

# Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara

Juli Wahyuni<sup>1</sup>, Yuri Widya Paranthi<sup>2</sup>, Anjar Wanto<sup>3\*</sup>

<sup>1,2,3</sup> Program Studi Teknik Informatika STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar  
Jln. Sudirman Blok A No. 1, 2 dan 3 Pematangsiantar, Sumatera Utara - INDONESIA

<sup>1</sup> juliwahyuni.1607@gmail.com, <sup>2</sup> yuri.widya2015@gmail.com, <sup>3\*</sup> anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id

*Abstrak— Pengangguran merupakan salah satu masalah ekonomi yang mempengaruhi kehidupan manusia secara langsung. Di Indonesia tingkat persentase pengangguran cukup tinggi, khususnya pada provinsi Sumatera Utara. Contohnya tercatat pada tahun 2010, kota sibolga memiliki tingkat pengangguran yang paling tinggi yaitu berada di angka 17.50% dari total penduduknya. Berbeda dengan Samosir yang hanya memiliki 0.55% pengangguran dari total penduduknya. Untuk dapat mengurangi jumlah pengangguran, khususnya di Sumatera Utara maka perlu dilakukan estimasi tingkat pengangguran untuk tahun-tahun mendatang, agar pemerintah memiliki acuan dalam menentukan kebijakan sehingga dapat melakukan penanggulangan terhadap jumlah pengangguran. Data yang digunakan pada penelitian ini terfokus pada data tingkat pengangguran terbuka penduduk umur 15 tahun keatas dari tahun 2010-2015 di Sumatera Utara. Metode yang digunakan dalam penelitian ini yaitu Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Analisa data dilakukan dengan algoritma backpropagation menggunakan Matlab. Arsitektur jaringan yang digunakan ada 5 model (4-55-1, 4-57-1, 4-59-1, 4-61-1 dan 4-77-1), dengan model yang terbaik adalah 4-55-1 dengan Learning Rate yang digunakan 0.01. Sehingga menghasilkan tingkat akurasi 88% dengan nilai Mean Squared Error (MSE) adalah 0,55701127.*

*Kata kunci— Pengangguran, Estimasi, Penduduk, Jaringan Saraf, Sumatera Utara.*

*Abstract— Unemployment is one of the economic problems that affect human life directly. In Indonesia the level of unemployment is quite high, especially in North Sumatra province. For example, recorded in 2010, sibolga city has the highest unemployment rate that is at 17.50% of the total population. In contrast to Samosir who only have 0.55% unemployment out of the total population. In order to reduce the number of unemployment, especially in North Sumatra, it is necessary to estimate the unemployment rate for the coming years, so that the government has a reference in determining the policy so that it can handle the number of unemployed. The data used in this study focuses on open unemployment rate data of the population aged 15 years and over from 2010-2015 in North Sumatra. The method used in this research is Artificial Neural Network Backpropagation. Data analysis is done by backpropagation algorithm using Matlab. Network architecture used there are 5 models (4-55-1, 4-57-1, 4-59-1, 4-61-1 and 4-77-1), with the best model is 4-55-1 with Learning Rate used 0.01. So as to produce an accuracy of 88% with the Mean Squared Error (MSE) is 0.55701127.*

*Keywords— Unemployment, Estimation, Population, Neural Network, North Sumatera.*

## I. PENDAHULUAN

Pengangguran merupakan masalah makro ekonomi yang mempengaruhi kehidupan manusia secara langsung [1]. Pengangguran saat ini menjadi masalah utama yang harus segera diselesaikan. Masalah pengangguran sampai saat ini masih menjadi perhatian utama di setiap Provinsi khususnya di Provinsi Sumatera Utara [2]. Peningkatan pengangguran di negara-negara yang sedang berkembang disebabkan oleh lambatnya pertumbuhan kesempatan kerja daripada pertumbuhan yang cepat dari angkatan kerja [3].

