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan” (Sari, 2024). Normalisasi dapat dilakukan dengan menggunakan rumus seperti yang dijelaskan pada persamaan (1).

$$x' = \frac{0,8(x-a)}{b-a} + 0,1 \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan :

x' : data yang telah dinormalisasi

x : data yang akan dinormalisasi

a : data minimum/ data paling kecil

b : data maksimum/ data paling besar

3. HASIL AND PEMBAHASAN

3.1 Hasil Normalisasi

Data ayam buras di Indonesia dari tahun 2017 hingga 2024 di kumpulkan dari website resmi Badan Pusat Statistik Indonesia. Data ini kemudian dimasukkan ke dalam model jaringan saraf tiruan yang dilatih menggunakan metode backpropagation dengan algoritma Polak-Ribiere. Proses pelatihan model dilakukan dengan memanfaatkan perangkat lunak yang mendukung pengembangan jaringan saraf dan optimisasi menggunakan algoritma tersebut. Seperti yang ditunjukkan pada tabel 2 berikut ini merupakan hasil normalisasi data latih (training).

Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Kemudian data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid yang tertulis pada persamaan (1).

Tabel 2. Normalisasi Data Training

Provinsi	2017	2018	2019	2020
Aceh	0.00	0.25	0.50	0.75
Sumatera Utara	0.25	0.50	0.75	1.00
Sumatera Barat	0.00	0.25	0.50	0.75
Riau	0.50	0.75	1.00	1.25
Jambi	0.25	0.50	0.75	1.00
Bengkulu	0.00	0.25	0.50	0.75
Sumatera Selatan	0.00	0.25	0.50	0.67
Lampung	0.00	0.25	0.50	0.75
Kepulauan Riau	0.00	0.25	0.50	0.75
Dki Jakarta	1.00	1.25	1.50	1.75
Jawa Barat	1.25	1.50	1.75	2.00
Jawa Tengah	0.75	1.00	1.25	1.50
Jawa Timur	1.25	1.50	1.75	2.00
Banten	0.25	0.50	0.75	1.00
Yogyakarta	0.50	0.75	1.00	1.25
Di Yogyakarta	0.50	0.75	1.00	1.25
Bali	0.25	0.50	0.75	1.00
Nusa Tenggara Barat	0.00	0.25	0.50	0.75
Nusa Tenggara Timur	0.00	0.25	0.50	0.75
Kalimantan Barat	0.25	0.50	0.75	1.00
Kalimantan Tengah	0.00	0.25	0.50	0.75
Kalimantan Selatan	0.00	0.25	0.50	0.75
Kalimantan Timur	0.25	0.50	0.75	1.00
Sulawesi Utara	0.00	0.25	0.50	0.75
Sulawesi Tengah	0.00	0.25	0.50	0.75
Sulawesi Selatan	0.25	0.50	0.75	1.00
Sulawesi Tenggara	0.00	0.25	0.50	0.75
Sulawesi Barat	0.00	0.25	0.50	0.75
Maluku	0.00	0.25	0.50	0.75
Maluku Utara	0.00	0.25	0.50	0.75
Papua	0.25	0.50	0.75	1.00
Papua Barat	0.00	0.25	0.50	0.75
Papua Tengah	0.00	0.25	0.50	0.75
Papua Selatan	0.00	0.25	0.50	0.75

Seperti yang ditunjukkan pada tabel 3 berikut ini merupakan hasil normalisasi data uji (testing). Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Kemudian data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid yang tertulis pada persamaan (1).

