

Analisa Prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka Menggunakan Metode Backpropagation

Analysis of Open Unemployment Rate Prediction Using Backpropagation Method

P.A.M. Zidane R.W.P.P. Zer¹, Dimas Prayogi², M Arif Y Sinaga³, Olivia Diwani Saragih⁴, Victor Asido Elyakim P⁵
^{1,2,3,4,5} STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

Article Info

Genesis Artikel:

Diterima, 02 April 2025

Direvisi, 09 Mei 2025

Disetujui, 20 Juni 2025

Kata Kunci:

Optimasi

JST

Prediksi

Machine Learning

Covid-19

ABSTRAK

Tingkat pengangguran terbuka (TPT) merupakan salah satu indikator penting dalam menilai kesehatan ekonomi suatu wilayah. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi tingkat pengangguran terbuka yang akurat menggunakan algoritma backpropagation, serta untuk mengevaluasi faktor-faktor yang mempengaruhi prediksi tersebut. Prediksi TPT yang akurat dapat membantu pemerintah dan pemangku kebijakan dalam merancang strategi pengentasan pengangguran berdasarkan hasil analisis model yang dikembangkan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di berbagai provinsi di Indonesia pada tahun 2024 hingga 2026 menggunakan model jaringan syaraf tiruan dengan algoritma Backpropagation. Berdasarkan hasil pengujian, model arsitektur 3-6-1 menunjukkan kemampuan prediksi dengan akurasi 100%, sementara arsitektur lainnya juga memberikan hasil yang sangat baik, dengan akurasi 100% untuk model 3-3-1 dan 97,06% untuk model 3-12-1. Hasil prediksi TPT menunjukkan bahwa tingkat pengangguran diprediksi akan terus mengalami peningkatan dari tahun ke tahun, yang mengindikasikan adanya potensi peningkatan jumlah pengangguran di masa depan. Pada sisi lain, analisis akurasi menunjukkan bahwa setiap arsitektur memberikan hasil yang berbeda-beda, dengan arsitektur 3-6-1 menghasilkan waktu yang lebih lama untuk proses testing, namun tetap memberikan akurasi optimal. Temuan ini memberikan gambaran bahwa pemilihan arsitektur yang tepat sangat memengaruhi akurasi dan efisiensi dalam memprediksi TPT, yang dapat menjadi dasar penting dalam merumuskan kebijakan pengentasan pengangguran di Indonesia.

ABSTRACT

The open unemployment rate (TPT) is one of the important indicators in assessing the economic health of a region. This study aims to develop an accurate prediction model for the open unemployment rate using the backpropagation algorithm, as well as to evaluate the factors that influence the prediction. Accurate TPT prediction can help the government and policy makers in designing strategies to alleviate unemployment based on the results of the analysis of the developed model. This study aims to analyze and predict the Open Unemployment Rate (TPT) in various provinces in Indonesia in 2024 to 2026 using an artificial neural network model with the Backpropagation algorithm. Based on the test results, the 3-6-1 architecture model showed a prediction ability with 100% accuracy, while other architectures also gave very good results, with 100% accuracy for the 3-3-1 model and 97.06% for the 3-12-1 model. The TPT prediction results show that the unemployment rate is predicted to continue to increase from year to year, indicating the potential for an increase in the number of unemployed in the future. On the other hand, the accuracy analysis shows that each architecture produces different results, with the 3-6-1 architecture producing a longer time for the testing process, but still providing optimal accuracy. This finding illustrates that choosing the right architecture greatly affects the accuracy and efficiency in predicting TPT, which can be an important basis in formulating policies to eradicate unemployment in Indonesia.