Jumlah pengangguran di Indonesia khususnya di Sumatera Utara mengalami peningkatan. Ada beberapa faktor yang mempengaruhi perkembangan pengangguran dari tahun ke tahun yang semakin meningkat. Pengangguran yang tinggi termasuk ke dalam masalah ekonomi dan sosial, orang-orang yang menganggur suatu saat bisa kehilangan kepercayaan dirinya sehingga dapat menimbulkan tindakan kriminal, perselisihan dengan masyarakat dan sebagainya [4]. Tercapainya pertumbuhan ekonomi yang tinggi dan pemerataan pendapatan,

berarti secara langsung maupun tidak langsung akan mengurangi jumlah pengangguran yang merupakan keadaan dimana seseorang yang tergolong angkatan kerja namun tidak memiliki pekerjaan serta menurunkan tingkat kemiskinan, dimana kemiskinan adalah ketidakmampuan dalam memenuhi standar minimum kebutuhan dasar yang baik itu kebutuhan makan maupun non makan [5]. Tingkat pengangguran yang semakin bertambah mengakibatkan Indonesia mengalami perekonomian yang sangat krisis dan menjadi salah satu pokok masalah yang harus diselesaikan. Pengangguran di Indonesia hampir merata salah satunya terdapat di Pulau Sumatera khususnya Sumatera Utara. Salah satu pengangguran terbesar ada yang ada di Indonesia salah satunya terdapat di provinsi Sumatera Utara. Sumatera memiliki berbagai kota yang angka tingkat penganggurannya mencapai 19,21% yaitu di daerah kota Sibolga. Kota Sibolga tercatat memiliki tingkat pengangguran yang pertahunnya mengalami perubahan yang sangat signifikan. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada tabel 1.

TABEL I  
PERSENTASE TINGKAT PENGANGGURAN TERBUKA SUMATERA UTARA

Kabupaten/Kota	Persentase Tingkat Pengangguran Terbuka Umur 15 Tahun Keatas					
	2010	2011	2012	2013	2014	2015
Sumatera Utara	7,43	6,37	6,20	6,53	6,23	6,71
Nias	2,57	4,69	0,15	0,87	0,44	0,92
Mandailing Natal	4,21	4,52	6,42	8,02	6,55	5,78
Tapanuli Selatan	3,35	4,18	2,42	4,46	7,60	5,91
Tapanuli Tengah	6,24	5,22	5,26	8,53	4,90	4,98
Tapanuli Utara	2,26	3,85	2,27	2,34	0,59	2,56
Toba Samosir	2,56	2,35	1,98	1,69	0,73	3,47
Labuhan Batu	7,04	5,88	7,80	8,93	7,72	11,39
Asahan	8,91	6,14	7,32	5,22	1,84	5,82
Simalungun	6,43	4,62	5,41	5,56	7,48	5,75
Dairi	2,06	2,60	1,43	1,90	1,50	1,26
Karo	1,55	4,46	2,00	2,08	1,02	2,23
Deli Serdang	9,02	7,69	6,85	7,54	7,00	6,38
Langkat	8,69	5,78	5,98	7,10	6,60	8,02
Nias Selatan	2,43	5,23	0,48	2,79	0,49	0,40
Humbang Hasundutan	0,69	3,56	0,35	0,30	0,36	1,22
Pakpak Bharat	1,48	3,92	1,13	3,57	2,64	2,88
Samosir	0,55	2,26	1,31	1,12	1,05	1,28
Serdang Bedagai	6,32	4,89	5,68	6,13	7,14	7,18
Batu Bara	7,95	4,97	6,77	6,98	7,42	6,32
Padang Lawas Utara	3,34	4,61	6,59	3,91	10,90	5,01
Padang Lawas	7,05	4,95	7,47	4,85	5,66	5,95
Labuhanbatu Selatan	5,50	3,92	8,55	8,86	4,83	4,15
Labuanbatu Utara	5,95	4,93	7,23	7,61	10,88	8,75
Nias Utara	3,29	4,75	3,52	3,39	2,71	4,02
Nias Barat	0,59	3,83	1,18	0,91	1,00	2,96
Sibolga	17,50	9,82	19,21	10,07	12,41	10,25
Tanjungbalai	10,25	10,88	14,75	8,98	8,05	10,06
Pematangsiantar	10,40	9,50	6,14	6,61	9,26	9,47
Tebing Tinggi	9,54	8,36	11,33	7,36	7,23	10,46
Medan	13,11	9,97	9,03	10,01	9,48	11,00
Binjai	11,64	8,73	9,80	6,83	7,60	10,00
Padangsidempuan	8,58	8,81	9,10	6,80	6,29	6,96
Gunungsitoli	2,56	6,09	7,93	8,36	8,06	10,00

Sumber : Badan Pusat Statistik Sumatera Utara

Dalam mengatasi jumlah pengangguran penduduk di Indonesia khususnya di provinsi Sumatera, pemerintah harus memiliki cara yang tepat untuk menanggulangnya. Salah satunya adalah dengan melakukan estimasi perkembangan pertumbuhan pengangguran untuk tahun-tahun berikutnya. Agar nantinya pemerintah dapat

menentukan kebijakan yang tepat dan sedini mungkin untuk mengatasi pengangguran ini. Jaringan Saraf Backpropagation adalah salah satu metode yang pas untuk mengestimasi pertumbuhan pengangguran di Indonesia, karena algoritma Backpropagation mampu memberikan hasil yang lebih akurat dalam perkiraan karena metode ini melakukan berulang pelatihan untuk mendapatkan model terbaik dan juga dapat dianalisis dalam matematika [6][7]. Alasan lain karena algoritma Backpropagation telah banyak dan berhasil diterapkan dalam beragam aplikasi, seperti pengenalan pola, pemilihan lokasi dan perkiraan [8][9].

