**Penerapan Metode Resilient untuk Memprediksi Pengangguran
Terbuka di Indonesia Menurut Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan**

***Implementation of Resilient Methods to Predict Open Unemployment in
Indonesia According to Higher Education Completed***

Widodo Saputra ^{1)*}, Jaya Tata Hardinata ²⁾, Anjar Wanto ²⁾

¹⁾ AMIK Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

²⁾ STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

*Corresponding Email: widodosaputra@amiktunasbangsa.ac.id

Abstrak

Pengangguran merupakan masalah besar yang dihadapi oleh bangsa Indonesia dari tahun ke tahun selain kemiskinan. Oleh sebab itu perlu dilakukan prediksi terhadap tingkat pengangguran terbuka di Indonesia, agar nantinya pihak pemerintah maupun swasta memiliki acuan dan referensi yang tepat untuk saling bahu membahu mengatasi masalah ini. Metode prediksi yang digunakan adalah Resilient Backpropagation yang merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang sering digunakan untuk prediksi data. Data penelitian yang digunakan adalah data pengangguran terbuka menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan tahun 2005-2018 berdasarkan semester, yang diperoleh dari website Badan Pusat Statistik Indonesia. Berdasarkan data ini akan dibentuk dan ditentukan model arsitektur jaringan, antara lain 12-6-2, 12-12-2, 12-18-2, 12-24-2, 12-12-12-2, 12-12-18-2, 12-18-18-2 dan 12-18-24-2. Dari 8 model ini setelah dilakukan pelatihan dan pengujian diperoleh hasil bahwa model arsitektur terbaik adalah 12-18-2 (12 adalah *input layer*, 18 adalah jumlah *neuron hidden layer* dan 2 adalah *output layer*). Tingkat akurasi dari model arsitektur untuk semester 1 dan semester 2 ini adalah 75% dengan nilai MSE sebesar 0,00052083 and 0,00105823.

Kata Kunci: Penerapan, Resilient, Prediksi, Pengangguran Terbuka, Pendidikan Tertinggi

Abstract

Unemployment is a big problem faced by the Indonesian people from year to year besides poverty. Therefore it is necessary to predict the level of open unemployment in Indonesia so that later the government and private parties have the right references and references to work together to overcome this problem. The prediction method used is Resilient Backpropagation which is one method of Artificial Neural Networks which is often used for data prediction. The research data used is open unemployment data according to the highest education completed in 2005-2018 based on the semester obtained from the website of the Indonesian Central Bureau of Statistics. Based on this data a network architecture model will be formed and determined, including 12-6-2, 12-12-2, 12-18-2, 12-24-2, 12-12-12-2, 12-12-18-2, 12-18-18-2 and 12-18-24-2. From these 8 models after training and testing, the results show that the best architectural model is 12-18-2 (12 is the *input layer*, 18 is the number of hidden neurons and 2 is the *output layer*). The accuracy of the architectural model for semester 1 and semester 2 is 75% with an MSE value of 0,00052083 and 0,00105823.

Keywords: Implementation, Resilient, Prediction, Open Unemployment, Highest Education.

How to Cite: Saputra, W., Hardinata, J. T., & Wanto, A. (2019). Implementation of Resilient Methods to Predict Open Unemployment in Indonesia According to Higher Education Completed. JITE (Journal of Informatics Telecommunication Engineering). 3 (1): 163-174

PENDAHULUAN

Pengangguran diistilahkan untuk orang yang sama sekali tidak bekerja, sedang mencari kerja, bekerja tidak lebih 2 hari selama seminggu, atau seseorang yang sedang berupaya memperoleh pekerjaan yang layak. Penyebab pengangguran umumnya karena para pencari kerja atau jumlah angkatan kerja tidak sebanding dengan jumlah lapangan pekerjaan yang tersedia. Pengangguran seringkali menjadi masalah dalam perekonomian, karena dengan adanya pengangguran, produktivitas dan pendapatan masyarakat akan berkurang sehingga dapat menyebabkan timbulnya kemiskinan dan masalah-masalah sosial lainnya. Tingkat pengangguran dapat dihitung dengan membandingkan jumlah pengangguran dengan jumlah angkatan kerja yang dinyatakan dalam persen (Syarun, 2016). Pengangguran merupakan salah satu masalah besar yang senantiasa dihadapi oleh bangsa Indonesia dari tahun ke tahun selain kemiskinan. Pengangguran saat ini menjadi masalah utama yang harus segera diselesaikan (Soleh, 2017). Kurang maksimalnya usaha pemerintah maupun pihak swasta dalam menciptakan lapangan pekerjaan menjadi salah satu pemicu semakin banyaknya pengangguran di Indonesia, apalagi dibarengi tingkat pendidikan masyarakat yang rendah serta

Sumber daya manusia yang kurang mumpuni, sehingga menjadikan masyarakat tidak mampu dalam mencari pekerjaan.