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



Penulis Korespondensi:

Victor Asido Elyakim P

Program Studi Teknik Informatika,

STIKOM Tunas Bangsa, Indonesia

Email: victorasidoelyakim@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) merupakan salah satu indikator utama yang sangat penting dalam mencerminkan kondisi ekonomi suatu negara[1][2]. TPT menggambarkan persentase jumlah angkatan kerja yang sedang tidak bekerja, namun aktif mencari pekerjaan, dan menjadi salah satu parameter utama yang digunakan untuk menilai kesehatan ekonomi dan daya serap pasar tenaga kerja[3]. Tingginya TPT sering kali menjadi indikator adanya ketidakseimbangan antara jumlah lapangan kerja yang tersedia dengan jumlah tenaga kerja yang mencari pekerjaan[4]. Oleh karena itu, prediksi TPT yang akurat dan tepat sangat penting untuk membantu pemerintah, pengambil kebijakan, dan stakeholder lainnya untuk memahami tren pengangguran di masa depan serta mengambil langkah-langkah mitigasi yang tepat. Dengan data yang akurat, kebijakan ekonomi yang lebih tepat sasaran dan strategis dapat dirancang, guna mengurangi angka pengangguran dan meningkatkan kualitas tenaga kerja[5][6].

Dalam beberapa dekade terakhir, berbagai metode telah digunakan untuk memprediksi TPT, baik yang berbasis pendekatan statistik klasik maupun yang lebih canggih seperti pendekatan berbasis kecerdasan buatan (artificial intelligence/AI)[7]. Salah satu metode yang semakin banyak digunakan dalam bidang ini adalah algoritma backpropagation dalam jaringan saraf tiruan (artificial neural network/ANN). Algoritma ini memiliki kemampuan untuk mempelajari dan mengidentifikasi pola-pola kompleks dalam data, yang membuatnya sangat efektif dalam aplikasi prediksi yang melibatkan sejumlah besar variabel dan hubungan nonlinear[8][9]. Penggunaan metode berbasis kecerdasan buatan, seperti jaringan saraf tiruan, memungkinkan untuk mengolah data dengan lebih efisien dan memberikan prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan metode konvensional. Dalam hal ini, backpropagation menjadi salah satu pilihan terbaik karena kemampuannya dalam mengoptimalkan bobot-bobot dalam jaringan untuk meminimalkan kesalahan prediksi[10].

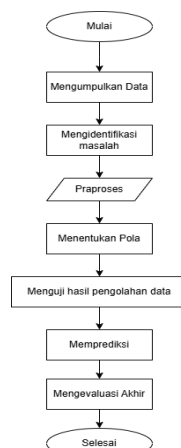
Jaringan saraf tiruan (artificial neural network/ANN) merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik kinerja tertentu yang sama dengan cara kerja jaringan saraf manusia[11]. Sistem ini terdiri dari banyak unit pemroses kecil yang saling terhubung, mirip dengan neuron dalam otak manusia[12][13]. Unit-unit tersebut bekerja sama untuk memproses informasi yang diperoleh dari data masukan (input) dan menghasilkan output yang sesuai dengan pola yang diinginkan. Salah satu metode yang baik adalah Backpropagation [14]. Proses backpropagation sangat efektif digunakan dalam pemrosesan data bersekala besar karena algoritma ini dapat mengadaptasi dirinya terhadap pola-pola yang ada pada data, sehingga mampu mengurangi kesalahan dan meningkatkan akurasi prediksi seiring berjalannya waktu. Dengan memberikan pola masukan yang terdiri dari data historis dan target yang diinginkan, backpropagation dapat mengoptimalkan jaringan saraf tiruan untuk memberikan hasil yang akurat dalam berbagai aplikasi prediksi[15].

Tujuan utama dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan model prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) yang tidak hanya akurat tetapi juga dapat memberikan wawasan yang mendalam mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat pengangguran di Indonesia. Melalui pemanfaatan algoritma backpropagation dalam jaringan saraf tiruan, diharapkan model ini mampu mengidentifikasi hubungan kompleks antara berbagai faktor yang berkontribusi terhadap TPT, seperti tingkat pendidikan, perkembangan sektor industri, kebijakan ketenagakerjaan, serta kondisi sosial dan ekonomi masyarakat. Penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi performa model berdasarkan data historis TPT di berbagai provinsi, dengan harapan bahwa model yang dihasilkan dapat digunakan sebagai alat yang andal dalam merancang kebijakan pengentasan pengangguran yang lebih efektif dan tepat sasaran. Dengan hasil prediksi yang lebih akurat, diharapkan pemerintah dan pihak terkait dapat mengambil langkah-langkah yang lebih terarah dalam mengatasi masalah pengangguran, baik dalam jangka pendek maupun jangka panjang, serta merumuskan strategi yang lebih efisien untuk menciptakan lapangan kerja yang lebih luas dan berkualitas.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Rancangan Penelitian