Pada penelitian sebelumnya, [10] melakukan penelitian untuk meramal jumlah pengangguran di Provinsi Sumatera Selatan menggunakan metode ARIMA. Pada penelitian ini hasil terbaik menggunakan model ARIMA (2,1,1). [11] Penelitian dilakukan untuk mengestimasi pengangguran terbuka di Indonesia dengan menggunakan metode Bayesian dan Genetika. Dari perbandingan kedua metode ini, metode Bayesian adalah metode yang terbaik. Kelemahan dari penelitian-penelitian ini adalah kurang jelasnya keakuratan dan kualitas dari hasil estimasi yang telah dilakukan. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut maka penulis akan melakukan estimasi untuk melihat persentase tingkat pengangguran terbuka penduduk Sumatera Utara yang berumur 15 tahun keatas menggunakan algoritma backpropagation. Penelitian ini nantinya akan menghasilkan akurasi sebesar 88% dengan model arsitektur terbaik 4-55-1.

#### A. Analisis

Analisis merupakan suatu upaya penyelidikan untuk melihat, mengamati, mengetahui, menemukan, memahami, menelaah, mengklasifikasi, dan mendalami serta menginterpretasikan fenomena yang ada [12]. Analisis pada sebuah estimasi (perkiraan) sangat penting dilakukan pada sebuah penelitian, agar penelitian menjadi lebih tepat dan terarah [13][14].

#### B. Estimasi

Estimasi adalah suatu kegiatan untuk memperkirakan suatu kejadian di masa yang akan datang berdasarkan dengan nilai-nilai yang di dapat dari masa lalu dan masa sekarang [15][16]. Pengertian lain menjelaskan bahwa estimasi merupakan usaha menduga atau memperkirakan sesuatu yang akan terjadi di waktu mendatang

dengan memanfaatkan berbagai informasi yang relevan pada waktu-waktu sebelumnya (historis) melalui suatu metode ilmiah [17][18].

### C. Backpropagation

Metode backpropagation (propagasi balik) merupakan metode pembelajaran lanjut yang di dikembangkan dari aturan perceptron, hal yang ditiru dari perceptron adalah tahapan dalam algoritma jaringan [19][20]. Algoritma ini bersifat iteratif yang mudah dan sederhana yang biasanya berkinerja baik, bahkan dengan data yang kompleks. Tidak seperti Algoritma pembelajaran lainnya (seperti pembelajaran Bayesian), backpropagation memiliki sifat komputasi yang baik apalagi bila data yang tersaji berskala besar [21][22].

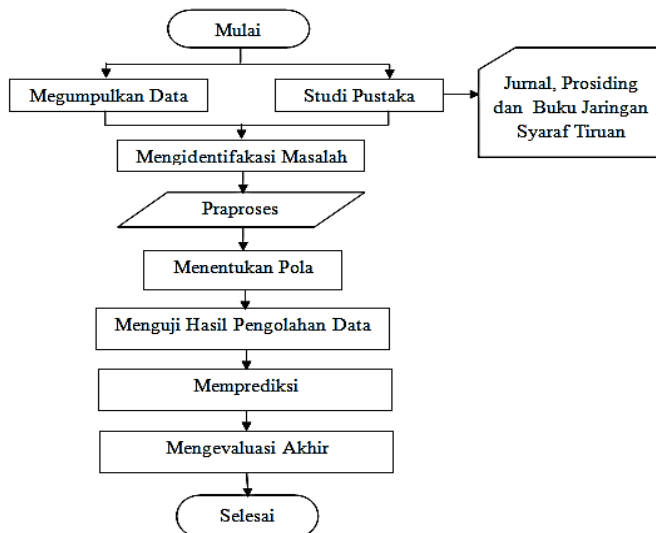
### D. Pengangguran

Pengangguran merupakan salah satu masalah utama yang sering dihadapi oleh hampir semua negara terutama di negara-negara berkembang. Salah satu faktor yang dapat mempengaruhi jumlah pengangguran adalah jumlah penduduk [23].

