

## Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Jumlah Angka Kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara

Roimal Hafizi Purba<sup>1</sup>, Muhammad Zarlis<sup>2</sup>, Indra Gunawan<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Indonesia

<sup>2</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sumatera Utara, Medan, Indonesia

Email: <sup>1,\*</sup>roimalhafizipurba@gmail.com, <sup>2</sup>m.zarlis@yahoo.com, <sup>3</sup>indragunawan@amiktunasbangsa.ac.id

**Abstrak**—Kemiskinan merupakan salah satu masalah fenomenal yang dihadapi bangsa Indonesia setiap tahunnya. Oleh sebab itu, dilakukan penelitian ini dengan tujuan untuk memprediksi Jumlah angka kemiskinan menurut kabupaten/kota di provinsi Sumatera Utara. Algoritma yang digunakan untuk melakukan penelitian ini adalah algoritma backpropagation. Algoritma ini merupakan salah satu algoritma yang sering digunakan untuk melakukan prediksi data. Data yang digunakan adalah data penduduk miskin di Sumatera Utara tahun 2013-2017, yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Berdasarkan data ini akan dibentuk dan ditentukan model arsitektur jaringan yang digunakan dengan algoritma Backpropagation, antara lain 3-9-1, 3-16-1, 3-18-1, 3-23-1 dan 3-40-1. Dari 5 model ini setelah dilakukan pelatihan dan pengujian diperoleh hasil bahwa model arsitektur terbaik adalah 3-23-1. Tingkat akurasi dari model arsitektur ini adalah 97% dengan nilai MSE pengujian sebesar 0,00359. Hasil penelitian ini berupa prediksi jumlah angka kemiskinan di Sumatera Utara untuk 5 tahun yang akan datang. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi pemerintah daerah Sumatera Utara untuk melihat tingkat perkembangan angka kemiskinan di Sumatera Utara untuk tahun yang akan datang.

**Kata Kunci:** Backpropagation, Kemiskinan, JST, Provinsi, Sumatera Utara

**Abstract**—Poverty is one of the phenomenal problems that Indonesia faces every year. Therefore, this study was conducted with the aim to predict the number of poverty figures by district/city in the province of North Sumatra. The algorithm used to conduct this research is the backpropagation algorithm. This algorithm is one algorithm that is often used to make data predictions. The data used is the data of the poor population in North Sumatra in 2013-2017, which was sourced from the Central Statistics Agency of North Sumatra. Based on this data will be formed and determined the network architecture model used with the Backpropagation algorithm, including 3-9-1, 3-16-1, 3-18-1, 3-23-1, and 3-40-1. From these 5 models after training and testing, it was found that the best architectural model was 3-23-1. The accuracy rate of this architectural model is 97% with an MSE test value of 0.00359. The results of this study are in the form of predictions of the number of poverty in North Sumatra for the next 5 years. The results of this study are expected to be a reference for the regional government of North Sumatra to see the level of development of poverty in North Sumatra for the coming year.

**Keywords:** Backpropagation, Poverty, ANN, Province, North Sumatra

### 1. PENDAHULUAN

Kemiskinan menjadi masalah fenomenal dan pekerjaan rumah yang cukup pelik bagi pemerintah Indonesia dari masa ke masa (Syahza, 2014). Hal yang menjadi dasar utama dalam rangka pengentasan kemiskinan sekarang ini terkait adanya fakta bahwa tidak meratanya pertumbuhan ekonomi di seluruh wilayah di Indonesia (Rubiyana, Maria Magdalena Minarsih, 2016). Sehingga menuntut keseriusan pemerintah untuk melakukan langkah-langkah konkrit dalam mengurangi dan memberantas angka kemiskinan. Kemiskinan berarti keadaan dimana terjadi kekurangan hal-hal yang biasa untuk dipunyai seperti makanan, pakaian, tempat berlindung dan air minum (Binti, 2016). Selain itu kemiskinan dapat juga diartikan minimnya akses pendidikan maupun pekerjaan yang layak bagi masyarakat dalam menjalani kehidupannya (Sudiar, 2015). Pada negara yang sedang berkembang kemiskinan merupakan masalah yang cukup serius meskipun beberapa negara berkembang telah berhasil melaksanakan pembangunan dalam hal produksi dan pendapatan nasional (Zuhdiyaty & Kaluge, 2017). Oleh karena itu pertumbuhan ekonomi merupakan salah satu solusi yang tepat dalam mengatasi masalah kemiskinan, karena konsep dari pertumbuhan ekonomi adalah pembangunan ekonomi serta pendapatan nasional (Atalay, 2015).