Berikut ini rancangan diagram penelitian yang dilakukan untuk menganalisis Prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka sebagai berikut :



Gambar 1. Flowchart Penelitian

Dari rancangan penelitian diatas berikut ini adalah penjelasan dari diagram alir tersebut :

1. Mulai: Proses dimulai dengan menetapkan tujuan dan merencanakan langkah-langkah yang akan dilakukan untuk analisis data.
2. Mengumpulkan Data: Data diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS).
3. Mengidentifikasi Masalah: Setelah data terkumpul dan studi pustaka dilakukan, masalah yang spesifik diidentifikasi.
4. Praproses: Data yang telah dikumpulkan kemudian diproses lebih lanjut agar siap untuk analisis. Langkah ini meliputi pembersihan data, normalisasi, dan transformasi data sesuai kebutuhan analisis.
5. Menentukan Pola: Pada tahap ini, pola dalam data diidentifikasi menggunakan teknik analisis dan jaringan saraf tiruan. Identifikasi pola ini membantu dalam memahami hubungan dan tren dalam data.
6. Menguji Hasil Pengolahan Data: Setelah pola ditentukan, hasil pengolahan data diuji untuk memastikan akurasi. Uji ini dilakukan dengan menggunakan data uji yang terpisah dari data latih untuk melihat kinerja model dengan menggunakan software Matlab R2011a.
7. Memprediksi: Berdasarkan pola yang telah diidentifikasi dan diuji, prediksi dilakukan untuk menjawab masalah atau pertanyaan penelitian. Prediksi ini dibuat menggunakan model jaringan saraf tiruan yang telah dilatih.
8. Mengevaluasi Akhir: Langkah terakhir adalah evaluasi akhir dari hasil prediksi. Evaluasi ini menilai kinerja model dan melihat apakah hasil prediksi sesuai dengan harapan. Jika perlu, model dapat diperbaiki berdasarkan hasil evaluasi ini.
9. Selesai: Setelah semua langkah selesai dan hasil evaluasi akhir memuaskan, proses diakhiri.

2.2 Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data pengangguran terbuka (TPT) pada tahun 2019-2023 yang didapat dari Sebagai berikut :

Tabel 1. Data Tingkat Pengangguran Terbuka dari Tahun 2019 - 2023

Provinsi	Tahun				
	2019	2020	2021	2022	2023
Aceh	5,825	5,995	6,3	6,07	5,89
Sumatera Utara	5,48	5,81	6,17	5,815	5,565
Sumatera Barat	5,38	6,065	6,595	6,225	5,92
Riau	5,56	5,62	4,69	4,385	4,24
Jambi	3,79	4,695	4,925	4,645	4,515
Sumatera Selatan	4,275	4,705	5,075	4,685	4,32
Bengkulu	2,835	3,575	3,685	3,49	3,315
Lampung	3,99	4,465	4,615	4,415	4,205
Kepulauan Bangka Belitung	3,45	4,3	5,035	4,475	4,225
Kepulauan Riau	7,26	8,16	10,015	8,125	7,205
DKI Jakarta	6,02	8,05	8,505	7,59	7,05
Jawa Barat	7,91	9,085	9,37	8,33	7,665
Jawa Tengah	4,315	5,34	5,955	5,66	5,185
DI Yogyakarta	3,035	3,975	4,42	3,895	3,635
Jawa Timur	3,795	4,72	5,455	5,15	4,605
Banten	7,83	9,315	8,995	8,31	7,745
Bali	1,395	3,44	5,395	4,82	3,21
Nusa Tenggara Barat	3,215	3,63	3,49	3,405	3,265
Nusa Tenggara Timur	3,06	3,46	3,575	3,42	3,12
Kalimantan Barat	4,205	5,14	5,775	4,985	4,785
Kalimantan Tengah	3,625	3,955	4,39	4,23	3,97
Kalimantan Selatan	3,795	4,205	4,64	4,47	4,13
Kalimantan Timur	6,295	6,795	6,82	6,24	5,84
Kalimantan Utara	5,165	5,34	4,625	4,475	4,055
Sulawesi Utara	5,59	6,355	7,17	6,56	6,145
Sulawesi Tengah	3,285	3,35	3,74	3,335	3,22
Sulawesi Selatan	4,86	6,005	5,755	5,13	4,795
Sulawesi Tenggara	3,2	3,84	4,07	3,61	3,405
Gorontalo	3,505	3,785	3,21	2,915	3,065
Sulawesi Barat	2,135	2,855	3,205	2,725	2,655
Maluku	6,65	7,14	6,83	6,66	6,195
Maluku Utara	4,885	4,62	4,885	4,48	4,455
Papua Barat	6,12	6,79	6,01	5,575	5,455
Papua	3,365	3,85	3,55	3,215	3,08