## II. METODOLOGI PENELITIAN

### A. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian yang digunakan untuk menyelesaikan masalah penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

Dari gambar kerangka kerja diatas maka masing-masing langkah dapat di uraikan sebagai berikut :

- **Pengumpulan Data**  
Pada tahap ini data yang di peroleh dari BPS yang merupakan hasil dari laporan jumlah pengangguran indonesia.

- **Studi Pustaka**  
Tahap ini merupakan tahap dimana sebuah langkah awal dalam penelitian ini untuk melengkapi pengetahuan dasar beserta teori-teori dalam penelitian ini.
- **Mengidentifikasi Masalah**  
Pada tahap indentifikasi masalah ini, setelah semua data terpenuhi dan diperoleh data yang sangat akurat untuk melakukan konversi data sesuai dengan bobot yang telah ditentukan.
- **Praproses**  
Pada tahap ini yang dikerjakan ialah merubah tipe data dann atribut data yang bertujuan untuk mempermudah dalam pemahaman isi record data, dan melakukan seleksi data dengan memperhatikan kekonsistenan data .
- **Menentukan Model**  
Hasil pada tahap ini beberapa model bagian jaringan Saraf tiruan dengan metode backpropagation untuk menentukan sebuah pola.
- **Menguji Hasil Pengolahan Data**  
Dalam pengujian hasil pengolahan data digunakan sebuah software Matlab R2011b.
- **Mengestimasi**  
Estimasi dilakukan dengan cara membandingkan jumlah dengan model jaringan Saraf tiruan dan Backpropagation yang akurat.
- **Mengevaluasi Hasil Akhir**  
Evaluasi hasil akhir ini untuk melihat dan mengetahui hasil akhir dari testing pengolahan data.

### B. Data Yang Digunakan

Dalam penelitian ini, data yang digunakan adalah data tingkat pengangguran terbuka penduduk umur 15 tahun keatas di provinsi Sumatera Utara yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Data ini nanti nya akan dibagi menjadi dua, yakni data training dan data testing. Data tahun 2010-2013 dijadikan menjadi data training dengan target tahun 2014 serta data testing dari tahun 2011-2014 dengan target tahun 2015.

### C. Normalisasi Data

Data mentah (data awal) yang telah dikumpulkan harus terlebih dahulu dinormalisasi dengan fungsi Sigmoid. Artinya data yang dinormalisasi nanti nya akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1 (Tidak boleh 0 dan 1, apalagi lebih dari itu), karena hal itu sudah merupakan ketentuan

dari normalisasi. Normalisasi data dilakukan dengan menggunakan persamaan :

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

Keterangan : ( $x'$  = Normalisasi data,  $x$  = Data yang akan dinormalisasi,  $a$  = Data terendah,  $b$  = Data tertinggi)

Tabel II merupakan data training yang telah di normalisasi berdasarkan data yang ada pada tabel 1 menggunakan rumus persamaan (1), yakni data tahun 2010-2013 dengan target tahun 2014.

TABEL II  
NORMALISASI DATA TRAINING (TAHUN 2010-2013) / TARGET TAHUN 2014

Kabupaten/Kota	Tahun				
	2010	2011	2012	2013	Target
Sumatera Utara	0,40556	0,36107	0,35393	0,36779	0,35519
Nias	0,20157	0,29056	0,10000	0,13022	0,11217
Mandailing Natal	0,27041	0,28342	0,36317	0,43033	0,36863
Tapanuli Selatan	0,23431	0,26915	0,19528	0,28090	0,41270
Tapanuli Tengah	0,35561	0,31280	0,31448	0,45173	0,29937
Tapanuli Utara	0,18856	0,25530	0,18898	0,19192	0,11847
Toba Samosir	0,20115	0,19234	0,17681	0,16464	0,12434
Labuhan Batu	0,38919	0,34050	0,42109	0,46852	0,41773
Asahan	0,46768	0,35142	0,40094	0,31280	0,17093
Simalungun	0,36359	0,28762	0,32078	0,32707	0,40766
Dairi	0,18017	0,20283	0,15373	0,17345	0,15666
Karo	0,15876	0,28090	0,17765	0,18101	0,13652
Deli Serdang	0,47230	0,41647	0,38122	0,41018	0,38751
Langkat	0,45845	0,33631	0,34470	0,39171	0,37072
Nias Selatan	0,19570	0,31322	0,11385	0,21081	0,11427
Humbang Hasundutan	0,12267	0,24313	0,10839	0,10630	0,10881
Pakpak Bharat	0,15582	0,25824	0,14113	0,24355	0,20451
Samosir	0,11679	0,18856	0,14869	0,14071	0,13778
Serdang Bedagai	0,35897	0,29895	0,33211	0,35100	0,39339
Batu Bara	0,42739	0,30231	0,37786	0,38667	0,40514
Padang Lawas Utara	0,23389	0,28720	0,37030	0,25782	0,55121
Padang Lawas	0,38961	0,30147	0,40724	0,29727	0,33127
Labuhanbatu Selatan	0,32455	0,25824	0,45257	0,46558	0,29643
Labuhanbatu Utara	0,34344	0,30063	0,39717	0,41312	0,55037
Nias Utara	0,23179	0,29307	0,24145	0,23599	0,20745
Nias Barat	0,11847	0,25446	0,14323	0,13190	0,13568
Sibolga	0,82823	0,50588	0,90000	0,51637	0,61459
Tanjungbalai	0,52392	0,55037	0,71280	0,47062	0,43158
Pematangsiantar	0,53022	0,49244	0,35142	0,37114	0,48237
Tebing Tinggi	0,49412	0,44460	0,56925	0,40262	0,39717