Pada penelitian ini, pengangguran yang akan dibahas adalah pengangguran terbuka di Indonesia menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan pada tiap semester (Februari dan Agustus), antara lain mencakup : Tidak/belum pernah sekolah, Tidak/belum tamat SD, SD, SLTP, SLTA Umum/SMU, SLTA Kejuruan/SMK, Akademi/Diploma dan Universitas. Dalam beberapa dekade terakhir menurut Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia, pengangguran terbuka di Indonesia menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan tidak lah stabil, kadang naik dan kadang turun, apalagi dengan iklim ekonomi yang tidak menentu di negara ini berpotensi menumbuhkan jumlah pengangguran lebih banyak lagi (BPS, 2018).

Oleh sebab itu, perlu dilakukan prediksi untuk mengetahui jumlah pengangguran terbuka di Indonesia untuk tahun-tahun selanjutnya, hal ini dilakukan agar pemerintah memiliki acuan dan pertimbangan dalam menentukan kebijakan maupun dalam membuat langkah-langkah yang tepat untuk mengatasi pengangguran ini. Tetapi dalam melakukan prediksi tidaklah mudah,

dibutuhkan data-data, metode serta langkah-langkah yang tepat agar hasil prediksi nanti nya dapat dipertanggungjawabkan. Metode yang baik digunakan salah satu nya adalah metode Resilient Backpropagation. Metode Resilient merupakan salah satu metode Jaringan Saraf Tiruan yang sering digunakan untuk melakukan sebuah prediksi, hal ini karena metode ini mampu memprediksi data berdasarkan data-data terdahulu, sehingga didapatkan hasil prediksi setelah melakukan pembelajaran dan pelatihan berdasarkan data yang sudah pernah terjadi (Andriani, Silitonga, & Wanto, 2018; Nasution, Zamsuri, Lisnawita, & Wanto, 2018; Simbolon, Yatussa'ada, & Wanto, 2018; Siregar, Wanto, & Nasution, 2018; Anjar Wanto, 2018a, 2018b, 2019a, 2019b). Diharapkan dari hasil penelitian ini, maka jumlah pengangguran untuk tahun-tahun selanjutnya pada tiap semesternya dapat diprediksi jumlah nya, sehingga pemerintah Indonesia dapat membuat maupun menentukan kebijakan yang tepat untuk menekan angka pengangguran ini.

Pada penelitian sebelumnya, telah dilakukan penelitian untuk menduga tingkat pengangguran terbuka di Jambi menggunakan metode small area estimation. Model yang digunakan adalah

Zero Inflated Binomial. Penelitian ini menghasilkan hal yang sama seperti yang dipublikasikan oleh BPS, yaitu 4 (empat) orang menganggur dari 100 orang angkatan kerja (Hartono & Hapsari, 2018). Selanjutnya dilakukan penelitian untuk melihat persentase tingkat pengangguran terbuka di Sumatera Utara menggunakan jaringan saraf tiruan Backpropagation. Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 88% dengan nilai MSE sebesar 0,55701127 (Wahyuni, Paranthi, & Wanto, 2018). Penelitian selanjutnya adalah memprediksi bursa saham di Istanbul Turki menggunakan Resilient Backpropagation (Rprop). Penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 86,7% apabila menggunakan Backpropagation standard, dan 90% apabila menggunakan Resilient (Saputra, Tulus, Zarlis, Sembiring, & Hartama, 2017).