2.3 Normalisasi Data

Sebelum masuk ke proses selanjutnya data dinormalisasi terlebih dahulu menggunakan fungsi sigmoid, yang tidak pernah mencapai nilai 0 atau 1. Normalisasi data bertujuan untuk menyesuaikan nilai rentang data dengan fungsi threshold logsigmoid dalam sistem backpropagation. Rumus normalisasi data yang digunakan :

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

Keterangan :

- x' = Hasil Normalisasi
- 0.8 = Nilai default normalisasi nilai optimum
- x = Data yang akan dinormalisasi
- b = Nilai data tertinggi
- a = Nilai data terendah
- 0.1 = Nilai default normalisasi nilai minimum

Tabel 2. Hasil normalisasi data training dari tahun 2019 – 2022 (Target 2022)

Provinsi	2019	2020	2021	2022
Aceh	0,511137	0,526914	0,55522	0,533875
Sumatera Utara	0,479118	0,509745	0,543155	0,510209
Sumatera Barat	0,469838	0,533411	0,582599	0,54826
Riau	0,486543	0,492111	0,4058	0,377494
Jambi	0,322274	0,406265	0,42761	0,401624
Sumatera Selatan	0,367285	0,407193	0,441531	0,405336
Bengkulu	0,233643	0,30232	0,312529	0,294432
Lampung	0,340835	0,384919	0,39884	0,380278
Kepulauan Bangka Belitung	0,290719	0,369606	0,437819	0,385847
Kepulauan Riau	0,644316	0,727842	0,9	0,724594
DKI Jakarta	0,529234	0,717633	0,759861	0,674942
Jawa Barat	0,70464	0,813689	0,840139	0,743619
Jawa Tengah	0,370998	0,466125	0,523202	0,495824
DI Yogyakarta	0,252204	0,339443	0,380742	0,332019
Jawa Timur	0,322738	0,408585	0,476798	0,448492
Banten	0,697216	0,835035	0,805336	0,741763
Bali	0,1	0,289791	0,47123	0,417865
Nusa Tenggara Barat	0,26891	0,307425	0,294432	0,286543
Nusa Tenggara Timur	0,254524	0,291647	0,30232	0,287935
Kalimantan Barat	0,360789	0,447564	0,506497	0,433179
Kalimantan Tengah	0,306961	0,337587	0,377958	0,363109
Kalimantan Selatan	0,322738	0,360789	0,40116	0,385383
Kalimantan Timur	0,554756	0,60116	0,60348	0,549652
Kalimantan Utara	0,449884	0,466125	0,399768	0,385847
Sulawesi Utara	0,489327	0,560325	0,635963	0,57935
Sulawesi Tengah	0,275406	0,281439	0,317633	0,280046
Sulawesi Selatan	0,421578	0,527842	0,50464	0,446636
Sulawesi Tenggara	0,267517	0,326914	0,34826	0,305568
Gorontalo	0,295824	0,32181	0,268445	0,241067
Sulawesi Barat	0,168677	0,235499	0,267981	0,223434
Maluku	0,587703	0,633179	0,604408	0,588631
Maluku Utara	0,423898	0,399304	0,423898	0,386311
Papua Barat	0,538515	0,600696	0,528306	0,487935
Papua	0,282831	0,327842	0,3	0,26891

Tabel 2 merupakan hasil normalisasi data training pada data table 1 tahun 2019-2022 dengan target 2022 menggunakan rumus (1).