Kabupaten/Kota	Tahun				
	2010	2011	2012	2013	Target
Medan	0,64397	0,51217	0,47272	0,51385	0,49161
Binjai	0,58227	0,46013	0,50504	0,38038	0,41270
Padangsidempuan	0,45383	0,46348	0,47566	0,37912	0,35771
Gunungsitoli	0,20115	0,34932	0,42655	0,44460	0,43200

Tabel III merupakan data testing yang telah di normalisasi berdasarkan data yang ada pada tabel 1 menggunakan rumus persamaan (1), yakni data tahun 2011-2014 dengan target tahun 2015.

TABEL III  
NORMALISASI DATA TESTING (TAHUN 2011-2014) / TARGET TAHUN 2015

Kabupaten/Kota	Tahun				
	2011	2012	2013	2014	Target
Sumatera Utara	0,36107	0,35393	0,36779	0,35519	0,37534
Nias	0,29056	0,10000	0,13022	0,11217	0,13232
Mandailing Natal	0,28342	0,36317	0,43033	0,36863	0,33631
Tapanuli Selatan	0,26915	0,19528	0,28090	0,41270	0,34176
Tapanuli Tengah	0,31280	0,31448	0,45173	0,29937	0,30273
Tapanuli Utara	0,25530	0,18898	0,19192	0,11847	0,20115
Toba Samosir	0,19234	0,17681	0,16464	0,12434	0,23935
Labuhan Batu	0,34050	0,42109	0,46852	0,41773	0,57177
Asahan	0,35142	0,40094	0,31280	0,17093	0,33799
Simalungun	0,28762	0,32078	0,32707	0,40766	0,33505
Dairi	0,20283	0,15373	0,17345	0,15666	0,14659
Karo	0,28090	0,17765	0,18101	0,13652	0,18730
Deli Serdang	0,41647	0,38122	0,41018	0,38751	0,36149
Langkat	0,33631	0,34470	0,39171	0,37072	0,43033
Nias Selatan	0,31322	0,11385	0,21081	0,11427	0,11049
Humbang Hasundutan	0,24313	0,10839	0,10630	0,10881	0,14491
Pakpak Bharat	0,25824	0,14113	0,24355	0,20451	0,21459
Samosir	0,18856	0,14869	0,14071	0,13778	0,14743
Serdang Bedagai	0,29895	0,33211	0,35100	0,39339	0,39507
Batu Bara	0,30231	0,37786	0,38667	0,40514	0,35897
Padang Lawas Utara	0,28720	0,37030	0,25782	0,55121	0,30399
Padang Lawas	0,30147	0,40724	0,29727	0,33127	0,34344
Labuhanbatu Selatan	0,25824	0,45257	0,46558	0,29643	0,26789
Labuhanbatu Utara	0,30063	0,39717	0,41312	0,55037	0,46097
Nias Utara	0,29307	0,24145	0,23599	0,20745	0,26243
Nias Barat	0,25446	0,14323	0,13190	0,13568	0,21794
Sibolga	0,50588	0,90000	0,51637	0,61459	0,52392
Tanjungbalai	0,55037	0,71280	0,47062	0,43158	0,51595
Pematangsiantar	0,49244	0,35142	0,37114	0,48237	0,49119
Tebing Tinggi	0,44460	0,56925	0,40262	0,39717	0,53274