Di Indonesia sendiri hampir setiap kabupaten/kota di tiap Provinsi pasti terdapat masyarakat yang berada dalam garis kemiskinan, salah satunya adalah Provinsi Sumatera Utara, apalagi fakta bahwa Sumatera Utara merupakan provinsi yang berada pada urutan ke empat sebagai provinsi yang paling banyak penduduknya setelah Jawa Barat, Jawa Timur dan Jawa Tengah (S. P. Siregar, Wanto, & Nasution, 2018). Oleh karena itu pada penelitian ini akan membahas tentang prediksi angka kemiskinan menurut Kabupaten/Kota di Provinsi Sumatera Utara. Apalagi berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik Sumatera Utara, jumlah angka kemiskinan tahun 2013-2017 semakin lama semakin meningkat. bahkan disetiap kabupaten/kota yang ada. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

**Tabel 1.** Data Jumlah Angka Kemiskinan di Sumatera Utara (2013-2017)

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	2016	2017
1	Nias	276654	280008	287527	330111	346374
2	Mandailing Natal	265043	268034	280506	304669	319777
3	Tapanuli Selatan	288154	293441	300449	326321	340065
4	Tapanuli Tengah	288774	298573	307710	353753	367687
5	Tapanuli Utara	276803	283464	291893	325606	344644

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	2016	2017
6	Toba Samosir	278478	282744	292695	326501	345591
7	Labuhan Batu	285004	289625	298650	333144	352622
8	Asahan	251914	254253	262464	292030	305868
9	Simalungun	270588	274867	283234	315947	331860
10	Dairi	251813	255130	263359	293666	310836
11	Karo	337578	343225	357954	400261	423663
12	Deli Serdang	288770	293551	304183	347030	363371
13	Langkat	289396	294175	304825	348205	364517
14	Nias Selatan	213412	215835	220455	238119	249225
15	Humbang Hasundutan	247658	254633	262317	301663	313545
16	Pakpak Bharat	207796	212009	217919	248835	256781
17	Samosir	228767	235355	242263	271619	287857
18	Serdang Bedagai	288126	291732	301639	336478	350892
19	Batu Bara	303019	310494	320422	347533	363741
20	Padang Lawas Utara	243213	246951	256219	278290	291036
21	Padang Lawas	237735	240131	247594	268922	281464
22	Labuhanbatu Selatan	290734	294334	304632	330874	346305
23	Labuanbatu Utara	316418	321487	332815	361017	378024
24	Nias Utara	309886	316674	326303	370371	381696
25	Nias Barat	294770	299555	307907	352570	361397
26	Sibolga	333923	342384	355225	391681	413454
27	Tanjungbalai	306029	311787	322324	345900	374442
28	Pematangsiantar	379314	387899	403918	429365	464794
29	Tebing Tinggi	337049	342964	355621	383650	415307
30	Medan	396112	401417	420208	460685	491496
31	Binjai	305596	310384	322091	343078	371387
32	Padang Sidempuan	300280	304508	315547	326579	348074
33	Gunung Sitoli	284492	288112	289428	304727	318585