Tabel 3. Hasil normalisasi data testing dari tahun 2020 – 2023 (Target 2023)

Provinsi	2020	2021`	2022	2023
Aceh	0,463043	0,496196	0,471196	0,45163
Sumatera Utara	0,442935	0,482065	0,443478	0,416304
Sumatera Barat	0,470652	0,528261	0,488043	0,454891
Riau	0,422283	0,321196	0,288043	0,272283
Jambi	0,321739	0,346739	0,316304	0,302174
Sumatera Selatan	0,322826	0,363043	0,320652	0,280978
Bengkulu	0,2	0,211957	0,190761	0,171739
Lampung	0,296739	0,313043	0,291304	0,268478
Kepulauan Bangka Belitung	0,278804	0,358696	0,297826	0,270652
Kepulauan Riau	0,69837	0,9	0,694565	0,594565
DKI Jakarta	0,686413	0,73587	0,636413	0,577717
Jawa Barat	0,798913	0,829891	0,716848	0,644565
Jawa Tengah	0,391848	0,458696	0,42663	0,375
DI Yogyakarta	0,243478	0,291848	0,234783	0,206522
Jawa Timur	0,324457	0,404348	0,371196	0,311957
Banten	0,823913	0,78913	0,714674	0,653261
Bali	0,185326	0,397826	0,335326	0,160326
Nusa Tenggara Barat	0,205978	0,190761	0,181522	0,166304
Nusa Tenggara Timur	0,1875	0,2	0,183152	0,150543
Kalimantan Barat	0,370109	0,43913	0,353261	0,331522
Kalimantan Tengah	0,241304	0,288587	0,271196	0,242935
Kalimantan Selatan	0,268478	0,315761	0,297283	0,260326
Kalimantan Timur	0,55	0,552717	0,489674	0,446196
Kalimantan Utara	0,391848	0,31413	0,297826	0,252174
Sulawesi Utara	0,502174	0,590761	0,524457	0,479348
Sulawesi Tengah	0,175543	0,217935	0,173913	0,161413
Sulawesi Selatan	0,46413	0,436957	0,369022	0,332609
Sulawesi Tenggara	0,228804	0,253804	0,203804	0,181522
Gorontalo	0,222826	0,160326	0,128261	0,144565
Sulawesi Barat	0,121739	0,159783	0,107609	0,1
Maluku	0,5875	0,553804	0,535326	0,484783
Maluku Utara	0,313587	0,342391	0,29837	0,295652
Papua Barat	0,549457	0,464674	0,417391	0,404348
Papua	0,229891	0,197283	0,16087	0,146196

Tabel 3 merupakan hasil normalisasi data testing pada data table 1 tahun 2020-2023 dengan target 2023 menggunakan rumus (1).