METODE PENELITIAN

Metode Penelitian

Metode Penelitian yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan dengan metode Resilient. Metode ini mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah lampau (times series). Resilient adalah merupakan hasil pengembangan dari Backpropagation. Perubahan bobot pada Backpropagation dipengaruhi oleh

learning rate dan tergantung dari kemiringan kurva eror ($\partial E/\partial W_{ij}$). Semakin kecil learning rate yang digunakan, maka pembelajaran akan lebih lama. Sementara semakin besar tingkat pembelajaran, nilai pembobotan akan jauh dari bobot minimum. Untuk mengatasinya, dikembangkan metode baru yaitu Rprop (Resilient Backpropagation). Metode ini menggunakan tanda (positif atau negatif) dari gradien untuk menunjukkan arah penyesuaian bobot. Sementara ukuran perubahan bobotnya adalah ditentukan oleh penyesuaian nilai ($\Delta 0$) (Riedmiller & Braun, 1992). Metode Resilient mengubah bobot dan jaringan bias dengan proses adaptasi langsung dari pembobotan berdasarkan informasi gradien lokal dari iterasi pembelajaran, sehingga jumlah iterasi diperlukan mencapai target (Saputra et al., 2017).

Secara umum cara kerja metode Resilient Backpropagation (Rprop) dapat diterangkan sebagai berikut (Apriliyah & M, Wayan Firdaus, 2008):

Inisialisasi Penyesuaian Awal $\Delta_{ij}(t) = \Delta_0 = 0$, Gradient Awal $\partial E/\partial W_{ij} \cdot (t-1) = 0$

Lakukan langkah-langkah berikut sampai bobot konvergen

Hitung Gradient $\partial E/\partial W.t$

Untuk semua bobot, hitung nilai penyesuaian.

Jika $\partial E/\partial W.t * \partial E/\partial W_{ij} \cdot (t-1) \geq 0$ maka

$$\Delta_{ij}(t) = \min(\Delta_{ij}(t-1) * \eta^+, \Delta_{max})$$

Jika $\partial E/\partial W(t) * \partial E/\partial W_{ij} \cdot (t-1) < 0$ maka

$$\Delta_{ij}(t) = \max(\Delta_{ij}(t-1) * \eta^-, \Delta_{min})$$

Hitung perubahan bobot

Jika $\partial E/\partial W(t) > 0$ maka

$$w(t+1) = w(t) - \Delta_{ij}(t)$$

Jika $\partial E/\partial W(t) < 0$ maka

$$w(t+1) = w(t) + \Delta_{ij}(t)$$

Selesai.

Sumber Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset Pengangguran terbuka menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan tahun 2005-2018 (Tabel 1), yang bersumber dari website Badan Pusat Statistik Indonesia (BPS, 2018).

Tabel 1. Pengangguran Terbuka Menurut Pendidikan yang Ditamatkan
(Sumber : Badan Pusat Statistik Indonesia)

No	Pendidikan Tertinggi	2005		..	2018	
		Februari	Agustus		Februari	Agustus
1	Tidak/belum pernah sekolah	342.656	264.458	..	42.039	31.774
2	Tidak/belum tamat SD	670.055	673.527	..	446.812	326.962
3	SD	2.540.977	2.729.915	..	967.630	898.145
4	SLTP	2.680.810	3.151.231	..	1.249.761	1.131.214
5	SLTA Umum/SMU	2.680.752	3.069.305	..	1.650.636	1.930.320
6	SLTA Kejuruan/SMK	1.230.750	1.306.770	..	1.424.428	1.731.743
7	Akademi/Diploma	322.836	308.522	..	300.845	220.932
8	Universitas	385.418	395.538	..	789.113	729.601
	Total	10.854.254	11.899.266	..	6.871.264	7.000.691

Tahapan Penelitian

Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada gambar 1 dapat dijabarkan bahwa hal pertama yang dilakukan adalah pengumpulan dataset. Dataset yang digunakan adalah data Pengangguran terbuka menurut pendidikan tertinggi yang ditamatkan. Selanjutnya dilakukan tahapan preprocessing dan membagi data menjadi beberapa bagian yaitu data yang digunakan untuk pelatihan (training) dan data yang digunakan untuk pengujian (testing). Kemudian menentukan model arsitektur jaringan yang akan digunakan untuk proses pelatihan dan proses pengujian, setelah semua selesai dilakukan akan diperoleh hasil berdasarkan model arsitektur yang digunakan. Selanjutnya dari beberapa model arsitektur yang digunakan dipilihlah yang terbaik.