Tabel 3. Normalisasi Data Testing

Provinsi	2021	2022	2023	2024
Aceh	1.00	1.25	1.50	1.75
Sumatera Utara	1.25	1.50	1.75	2.00
Sumatera Barat	1.00	1.25	1.50	1.75
Riau	1.50	1.75	2.00	2.25
Jambi	1.25	1.50	1.75	2.00
Bengkulu	1.00	1.25	1.50	1.75
Sumatera Selatan	1.00	1.25	1.50	1.75
Lampung	1.00	1.25	1.50	1.75
Kepulauan Riau	1.00	1.25	1.50	1.75
Dki Jakarta	2.00	2.25	2.50	2.75
Jawa Barat	2.25	2.50	2.75	3.00

Provinsi	2021	2022	2023	2024
Jawa Tengah	1.75	2.00	2.25	2.50
Jawa Timur	2.25	2.50	2.75	3.00
Banten	1.25	1.50	1.75	2.00
Yogyakarta	1.50	1.75	2.00	2.25
Di Yogyakarta	1.50	1.75	2.00	2.25
Bali	1.25	1.50	1.75	2.00
Nusa Tenggara Barat	1.00	1.25	1.50	1.75
Nusa Tenggara Timur	1.00	1.25	1.50	1.75
Kalimantan Barat	1.25	1.50	1.75	2.00
Kalimantan Tengah	1.00	1.25	1.50	1.75
Kalimantan Selatan	1.00	1.25	1.50	1.75
Kalimantan Timur	1.25	1.50	1.75	2.00
Sulawesi Utara	1.00	1.25	1.50	1.75
Sulawesi Tengah	1.00	1.25	1.50	1.75
Sulawesi Selatan	1.25	1.50	1.75	2.00
Sulawesi Tenggara	1.00	1.25	1.50	1.75
Sulawesi Barat	1.00	1.25	1.50	1.75
Maluku	1.00	1.25	1.50	1.75
Maluku Utara	1.00	1.25	1.50	1.75
Papua	1.25	1.50	1.75	2.00
Papua Barat	1.00	1.25	1.50	1.75
Papua Tengah	1.00	1.25	1.50	1.75
Papua Selatan	1.00	1.25	1.50	1.75

3.2 Analisis

Setelah dilakukan normalisasi, maka akan dilakukan pelatihan menggunakan software Matlab R2011b. Adapun parameter-parameter yang diperlukan dalam proses pelatihan adalah sebagai berikut:

Tabel 4. Parameter dan Kode Program Algoritma Conjugate Gradient

Kode Training	Kode Testing
P (Input Data Training)	PP (Input Data Testing)
T (Target Data Training)	TT (Target Data Testing)
net=newff(minmax(P),[hidden layer,ouput],{'tansig','logsig'},'trainscg');	[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)
net.LW{1,1};	
net.b{1};	
net.LW{2,1};	
net.b{2};	
net.trainParam.epochs=100000;	
net.trainParam.show=10;	
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=PP=5;	
net.trainParam.sigma=5.0e-5;	
net.trainParam.lambda=5.0e-7;	
net=train(net,P,T)	
[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,P,[],[],T)	

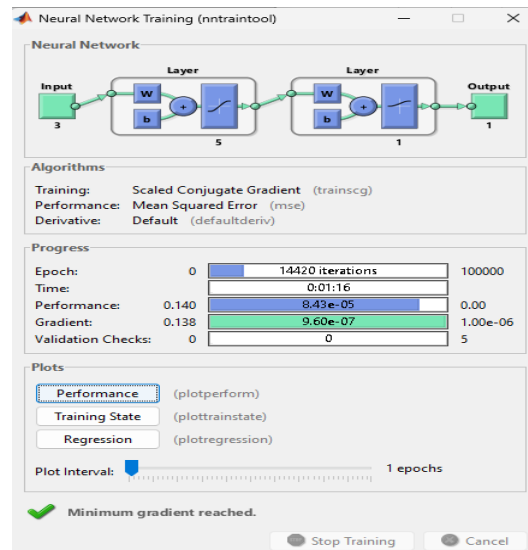
3.3 Pelatihan Dan Pengujian Data

Pada penelitian ini menggunakan 4 (empat) model arsitektur pelatihan dan pengujian data yakni 3-5-1, 3-10-1, 3-25-1 dan 3-30-1. Berdasarkan 4 (empat) model yang digunakan dapat dijabarkan bahwa 3 merupakan data neuron input layer, 5 merupakan data neuron hidden layer dan 1 merupakan data neuron output layer, begitu pula dengan keterangan model arsitektur yang lainnya. Arsitektur terbaiknya yaitu 3-5-1 dengan tingkat akurasi sebesar 97%. Dapat dilihat pada tabel 5 berikut:

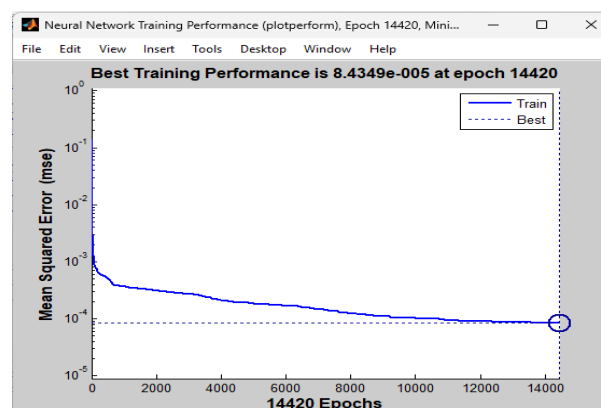
Tabel 5. Model Arsitektur Algoritma Conjugate Gradient

No	Model Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE Pelatihan	MSE Pengujian	Akurasi
1	3-5-1	14420 Iterasi	01:16	0,000084454	0,022293809	97%
2	3-10-1	3724 Iterasi	04:58	0,000010755	0,000655700	82%
3	3-25-1	1709 Iterasi	00:36	0,000000233	0,022163122	88%
4	3-30-1	1062 Iterasi	00:20	0,000000051	0,010214449	88%

Berdasarkan tabel 5 tingkat akurasi pengujian 4 model arsitektur, maka dapat disimpulkan bahwa model arsitektur 3-5-1 dengan epoch sebesar 14420 iterasi dalam waktu 01.16 detik menghasilkan tingkat akurasi yakni sebesar 97% merupakan model arsitektur terbaik untuk digunakan dalam proses prediksi tahun berikutnya.

**Gambar 2. Hasil Data Pelatihan Dengan Model Arsitektur 3-5-1**

Dari gambar model arsitektur 3-5-1 diatas dapat dijelaskan bahwa Epoch yang terjadi sebesar 14420 dengan lama waktu 1 menit 16 detik.

**Gambar 3. Hasil Performance Dengan Model Arsitektur 3-5-1**

Pada Gambar 3 menunjukkan hasil performance pada pelatihan dengan model arsitektur 3-5-1 dicapai pada epoch yang ke 14420 iterasi.

Tabel 6. Model Arsitektur Terbaik 3-5-1 Data Training Algoritma Conjugate Gradient

Data Pelatihan (Training)					
No	Target	Output	Error	SSE	Hasil
1	0.333	0.3585	-0.0252	0.000262148	1
2	0.400	0.433	-0.033	0.000001019	1
3	0.333	0.367	0.034	0.000141042	1
4	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1

Data Pelatihan (Training)					
No	Target	Output	Error	SSE	Hasil
5	0.200	0.233	0.033	0.000001744	1
6	0.167	0.200	0.033	0.000001882	1
7	0.300	0.300	0.033	0.000010569	1
8	0.267	0.300	0.033	0.000001882	1
9	0.333	0.367	0.034	0.000141042	1
10	0.167	0.200	0.033	0.000001882	1
11	0.400	0.433	-0.033	0.000001019	1
12	0.333	0.367	0.034	0.000141042	1
13	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
14	0.200	0.233	0.033	0.000001882	1
15	0.167	0.200	0.033	0.000001882	1
16	0.133	0.167	0.033	0.000001882	1
17	0.100	0.133	0.033	0.000001882	1
18	0.067	0.100	0.033	0.000001882	1
19	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
20	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
21	0.333	0.367	0.034	0.000141042	1
22	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
23	0.200	0.233	0.033	0.000001882	1
24	0.167	0.200	0.033	0.000001882	1
25	0.133	0.167	0.033	0.000001882	1
26	0.100	0.133	0.033	0.000001882	1
27	0.067	0.100	0.033	0.000001882	1
28	0.050	0.067	0.033	0.000001882	1
29	0.033	0.050	0.033	0.000001882	1
30	0.017	0.033	0.033	0.000001882	1
31	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
32	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
33	0.333	0.367	0.034	0.000141042	1
34	0.267	0.300	0.033	0.000010569	1
Jumlah SSE				0.002871438	100
MSE				0.000084454	