3. HASIL DAN PEMBAHASAN (10 PT)

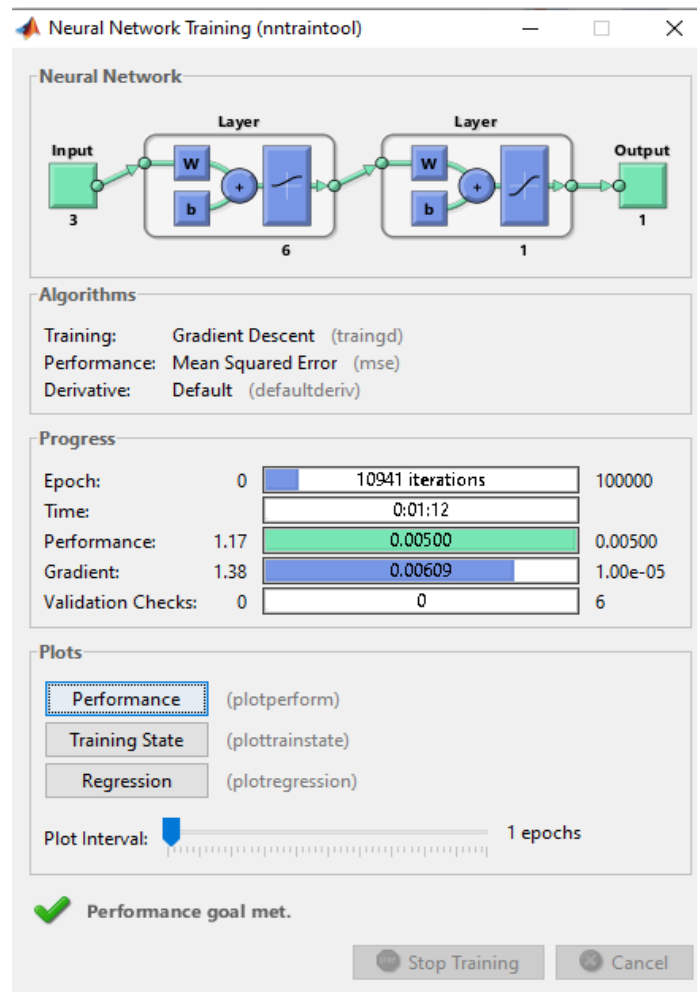
3.1. Analisis

Sebelum pelatihan dilakukan, parameter-parameter yang diperlukan harus ditentukan terlebih dahulu untuk mencapai hasil optimal. Parameter-parameter yang umum digunakan dalam aplikasi Matlab untuk proses training dan testing dapat dilihat pada kode berikut:

```
>> net=newff(minmax(P),[Hidden,Hidden,Target],{'tansig','purelin','tansig'},'traingd');
>> net.IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.LW{3,2};
>> net.trainparam.epochs=1000;
>> net.trainparam.LR=0.01;
>> net.trainParam.goal = 0.001;
>> net.trainParam.show = 1000;
>> net.b{3};
>> net=train(net,P,T);
>> [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,P,[],[],T);
>> [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],[],TT)
```

3.2. Hasil

Pada penelitian ini penulis menggunakan 3 model arsitektur dengan 3 hidden layer, antara lain 3-3-1, 3-6-1, dan 3-12-1. Dari 3 model arsitektur terdapat arsitektur terbaik yaitu 3-6-1 dengan tingkat akurasi sebesar 100% dan MSE (0,005).



Gambar 2. Hasil Terbaik dengan Model Arsitektur 3-6-1

Pada gambar 2 dapat dijelaskan model arsitektur 3-6-1 Epoch yang terjadi sebesar 10941 dengan lama waktu 1 menit 12 detik.

Tabel 4. Hasil Akurasi Backpropagation

No	Arsitektur	Training			Testing			
		Epoch	Waktu	MSE	Epoch	Waktu	MSE	Akurasi
1	3-3-1	14237	00.49	0,0049999	8103	00.53	0,0050008	100%
2	3-6-1	9606	00.32	0,0050003	10941	01.12	0,0050001	100%
3	3-12-1	5665	00.19	0,0049995	4485	00.33	0,0049984	97,06%

Tabel 4 menyajikan hasil pengujian akurasi algoritma Backpropagation pada tiga arsitektur jaringan syaraf tiruan yang berbeda. Arsitektur pertama, yaitu 3-3-1, menunjukkan hasil yang sangat baik dengan akurasi 100%, membutuhkan 14.237 epoch pada tahap training dengan waktu 00:49 dan MSE 0,0049999, serta 8.103 epoch pada tahap testing dengan waktu 00:53 dan MSE 0,0050008. Begitu pula dengan arsitektur 3-6-1 yang juga mencapai akurasi 100%, meskipun dengan waktu testing yang lebih lama, yaitu 01:12 dengan 10.941 epoch dan MSE 0,0050001, sementara training memerlukan 9.606 epoch dengan waktu 00:32 dan MSE 0,0050003. Sedangkan pada arsitektur 3-12-1, meskipun hasil akurasi yang diperoleh sedikit lebih rendah, yakni 97,06%, model ini masih menunjukkan kinerja yang baik dengan 5.665 epoch pada tahap training dan waktu 00:19 serta 4.485 epoch pada tahap testing dengan waktu 00:33. Meskipun arsitektur 3-3-1 dan 3-6-1 menghasilkan akurasi sempurna, arsitektur 3-12-1 tetap dapat diandalkan meskipun memerlukan waktu lebih sedikit dalam proses pelatihan dan pengujian. Secara keseluruhan, semua arsitektur menunjukkan hasil yang sangat memuaskan dalam hal akurasi prediksi.