Kabupaten/Kota	Tahun				
	2011	2012	2013	2014	Target
Medan	0,51217	0,47272	0,51385	0,49161	0,55540
Binjai	0,46013	0,50504	0,38038	0,41270	0,51343
Padangsidempuan	0,46348	0,47566	0,37912	0,35771	0,38583
Gunungsitoli	0,34932	0,42655	0,44460	0,43200	0,51343

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### A. Analisis

Sebelum training dan testing dilakukan, terlebih dahulu dianalisa parameter yang tepat yang akan digunakan untuk memperoleh hasil yang optimal. Analisa dan percobaan dilakukan dengan menggunakan matlab. Dari beberapa kali analisa dan percobaan yang dilakukan menggunakan matlab, maka parameter yang tepat untuk dilakukan training dan testing dapat dilihat pada gambar 2.

```

Command Window
>> net=newff(minmax(P),[55,1],{'tansig','logsig'},'traingd');
>> net.LW(1,1);
>> net.b(1);
>> net.LW(2,1);
>> net.b(2);
>> net.trainParam.epochs=100000;
>> net.trainParam.goal = 0.001;
>> net.trainParam.Lr = 0.01;
>> net.trainParam.show = 1000;
    
```

Gambar 2. Parameter Yang Digunakan

Dari gambar 2 dapat dijelaskan bahwa neuron hidden layer yang digunakan bersifat random. Akan tetapi pada gambar penulis mencontohkan penggunaan 55 neuron hidden layer dengan 1 output (keluaran). Sedangkan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *tansig* dan *logsig* dengan dungsi pelatihan *traingd*.

bobot\_hidden = net\_keluaran.IW{1,1};  
 bobot\_keluaran = net\_keluaran.LW{2,1};  
 bias\_hidden = net\_keluaran.b{1,1};  
 bias\_keluaran = net\_keluaran.b{2,1};  
 Maksimum epochs pelatihan 100000, dengan Goal (untuk menentukan batas MSE agar iterasi dihentikan ) 0.001, learning rate (laju pembelajaran) 0.01 serta perintah yang digunakan untuk menampilkan frekuensi perubahan MSE (Show) 1000.

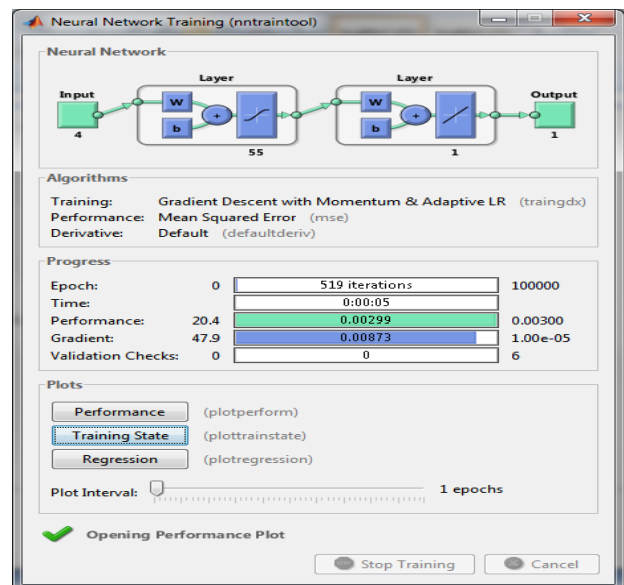
#### B. Hasil

Pada tabel IV dapat dilihat perbandingan dari 5 model arsitektur jaringan yang digunakan. Dari ke 5 model arsitektur ini, tingkat Epoch dan waktu diperoleh dengan menggunakan aplikasi Matlab, sedangkan MSE dan Akurasi dari masing-masing

model arsitektur diperoleh dengan menggunakan perhitungan pada Microsoft Excel. Sehingga penulis berkesimpulan dari ke 5 model arsitektur ini diperoleh model arsitektur terbaik menggunakan 4-55-1.

TABEL IV  
PERBANDINGAN HASIL 5 MODEL ARSITEKTUR

Arsitektur	Traning			Testing	
	Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
4-55-1	519	0:00:05	0,002885088	<b>0,55701127</b>	<b>88%</b>
4-57-1	511	0:00:05	0,002987668	0,00000416	70%
4-59-1	573	0:00:06	0,002998786	0,429226883	82%
4-61-1	756	0:00:07	0,002998759	0,385115512	82%
4-77-1	823	0:00:08	0,002980779	0,590895884	85%



Gambar 3. Hasil Terbaik dengan Arsitektur 4-55-1

Dari gambar 3 dapat dijelaskan bahwa model arsitektur terbaik adalah 4-55-1 dengan Epoch sebesar 519 iterasi dan waktu yang cukup cepak, yakni 00.05 detik.