Normalisasi

Berdasarkan pada tabel 1, data terlebih dahulu dibagi menjadi 2 bagian. Data tahun 2005-2010 dengan target 2011

digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan data tahun 2012-2017 dengan target 2018 digunakan sebagai data pengujian. Kemudian data yang sudah dibagi dua dinormalisasi dengan menggunakan persamaan (1) (Fardhani, Insani, Simanjuntak, & Wanto, 2018; Febriadi, Zamzami, Yunefri, & Wanto, 2018; Hutabarat, Julham, & Wanto, 2018; Pranata, Sinaga, & Wanto, 2018; Setti & Wanto, 2018; Sihotang & Wanto, 2018; A. Wanto, Zarlis, Sawaluddin, & Hartama, 2017).

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

Keterangan :

x' = Hasil normalisasi

x = Data yang akan dinormalisasi

a = Data terkecil dari dataset

b = Data terbesar dari dataset

Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan pada artikel ini ada 2 bagian, yakni variabel input dan variabel output. Variabel input ada 12, yakni jumlah pengangguran terbuka pada semester 1 (Februari) dan Semester 2 (Agustus) berdasarkan tahun dari data input pelatihan dan pengujian. Sedangkan variabel output ada 2, yakni jumlah pengangguran terbuka pada semester 1 (Februari) dan Semester 2 (Agustus) yang

menjadi target dari data input pelatihan dan pengujian. Sedangkan kriteria yang digunakan ada 8, antara lain : Tidak/belum pernah sekolah, Tidak/belum tamat SD, SD, SLTP, SLTA Umum/SMU, SLTA Kejuruan/SMK, Akademi/Diploma dan Universitas..

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Data Normalisasi

Tabel 2 berikut ini merupakan hasil normalisasi data pelatihan yang digunakan pada tiap semester tahun 2005 hingga 2010 dengan tahun 2011 sebagai target. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 2. Normalisasi Data Pelatihan

No	Pendidikan Tertinggi					Target	
	Tahun 2005		...	Tahun 2010		Tahun 2011	
	Febr	Agus	...	Febr	Agus	Febr	Agus
1	0,1734	0,1531	...	0,1000	0,1255	0,1090	0,1379
2	0,2581	0,2590	...	0,2263	0,2400	0,2295	0,2756
3	0,7421	0,7910	...	0,4786	0,4477	0,4189	0,4060
4	0,7783	0,9000	...	0,5135	0,5146	0,5594	0,6381
5	0,7783	0,8788	...	0,6309	0,6407	0,7020	0,6995
6	0,4031	0,4228	...	0,4306	0,3939	0,3718	0,3852
7	0,1682	0,1645	...	0,2240	0,1994	0,2061	0,1563
8	0,1844	0,1871	...	0,2969	0,2684	0,2491	0,2253

Tabel 3 berikut merupakan hasil normalisasi data pengujian yang digunakan pada tiap semester tahun 2012 - 2017 dengan target tahun 2018. Data ini

diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 3. Normalisasi Data Pengujian

No	Normalisasi					Target	
	Tahun 2012		...	Tahun 2017		Tahun 2018	
	Febr	Agus	...	Febr	Agus	Febr	Agus
1	0,1339	0,1191	...	0,1215	0,1111	0,1037	0,1000
2	0,3028	0,2709	...	0,2833	0,2326	0,2477	0,2050
3	0,5935	0,6054	...	0,5485	0,4106	0,4330	0,4083
4	0,7067	0,6989	...	0,5446	0,5422	0,5334	0,4912
5	0,8159	0,7533	...	0,6413	0,7686	0,6760	0,7756
6	0,4511	0,4684	...	0,5808	0,6656	0,5956	0,7049
7	0,1806	0,1599	...	0,1775	0,1751	0,1957	0,1673
8	0,2855	0,2473	...	0,3047	0,3089	0,3695	0,3483

Pada tabel 3 dan 4, pengolahan data dibantu dengan tools matlab 2011b dalam menentukan model arsitektur terbaik dengan Resilient. Arsitektur yang digunakan sebanyak 8 model, yakni: 12-6-2, 12-12-2, 12-18-2, 12-24-2, 12-12-12-2, 12-12-18-2, 12-18-18-2 dan 12-18-24-2. Cara menentukan model arsitektur terbaik dengan metode Resilient adalah menentukan error minimum dari proses training dan testing yang dilakukan. Tingkat error yang digunakan sebesar 0,02 dengan learning rate 0,01. Pada penelitian ini, parameter kode yang digunakan dianalisis menggunakan aplikasi Matlab 2011b yang dapat dilihat pada tabel 4 berikut.