Tabel 5. Hasil Prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka Untuk Tahun 2024 - 2026

Provinsi	2024	2025	2026
Aceh	5,249	8,109	10,671
Sumatera Utara	5,078	8,001	10,375
Sumatera Barat	5,226	8,256	10,765
Riau	3,417	6,964	8,761
Jambi	4,257	7,241	9,628
Sumatera Selatan	4,374	7,065	9,507
Bengkulu	3,406	6,080	9,133
Lampung	4,033	7,010	9,396
Kepulauan Bangka Belitung	4,470	6,832	9,783
Kepulauan Riau	6,224	10,741	11,616
DKI Jakarta	7,792	10,361	11,571
Jawa Barat	8,664	10,679	11,595
Jawa Tengah	5,024	7,816	10,072
DI Yogyakarta	3,862	6,218	9,363
Jawa Timur	4,877	7,418	9,746
Banten	9,476	10,619	11,626
Bali	5,212	6,222	9,096
Nusa Tenggara Barat	3,243	6,089	9,048
Nusa Tenggara Timur	3,372	5,957	9,000
Kalimantan Barat	4,642	7,323	9,860
Kalimantan Tengah	4,106	6,809	9,496
Kalimantan Selatan	4,282	6,990	9,511
Kalimantan Timur	6,016	8,430	10,929
Kalimantan Utara	3,550	6,950	8,600
Sulawesi Utara	5,031	8,820	11,029
Sulawesi Tengah	3,476	5,858	9,266
Sulawesi Selatan	4,480	7,435	9,577
Sulawesi Tenggara	3,536	6,016	9,191
Gorontalo	2,928	5,726	9,137
Sulawesi Barat	3,168	5,436	9,068
Maluku	6,931	8,314	11,296
Maluku Utara	4,152	7,088	9,676
Papua Barat	5,432	7,916	10,468
Papua	3,094	5,784	8,968

Tabel di atas menggambarkan prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di berbagai provinsi di Indonesia untuk periode 2024 hingga 2026. Secara umum, tabel menunjukkan tren peningkatan TPT di hampir semua provinsi, yang mengindikasikan potensi bertambahnya jumlah pengangguran dalam beberapa tahun ke depan.

Provinsi seperti Banten, Jawa Barat, dan DKI Jakarta memiliki TPT yang relatif tinggi, dengan angka yang terus meningkat hingga mencapai lebih dari 11% pada tahun 2026. Di sisi lain, provinsi seperti Gorontalo, Papua, dan Nusa Tenggara Barat menunjukkan TPT awal yang rendah pada tahun 2024, tetapi tetap mengalami lonjakan signifikan hingga 2026. Beberapa provinsi, seperti Sulawesi Utara dan Kepulauan Riau, mencatat lonjakan TPT yang cukup tajam dalam periode ini. Wilayah-wilayah dengan tingkat urbanisasi tinggi cenderung memiliki TPT lebih besar dibandingkan daerah lainnya, menunjukkan tantangan pengangguran yang lebih besar di pusat-pusat ekonomi. Data ini dapat menjadi acuan penting bagi pemerintah dalam merumuskan kebijakan untuk mengatasi masalah pengangguran, terutama di daerah dengan peningkatan TPT yang signifikan.

4. KESIMPULAN

Hasil pengujian pada penelitian ini menunjukkan bahwa model arsitektur 3-6-1 mampu melakukan prediksi dengan tingkat akurasi mencapai 100%. Selain itu, pengujian terhadap berbagai arsitektur model menunjukkan bahwa setiap arsitektur memiliki tingkat akurasi yang berbeda-beda, tergantung pada konfigurasi yang digunakan. Berdasarkan hasil prediksi data, terlihat bahwa Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) mengalami tren peningkatan dari tahun sebelumnya, mengindikasikan adanya potensi pertambahan jumlah pengangguran di masa mendatang. Temuan ini memberikan gambaran bahwa pemilihan arsitektur yang tepat sangat berpengaruh terhadap akurasi prediksi dan dapat menjadi alat yang efektif dalam menganalisis dinamika pengangguran.