Tabel 7. Model Arsitektur Terbaik 3-5-1 Data Testing Algoritma Conjugate Gradient

Data Pengujian (Testing)					
No	Target	Output	Error	SSE	Hasil
1	0,2924	0,2558	0,0366	0,001337561	1
2	0,2297	0,2525	-0,0228	0,000519284	1
3	0,2586	0,2580	0,0006	0,000000336	1
4	0,3632	0,3990	-0,0358	0,001284044	1
5	0,2645	0,2891	-0,0246	0,000605253	1
6	0,2621	0,2918	-0,0297	0,000884806	1
7	0,2820	0,3455	-0,0635	0,004029111	1
8	0,1567	0,2562	-0,0995	0,009907106	1
9	0,3443	0,2372	0,1071	0,011471133	0
10	0,5503	0,8436	-0,2933	0,085997882	1
11	0,9000	0,8982	0,0018	0,000003240	1
12	0,3789	0,4411	-0,0622	0,003869041	1
13	0,1332	0,2013	-0,0681	0,004634836	1
14	0,2215	0,2311	-0,0096	0,000092111	1
15	0,2293	0,2539	-0,0246	0,000607427	1
16	0,5638	0,7051	-0,1413	0,019969383	1
17	0,2956	0,3165	-0,0209	0,000436043	1
18	0,1000	0,1977	-0,0977	0,009545290	1
19	0,1488	0,2278	-0,0790	0,006241066	1
20	0,2758	0,2966	-0,0208	0,000434202	1
21	0,4078	0,4179	-0,0101	0,000101931	1
22	0,3645	0,4100	-0,0455	0,002069987	1
23	0,5027	0,7814	-0,2787	0,077656869	1
24	0,4279	0,5588	-0,1309	0,017147719	1
25	0,3521	0,5805	-0,2284	0,052187212	1
26	0,2587	0,3723	-0,1136	0,012906301	1
27	0,3109	0,4403	-0,1294	0,016746409	1

Data Pengujian (Testing)					
No	Target	Output	Error	SSE	Hasil
28	0,3218	0,7162	-0,3944	0,155571383	1
29	0,1976	0,2331	-0,0355	0,001263022	1
30	0,2161	0,2918	-0,0757	0,005733461	1
31	0,3013	0,4982	-0,1969	0,038766533	1
32	0,3499	0,5935	-0,2436	0,059351539	1
33	0,5733	0,8830	-0,3097	0,095940945	1
34	0,5721	0,8184	-0,2463	0,060677024	1
Jumlah SSE				0,757989491	97
MSE				0,022293809	

Keterangan penjabaran dari tabel diatas dapat dilihat sebagai berikut:

- Target = Diperoleh dari target data training dan target data testing
Output = Diperoleh dari hasil perhitungan dengan software Matlab 2011b
Error = Diperoleh dari pengurangan Target dengan Output
SSE = Diperoleh dari $Error^2$
Jumlah SSE = Diperoleh dari total jumlah SSE yang dihasilkan
MSE = Diperoleh dari Total jumlah SSE / 34 (34 adalah jumlah data)
Hasil = Diperoleh jika Error dalam data training dan data testing $\leq 0,05$ maka hasilnya 1 (Benar) jika tidak maka 0 (Salah)
Akurasi = Diperoleh dari jumlah hasil yang benar / 34 (jumlah data) * 100

Tabel 8. Hasil Prediksi Upah Rata-Rata Per Jam Pekerja (Rupiah) Dari Tahun 2023-2025