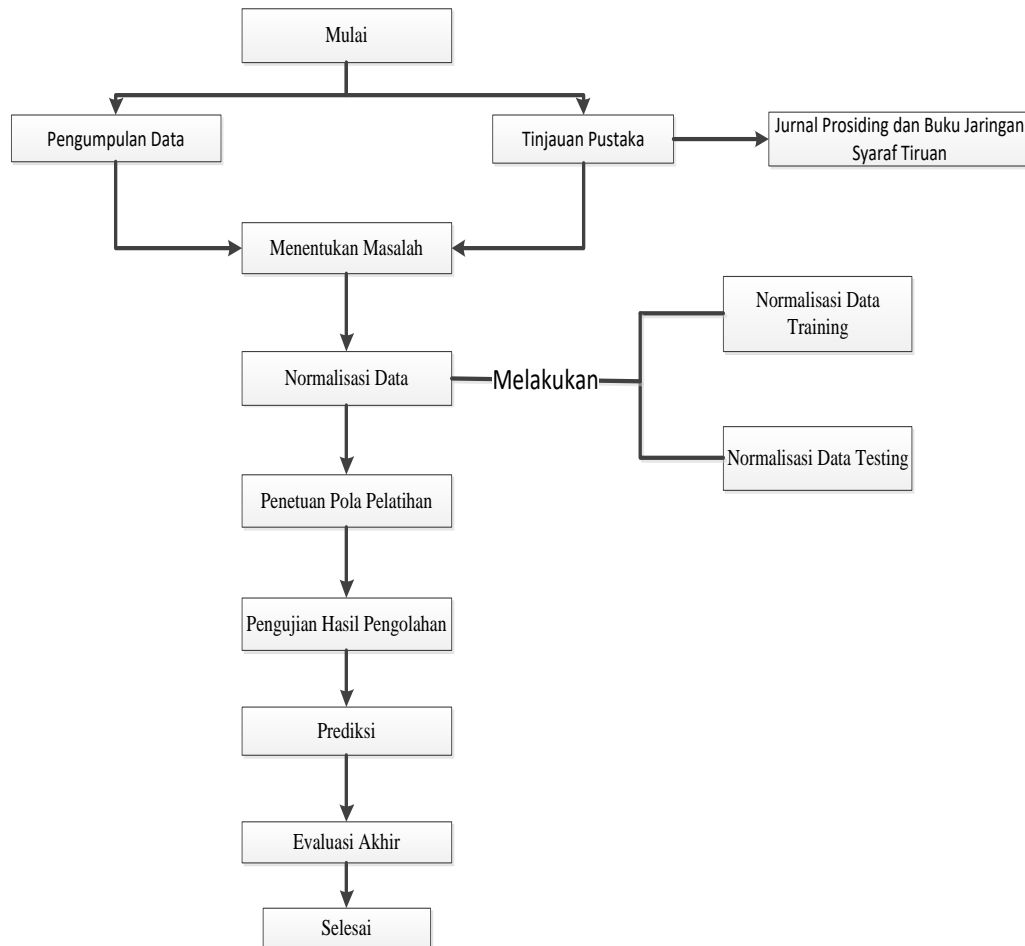
Sumber: Badan Pusat Statistik Sumatera Utara