REFERENSI

- [1] M. R. Azhar and I. Gunawan, "Implementasi Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Jumlah Penduduk Usia Produktif Pada Kota Pematangsiantar," vol. 2, no. 2, pp. 199–209, 2021.
- [2] E. E. Prayogo, I. Indriati, and C. Dewi, "Klasifikasi Bidang Keunggulan Mahasiswa menggunakan Metode Backpropagation dan Seleksi Fitur Information Gain (Studi Kasus: Departemen Teknik Informatika ...)," *J. Pengemb. Teknol. ...*, vol. 7, no. 1, pp. 169–178, 2023.
- [3] L. Widyarsi and H. Usman, "Penggunaan Data Google Trends untuk Peramalan Tingkat Pengangguran Terbuka di Tingkat Nasional dan Regional di Provinsi Jawa Barat," *Semin. Nas. Off. Stat.*, vol. 2021, no. 1, pp. 980–990, 2021, doi: 10.34123/semnasoffstat.v2021i1.842.
- [4] Y. A. Lesnussa and E. Risamasu, "Aplikasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Meramalkan Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) Di Provinsi Maluku," *Sainmatika J. Ilm. Mat. dan Ilmu Pengetah. Alam*, vol. 17, no. 2, p. 89, 2020, doi: 10.31851/sainmatika.v17i2.3434.
- [5] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, "Penerapan Metode Resilient dalam Menentukan Model Arsitektur Terbaik untuk Prediksi Pengangguran Terbuka di Indonesia," *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, pp. 21–29, 2019.
- [6] M. Setiana, B. Rahayudi, and L. Muflikhah, "Metode Backpropagation untuk Memprediksi Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Provinsi Jawa Barat dengan Optimasi Adam," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2017.
- [7] R. Yulistiani, N. C. Putra, Q. Said, and I. Ernawati, "Klasifikasi dan Prediksi Tingkat Pengangguran Terbuka di Indonesia Menggunakan Metode Classification and Regression Tree (CART)," *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, pp. 123–130, 2020.
- [8] M. R. Siregar, "Prediksi Angka Harapan Lama Sekolah Provinsi Sumatra Utara Dengan Backpropagation," *J. JPILKOM (Jurnal Penelit. Ilmu Komputer)*, vol. 2, no. 1, 2024.
- [9] W. M. Rahmat, N. Hidayat, and A. A. Soebroto, "Prediksi Penjualan Ponsel Pintar menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Kombinasi Particle Swarm Optimization," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 1, pp. 439–445, 2023, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [10] R. Dina, "Optimasi Backpropagation Neural Network Menggunakan Metode Algoritma Genetika Dalam Memprediksi Jumlah Pengangguran," 2019.
- [11] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Di Indonesia Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science Inf. Technol. J.)*, vol. 2, no. 1, pp. 53–62, 2019, doi: 10.31598/sintechjournal.v2i1.355.
- [12] Y. F. Arifin, D. E. Ratnawati, and P. P. Adikara, "Implementasi Gabungan Metode Bayesian dan Backpropagation untuk Peramalan Jumlah Pengangguran Terbuka di Indonesia," *J. Pengemb. Teknol. Inf. Dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 4, pp. 330–340, 2017.
- [13] G. Pratama, S. Adinugroho, and B. Rahayudi, "Penggunaan Fungsi Aktivasi Linier dan Logarithmic Normalization pada Metode Backpropagation untuk Peramalan Luas Kebakaran Hutan," *J. Pengemb. ...*, vol. 3, no. 12, pp. 11003–11008, 2020, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/6839>
- [14] D. E. Ratnawati, D. P. Adwandhal, Y. F. Arifin, and Machsus, "Perbandingan Antara Metode Bayesian-Backpropagation dan Genetic - Backpropagation Pada Prediksi Jumlah Pengangguran Terbuka di Indonesia," *Pros. Semin. Nas. Penelit. Pengabd. Pada Masy.*, 2016.
- [15] T. Kurniawan, R. Maulana, and E. Setiawan, "Sistem Pendeteksi Premature Ventricular Contraction Berdasarkan Fitur Geometri Segitiga Dan Amplitudo R Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan," ... *Inf. dan Ilmu Komput. e-ISSN*, vol. 5, no. 6, pp. 2418–2425, 2021, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>