No	Provinsi	2023	2024	2025
1	Aceh	16356	16259	16635
2	Sumatera Utara	15445	15255	15445
3	Sumatera Barat	16108	16043	16213
4	Riau	18216	18415	18301
5	Jambi	16131	16133	16223
6	Sumatera Selatan	16016	16206	16119
7	Bengkulu	16927	17013	17011
8	Lampung	13360	13328	13427
9	Kep. Bangka Belitung	18121	17918	18090
10	Kep. Riau	23849	23875	23998
11	Dki Jakarta	32685	32685	32685
12	Jawa Barat	18755	18717	18797
13	Jawa Tengah	12630	12560	12683
14	Di Yogyakarta	14363	14787	14750
15	Jawa Timur	15010	15010	15129
16	Banten	23797	23809	23813
17	Bali	16943	17142	17064
18	Nusa Tenggara Barat	11653	11797	11946
19	Nusa Tenggara Timur	13216	13094	13252
20	Kalimantan Barat	16089	16130	16296
21	Kalimantan Tengah	19562	19561	19609
22	Kalimantan Selatan	17915	17786	18064
23	Kalimantan Timur	21840	21822	21897
24	Kalimantan Utara	20146	20155	20288
25	Sulawesi Utara	19329	19348	19380
26	Sulawesi Tengah	15987	15978	16058
27	Sulawesi Selatan	18192	17923	18158
28	Sulawesi Tenggara	17365	17513	17547
29	Gorontalo	14612	14263	14526
30	Sulawesi Barat	14447	14603	14779
31	Maluku	17158	17163	17275
32	Maluku Utara	18237	18191	18377
33	Papua Barat	24121	24091	24181
34	Papua	24074	24088	24108

Pada Tabel 8. dapat dilihat hasil prediksi yang diperoleh dengan menggunakan model arsitektur terbaik yaitu model 3-5-1 dengan tingkat akurasi 97%.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil yang diperoleh algoritma Conjugate Gradient cukup efektif dalam memprediksi upah rata-rata per jam pekerja menurut provinsi. Berdasarkan serangkaian model arsitektur yang diuji yakni model arsitektur 3-5-1, 3-10-1, 3-25-1, 3-30-1, diperoleh model arsitektur terbaik yaitu model 3-5-1 dengan hasil epoch 14420 iterasi, dengan tingkat akurasi 97% dengan waktu 1 menit 16 detik dan MSE pengujian 0,022293809.

ACKNOWLEDGEMENTS

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

REFERENCES

- Anam, S., Maulana, M. H. A. A., Hidayat, N., Yanti, I., Fitriah, Z., & Mahanani, D. M. (2020). Prediksi Jumlah Penderita COVID-19 di Kota Malang Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dan Metode Conjugate Gradient. *Prosiding Seminar Nasional Teknoka*, 5(2502), 79–86. <https://doi.org/10.22236/teknoka.v5i.367>
- Artamevia, A. M., Kafi, A., & Marpono, J. (2022). *Analisis Hubungan Tingkat Pendidikan Terhadap Upah Rata-Rata Per Jam Kerja dan Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia Tahun 2021*. December, 0–26.
- Decy Arwini, N. P. (2020). Penerapan Undang Undang Nomor 13 Tahun 2003 Pada Sistem Upah Di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Vastuwidya*, 3(1), 52–59. <https://doi.org/10.47532/jiv.v3i1.100>
- Maria, S., Silalahi, S., & Pujiastuti, L. (2023). Penerapan Algoritma Conjugate Gradient Polak Ribiere Dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Di Jawa Timur. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer*, 1(1), 16–23.
- Pangaribuan, M., & Damanik, A. R. (2023). Algoritma Conjugate Gradient Polak Rebiere untuk Memprediksi Harapan Lama Sekolah Masyarakat Sumatera Utara. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer*, 1(2), 10–19.
- Sari, M. (2024). *Jurnal JPILKOM (Jurnal Penelitian Ilmu Komputer) Pemanfaatan Metode Conjugate Gradient Polak Rebiere Dalam Penentuan Prediksi Pada Racun Tikumin Di PT . Eastern Bukit Maradja Sumatra Indonesia*. 2(1), 1–9.
- Sinaga, S. P., Wanto, A., & Solikhun, S. (2020). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara. *Jurnal Infomedia*, 4(2), 81. <https://doi.org/10.30811/jim.v4i2.1573>
- Wanto, A. (2018). Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 3(3), 370–380. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v3i3.2017.370-380>