Tabel 4. Parameter dan Kode Program

Kode Training	Kode Testing
<pre>>> net=newff(minmax(P),[hidden layer,output layer],[tansig','logsig','trainrp']; >> net.LW{1,1}; >> net.b{1}; >> net.LW{2,1}; >> net.b{2}; >> net.trainParam.epochs=10000; >> net.trainParam.show = 25; >> 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 = 5; >> net.trainParam.lr=0.01; >> net.trainParam.delt_inc=1.2; >> net.trainParam.delt_dec=0.5 >> net.trainParam.delta0=0.07 >> net.trainParam.deltamax=50.0 >> net=train(net,P,T) [a,Pf,Afe,Perf]=sim(net,P,[],T)</pre>	<pre>>> PP=[input data pengujian] >> TT=[output pengujian] [a,Pf,Afe,Perf]=sim(net,PP,[],T)</pre>

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-6-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-6-2 dapat dilihat pada gambar 2 berikut.

Gambar 2. Pelatihan dengan model 12-6-2

Penjelasan gambar 2 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-6-2 menghasilkan epoch sebesar 1721 iterasi.

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-12-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-12-2 dapat dilihat pada gambar 3 berikut.

Gambar 3. Pelatihan dengan model 12-12-2

Penjelasan gambar 3 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-12-2 menghasilkan epoch sebesar 3828 iterasi.

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-18-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-18-2 dapat dilihat pada gambar 4 berikut.

Gambar 4. Pelatihan dengan model 12-18-2

Penjelasan gambar 4 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-18-2 menghasilkan epoch sebesar 653 iterasi, dan model ini lah sebagai arsitektur terbaik dibanding 7 model yang lain. Untuk tabel pelatihan dan pengujiannya dapat dilihat pada tabel 5 dan tabel 6 berikut.

Tabel 5. Data Pelatihan Model 12-18-2

No	Target		Output		Error		SSE	
	Febr	Agus	Febr	Agus	Febr	Agus	Febr	Agus
1	0,1090	0,1379	0,1090	0,1378	0,000027	0,000056	0,0000000007	0,0000000032
2	0,2295	0,2756	0,2295	0,2756	0,000013	-0,000048	0,0000000002	0,0000000023
3	0,4189	0,4060	0,4189	0,4060	0,000014	0,000016	0,0000000002	0,0000000003
4	0,5594	0,6381	0,5594	0,6381	-0,000028	-0,000018	0,0000000008	0,0000000003
5	0,7020	0,6995	0,7020	0,6995	0,000005	-0,000001	0,0000000000	0,0000000000
6	0,3718	0,3852	0,3718	0,3852	-0,000031	-0,000016	0,0000000009	0,0000000002
7	0,2061	0,1563	0,2061	0,1564	-0,000040	-0,000064	0,0000000016	0,0000000041
8	0,2491	0,2253	0,2491	0,2252	0,000019	0,000059	0,0000000004	0,0000000034
Jlh SSE							0,0000000048	0,0000000138
MSE							0,0000000006	0,0000000017

Tabel 6. Data Pengujian Model 12-18-2

Target		Output		Error		SSE		Hasil	
Febr	Agus	Febr	Agus	Febr	Agus	Febr	Agus	F	N
0,10370	0,10000	0,12600	0,10660	0,022347	0,006600	0,0004994058	0,0000435600	1	1
0,24770	0,20500	0,23870	0,22990	0,008984	0,024863	0,0000807050	0,0006181590	1	1
0,43300	0,40830	0,45650	0,44860	0,023493	0,040318	0,0005519180	0,0016255321	1	1
0,53340	0,49120	0,54230	0,58020	0,008902	0,088985	0,0000792420	0,0079182574	1	1
0,67600	0,77560	0,71530	0,64150	0,039258	0,134063	0,0015411800	0,0179727577	1	0
0,59560	0,70490	0,63440	0,69270	0,038850	0,012203	0,0015093070	0,0001489024	1	1
0,19570	0,16730	0,16350	0,15500	0,032244	0,012308	0,0010396710	0,0001514962	0	1
0,36950	0,34830	0,25810	0,26170	0,111385	0,086609	0,0124066380	0,0075010919	0	0
Jlh SSE						0,0177080690	0,0359797567	75	75
MSE						0,00052083	0,00105823		

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-24-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-24-2 dapat dilihat pada gambar 5 berikut.

Gambar 5. Pelatihan dengan model 12-24-2

Penjelasan gambar 5 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-24-2 menghasilkan epoch sebesar 466 iterasi.