Pada tabel 5 dapat dilihat hasil estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk berumur 15 tahun di Sumatera Utara untuk 5 tahun yang akan datang, yakni tahun 2016-2020. Hasil ini diperoleh dari perhitungan dengan model arsitektur terbaik (4-55-1) menggunakan aplikasi Matlab dan Microsoft Excel.

TABEL V  
HASIL ESTIMASI PERSENTASE TINGKAT PENGANGGURAN TERBUKA PENDUDUK SUMATERA UTARA

Kabupaten/Kota	Persentase Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk (>15 Tahun)				
	2016	2017	2018	2019	2020
Sumatera Utara	3,78	1,79	0,20	1,35	1,43

2016-2017 mengalami penurunan namun dari 2018-2020 mengalami peningkatan.

Kabupaten/Kota	Persentase Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk (>15 Tahun)				
	2016	2017	2018	2019	2020
Nias	0,13	1,20	0,04	1,21	1,38
Mandailing Natal	4,66	1,75	0,20	1,07	1,37
Tapanuli Selatan	3,99	1,01	0,40	1,43	1,41
Tapanuli Tengah	2,90	0,73	0,47	1,27	1,36
Tapanuli Utara	3,25	1,39	0,33	1,26	1,37
Toba Samosir	1,96	1,52	0,55	1,11	1,38
Labuhan Batu	7,12	3,12	0,13	1,16	1,39
Asahan	3,74	1,34	0,48	1,25	1,33
Simalungun	3,25	1,91	0,10	1,38	1,38
Dairi	1,45	0,52	1,25	1,24	1,37
Karo	0,04	0,29	0,23	1,33	1,38
Deli Serdang	4,52	1,79	0,58	1,25	1,40
Langkat	4,64	2,04	0,14	1,32	1,31
Nias Selatan	2,19	0,28	0,36	1,12	1,38
Humbang Hasundutan	2,52	0,28	0,11	1,25	1,37
Pakpak Bharat	1,12	1,08	0,55	1,35	1,40
Samosir	0,77	0,18	0,79	0,99	1,39
Serdang Bedagai	4,69	1,64	0,19	1,07	1,42
Batu Bara	3,19	1,25	0,32	1,03	1,29
Padang Lawas Utara	3,11	1,08	0,33	1,16	1,45
Padang Lawas	4,48	2,34	0,08	1,22	1,40
Labuhanbatu Selatan	2,45	1,46	0,28	0,95	1,37
Labuanbatu Utara	5,50	2,02	0,35	1,28	1,34
Nias Utara	2,32	0,22	0,09	1,24	1,38
Nias Barat	0,74	0,68	0,56	1,05	1,39
Sibolga	6,21	2,53	0,10	1,18	1,35
Tanjungbalai	6,16	2,19	0,18	1,33	1,39
Pematangsiantar	5,41	2,64	0,37	1,18	1,41
Tebing Tinggi	5,64	2,64	0,09	1,26	1,37
Medan	6,65	2,35	0,45	1,25	1,36
Binjai	7,46	1,97	0,13	1,26	1,36
Padangsidempuan	3,66	0,87	0,35	1,18	1,38
Gunungsitoli	5,67	1,90	0,24	1,04	1,43

#### IV. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari penelitian ini antara lain :

- Dengan arsitektur 4-55-1 dapat melakukan estimasi dengan akurasi 88%.
- Dari tabel hasil estimasi, dapat dilihat bahwa tingkat pengangguran terbuka penduduk umur 15 tahun keatas, dari tahun