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-12-12-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-12-12-2 dapat dilihat pada gambar 6 berikut.

Gambar 6. Pelatihan dengan model 12-12-12-2

Penjelasan gambar 6 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-12-12-2 menghasilkan epoch sebesar 2074 iterasi.

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-12-18-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-12-18-2 dapat dilihat pada gambar 7 berikut.

Gambar 7. Pelatihan dengan model 12-12-18-2

Penjelasan gambar 7 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-12-18-2 menghasilkan epoch sebesar 1785 iterasi.

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-18-18-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-18-18-2 dapat dilihat pada gambar 8 berikut.

Gambar 8. Pelatihan dengan model 12-18-18-2

Penjelasan gambar 8 : Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-18-18-2 menghasilkan epoch sebesar 4123 iterasi.

Pelatihan dan Pengujian dengan Model 12-18-24-2

Hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 12-18-24-2 dapat dilihat pada gambar 9 berikut.

Gambar 9. Pelatihan dengan model 12-18-24-2

Penjelasan gambar 9: Hasil pelatihan dengan menggunakan model 12-18-24-2 menghasilkan epoch sebesar 3027 iterasi

Penentuan Model Arsitektur Terbaik

Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian data terhadap model 12-6-2, 12-12-2, 12-18-2, 12-24-2, 12-12-12-2, 12-12-18-2, 12-18-18-2 dan 12-18-24-2 menggunakan bantuan tools Matlab dan Microsoft Excel, maka diperoleh model arsitektur terbaik 12-18-2 dengan tingkat akurasi 94,1% dan 61,8% atau yang tertinggi akurasi nya dibandingkan dengan 4 model yang lain. Keseluruhan hasil dari 5 model arsitektur yang digunakan dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

Tabel 7. Perbandingan Hasil Keseluruhan Model

No	Model Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE		Akurasi	
				Februari	Agustus	Feb	Agu
1	12-6-2	1721	00.12	0,00181793	0,00865810	38%	63%
2	12-12-2	3828	00.25	0,00341732	0,00517452	50%	50%
3	12-18-2	653	00.05	0,00052083	0,00105823	75%	75%
4	12-24-2	466	00.03	0,00187001	0,00633234	50%	38%
5	12-12-12-2	2074	00.15	0,00174835	0,00476852	75%	50%
6	12-12-18-2	1785	00.13	0,00229285	0,00131335	38%	38%
7	12-18-18-2	4123	00.30	0,00560234	0,01054285	75%	75%
8	12-18-24-2	3027	00.23	0,00608611	0,00957427	75%	50%

Hasil Prediksi

Selanjutnya akan dilakukan prediksi dengan model 12-18-2 menggunakan rumus mengembalikan nilai:

$$x_n = \frac{(x - 0,1) * (b - a)}{0,8} + a \quad (2)$$

Keterangan rumus dapat dilihat pada persamaan (2).

Untuk hasil prediksi 5 tahun selanjutnya (2019-2023) dapat dilihat pada tabel 8 berikut.

Tabel 8. Prediksi Pengangguran Terbuka Menurut Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan

Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan	2019		...	2023	
	Feb	Agu		Feb	Agu
Tidak/belum pernah sekolah	49.479	31.537	...	68.380	32.011
Tidak/belum tamat SD	339.026	281.195	...	156.249	181.522
SD	711.618	763.426	...	271.063	468.677
SLTP	913.496	960.163	...	332.391	585.675
SLTA Umum/SMU	1.200.229	1.635.096	...	420.864	987.455
SLTA Kejuruan/SMK	1.038.565	1.467.312	...	370.997	887.781
Akademi/Diploma	234.467	191.727	...	123.474	129.312
Universitas	583.935	621.035	...	231.853	383.717
Total	5.070.815	5.951.491	...	1.975.271	3.656.149

SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan yang telah dijabarkan dalam artikel ini, maka dapat diambil beberapa kesimpulan bahwa Algoritma Resilient Backpropagation dapat digunakan untuk memprediksi tingkat pengangguran terbuka di Indonesia sebagai salah satu upaya membantu pemerintah dalam pengentasan kemiskinan di masa yang akan datang, dengan menggunakan model arsitektur terbaik 12-18-2 yang tingkat akurasi nya 75%. MSE Semester 1 (Februari) 0,00052083 serta MSE

Semester 2 (Agustus) sebesar 0,00105823. Sedangkan untuk prediksi, trend nya cenderung mengalami penurunan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat, Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi atas pendanaan Penelitian Dosen Pemula (PDP) tahun pelaksanaan 2019.

DAFTAR PUSTAKA

- Andriani, Y., Silitonga, H., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia. *Register - Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, 4(1), 30-40.
- Apriliyah, & M, Wayan Firdaus, A. W. W. (2008). Perkiraan Penjualan Beban Listrik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation (RPROP). *Jurnal Kursor*, 4(2), 41-47. <https://doi.org/10.1089/fpd.2015.2079>
- BPS. (2018). Pengangguran Terbuka Menurut Pendidikan Tertinggi yang Ditamatkan 2005 - 2018. Retrieved from <https://www.bps.go.id/statistable/2009/04/16/972/pengangguran-terbuka-menurut-pendidikan-tertinggi-yang-ditamatkan-1986---2017.html>
- Fardhani, A. A., Insani, D., Simanjuntak, N., & Wanto, A. (2018). Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Infomedia*, 3(1), 25-30.
- Febriadi, B., Zamzami, Z., Yunefri, Y., & Wanto, A. (2018). Bipolar function in backpropagation algorithm in predicting Indonesia's coal exports by major destination countries. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 420(12089), 1-9. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/420/1/012087>
- Hartono, B., & Hapsari, R. (2018). Kajian Metode Small Area Estimation Untuk Menduga Tingkat Pengangguran Terbuka. *Jurnal Litbang Sukowati*, 1(2), 95-106.
- Hutabarat, M. A. P., Julham, M., & Wanto, A. (2018). Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara. *Jurnal semanTIK*, 4(1), 77-86.
- Nasution, N., Zamsuri, A., Lisnawita, L., & Wanto, A. (2018). Polak-Ribiere updates analysis with binary and linear function in determining coffee exports in Indonesia. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 420(12089), 1-9. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/420/1/012088>
- Pranata, R. E., Sinaga, S. P., & Wanto, A. (2018). Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf. *Jurnal semanTIK*, 4(1), 97-102.
- Riedmiller, M., & Braun, H. (1992). RPROP - A Fast Adaptive Learning Algorithm. *The International Symposium on Computer and Information Science VII*, 1(4), 4-10. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1603-7_12
- Saputra, W., Tulus, T., Zarlis, M., Sembiring, R. W., & Hartama, D. (2017). Analysis Resilient Algorithm on Artificial Neural Network Backpropagation. *Journal of Physics: Conference Series*, 930(1), 1-7. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/930/1/012035>
- Setti, S., & Wanto, A. (2018). Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World. *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, 3(2), 110-115. <https://doi.org/10.15575/join>
- Sihotang, B. K., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang. *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, 17(4), 333-346.
- Simbolon, I. A. R., Yatussa'ada, F., & Wanto, A. (2018). Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia. *Jurnal Informatika Upgris*, 4(2), 163-169.
- Siregar, S. P., Wanto, A., & Nasution, Z. M. (2018). Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara. In *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)* (pp. 526-536).

- Soleh, A. (2017). Masalah Ketenagakerjaan Dan Pengangguran Di Indonesia. *Jurnal Ilmiah Cano Ekonomos*, 6(2), 83–92.
- Syarun, M. M. (2016). Inflasi, Pengangguran Dan Pertumbuhan Ekonomi Di Negara-Negara Islam. *Jurnal Ekonomi Islam*, 7(2), 27–44.
- Wahyuni, J., Paranthi, Y. W., & Wanto, A. (2018). Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara. *Jurnal Infomedia*, 3(1), 18–24.
- Wanto, A. (2018a). Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi*, 3(3), 370–380. Retrieved from <http://teknosi.fti.unand.ac.id/index.php/teknosi/article/view/439>
- Wanto, A. (2018b). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau. *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, 5(1), 61–74.
- Wanto, A. (2019a). Prediksi Angka Partisipasi Sekolah dengan Fungsi Pelatihan Gradient Descent With Momentum & Adaptive LR. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Informatika (ALGORITMA)*, 3(1), 9–20.
- Wanto, A. (2019b). Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. *SINTECH (Science and Information Technology)*, 1(1), 53–62.
- Wanto, A., Zarlis, M., Sawaluddin, & Hartama, D. (2017). Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves in the Predicting Process. *Journal of Physics: Conference Series*, 930(1), 1–7