#### REFERENSI

- [1] D. Setiawan, “Upaya Mengentaskan Pengangguran Terdidik Melalui Rintisan Desa Vokasi Berbasis Unggulan Daerah Di Kecamatan Ciwidey Kabupaten Bandung,” *Jurnal EMPOWERMENT*, vol. 2, no. 2, pp. 56–71, 2013.
- [2] A. Soleh, “Masalah Ketenagakerjaan Dan Pengangguran Di Indonesia,” *Jurnal Ilmiah Cano Ekonomos*, vol. 6, no. 2, pp. 83–92, 2017.
- [3] D. R. Swaramarinda, “Analisis Dampak Pengangguran Terhadap Kemiskinan Di Dki Jakarta,” *Jurnal Pendidikan Ekonomi dan Bisnis (JPEB) Oktober*, vol. 2, no. 2, pp. 2302–2663, 2014.
- [4] M. H. Prasaja, “Pengaruh Investasi Asing, Jumlah Penduduk dan Inflasi Terhadap Pengangguran Terdidik di Jawa Tengah,” *Economics Development Analysis Journal*, vol. 2, no. 3, pp. 72–84, 2013.
- [5] N. L. N. P. Ani and A. A. N. B. Dwirandra, “Pengaruh Kinerja Keuangan Daerah pada Pertumbuhan Ekonomi, Pengangguran dan Kemiskinan Kabupaten dan Kota,” *E-Jurnal Akuntansi*, vol. 6, no. 3, pp. 481–497, 2014.
- [6] S. Putra Siregar and A. Wanto, “Analysis Accuracy of Artificial Neural Network Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting),” *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 34–42, 2017.
- [7] A. Wanto, M. Zarlis, Sawaluddin, D. Hartama, J. T. Hardinata, and H. F. Silaban, “Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves In The Predicting Process,” *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 930, no. 1, pp. 1–7, 2017.
- [8] A. Wanto, A. P. Windarto, D. Hartama, and I. Parlina, “Use of Binary Sigmoid Function And Linear Identity In Artificial Neural Networks For Forecasting Population Density,” *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 43–54, 2017.
- [9] M. A. P. Hutabarat, M. Julham, and A. Wanto, “Penerapan Algoritma

- Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
- [10] E. Munarsih, “Peramalan Jumlah Pengangguran di Provinsi Sumatera Selatan dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA),” *Jurnal Penelitian Sains*, vol. 19, no. 1, pp. 1–5, 2017.
- [11] D. E. Ratnawati, D. P. Adwandha, Y. F. Arifin, and Machsus, “Perbandingan Antara Metode Bayesian-Backpropagation dan Genetic-Backpropagation Pada Prediksi Jumlah Pengangguran Terbuka Di Indonesia,” *Seminar Nasional Penelitian & Pengabdian pada Masyarakat*, pp. 241–245, 2011.
- [12] Y. Astutik and L. Kurniawan, “Analisis Kesalahan Siswa Dalam Menyelesaikan Soal Cerita Aritmatika Sosial,” *Jurnal Pendidikan Matematika STKIP PGRI Sidoarjo*, vol. 3, no. 1, pp. 95–100, 2015.
- [13] A. Wanto and A. P. Windarto, “Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation,” *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika Sinkron*, vol. 2, no. 2, pp. 37–43, Oct. 2017.
- [14] A. Wanto *et al.*, “Analysis Of Standard Gradient Descent With GD Momentum And Adaptive LR For SPR Prediction,” *International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (3rd ICEST)*, pp. 1–9, 2018.
- [15] T. Syahputra, J. Halim, and K. Perangin-angin, “Penerapan Data Mining Dalam Memprediksi Tingkat Kelulusan Uji Kompetensi ( UKOM ) Bidan Pada STIKes Senior Medan Dengan Menggunakan Metode Regresi Linier Berganda,” vol. 17, no. 1, pp. 1–7, 2018.
- [16] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, “Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
- [17] A. Wanto, “Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient Beale-Powell Restarts,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 370–380, Jan. 2018.
- [18] M. Fauzan *et al.*, “Epoch Analysis And Accuracy 3 ANN Algorithm Using Consumer Price Index Data In Indonesia,” in *International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (3rd ICEST)*, 2018, pp. 1–7.
- [19] F. R. D. B. Simangunsong and S. D. Nasution, “Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Pasien Rawat Inap dengan Metode Back Propagation,” *Jurnal Riset Komputer (JURIKOM)*, vol. 2, no. 6, pp. 43–47, 2015.
- [20] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia,” *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
- [21] A. Wanto, “Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau,” *Kumpulan jurnaL Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 5, no. 1, pp. 61–74, 2018.
- [22] A. Wanto *et al.*, “Levenberg-Marquardt Algorithm Combined With Bipolar Sigmoid Function To Measure Open Unemployment Rate In Indonesia,” *International Conference of Computer, Environment, Agriculture, Social Science, Health Science, Engineering and Technology (3rd ICEST)*, pp. 1–7, 2018.
- [23] T. B. H. dan S. U. Masjkuri, “Analisis Pengaruh Jumlah Penduduk, Pendidikan, Upah Minimum Dan Produk Domestik Regional Bruto (PDRB) Terhadap Jumlah Pengangguran Di Kabupaten Dan KotaProvinsi Jawa Timur Tahun 2010-2014,” *Jurnal Ilmu Ekonomi Terapan*, vol. 2, no. 1, pp. 1–11, 2017.