Ada beberapa penelitian terdahulu yang terkait dengan kemiskinan, diantaranya penelitian untuk memprediksi Angka harapan Hidup masyarakat Sumatera Utaradengan menggunakan algoritma backpropagation, model arsitektur terbaik pada penelitian ini adalah 4-10-1 dengan tingkat akurasi 88% (Sinaga, Wanto, & Solikhun, 2019). Selanjutnya penelitian yang membahas tentang prediksi jumlah kemiskinan di Provinsi Sumatera Utara. Penelitian ini menggunakan algoritma backpropagation. Penelitian ini menghasilkan prediksi dengan tingkat akurasi 8%, 4-5-6-1=25%, 4-10-12-1=92%, 4-10-15-1=100% dan 4-15-18-1=33%. Arsitektur terbaik dari ke 5 model ini adalah 4-10-12-1 dengan tingkat keakurasian mencapai 100% dan tingkat error yang digunakan 0,001-0,05. Sehingga model arsitektur ini cukup baik digunakan untuk memprediksi jumlah kemiskinan (Wanto, 2018). Penelitian berikutnya dilakukan untuk melakukan estimasi penduduk miskin di Indonesia. Penelitian ini menggunakan metode jaringan Saraf Tiruan Bayesian Regulation dengan menggunakan 10 model arsitektur, antara lain:10-5-10-2, 10-10-10-2, 10-10-15-2, 10-10-20-2, 10-15-10-2, 10-15-15-2, 10-15-20-2, 10-20-20-2, 10-25-25-2 dan 10-30-30-2. Dari 10 model ini setelah dilakukan pelatihan dan pengujian diperoleh hasil bahwa model arsitektur terbaik adalah 10-25-25-2. Tingkat akurasi dari model arsitektur ini adalah 94,1% dan 61,8% dengan nilai MSE sebesar 0,00013571 dan 0,00005189. Hasil penelitian ini berupa estimasi penduduk miskin untuk 5 tahun yang akan datang. Berdasarkan permasalahan yang terjadi dan literatur dari penelitian-penelitian terdahulu, maka perlu dilakukan penelitian ini untuk mengetahui perkembangan jumlah angka kemiskinan di Sumatera Utara pada tahun yang akan datang berupa prediksi. Sehingga nantinya dapat dilakukan antisipasi sedini mungkin. Pada penelitian ini, penulis akan melakukan prediksi jumlah angka kemiskinan menurut kabupaten/kota di Sumatera Utara dengan menggunakan Algoritma Backpropagation. Algoritma ini merupakan salah satu algoritma jaringan Saraf Tiruan yang baik digunakan untuk melakukan prediksi (Atika, 2018; Bhawika et al., 2019; Lubis, Saputra, Wanto, Andani, & Poningsih, 2019; Parlina, Wanto, & Windarto, 2019; N. Z. Purba, Wanto, & Kirana, 2019; Saputra et al., 2019; Saragih, Hartama, & Wanto, 2020; Setti, Wanto, Syafiq, Andriano, & Sihotang, 2019; Situmorang, Wanto, & Nasution, 2019; Wanto, Hartama, et al., 2019).

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka kerja penelitian yang digunakan untuk menyelesaikan masalah pada penelitian ini.



**Gambar 1.** Kerangka Kerja Penelitian

Dari kerangka kerja diatas, dapat dijelaskan bahwa mengumpulkan data didalam suatu penelitian merupakan hal pertama yang harus dilakukan. Setelah itu dilakukan studi pustaka untuk melengkapi pengetahuan dasar dan teori-teori yang digunakan dalam penelitian ini. Setelah itu dilanjutkan tahap identifikasi masalah untuk memproses tahap konversi data yang diperoleh sesuai dengan bobot yang telah ditentukan. Selanjutnya dilanjutkan tahapan Praproses dengan tujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap isi record. Kemudian dilanjutkan dengan menentukan pola maupun penentuan model arsitektur jaringan yang disesuaikan dengan masalah penelitian yang dihadapi. Selanjutnya menguji hasil pengolahan data dengan menggunakan aplikasi *Matlab*. Tahapan selanjutnya adalah memprediksi, yakni untuk melihat perbandingan dari beberapa model arsitektur yang digunakan pada penelitian sehingga diperoleh model arsitektur terbaik serta tingkat akurasi yang paling akurat. Kemudian mengevaluasi akhir untuk mengetahui apakah hasil pengolahan data sudah sesuai seperti yang diinginkan.

## 2.2 Metode Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data yang digunakan pada penelitian ini adalah metode kuantitatif, yakni mengambil data jumlah angka kemiskinan berdasarkan kabupaten/kota di Sumatera Utara melalui Website Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Metode Penelitian yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Metode ini mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah lampau (*times series*).

## 2.3 Dataset Penelitian

Dataset penelitian adalah data jumlah angka kemiskinan berdasarkan kabupaten/kota di Sumatera Utara tahun 2013-2017 yang bersumber dari Website Badan Pusat Statistik Sumatera Utara. Dataset tersebut dapat dilihat pada tabel 1 yang telah disajikan sebelumnya.

## 2.4 Tahapan dan Teknik Backpropagation

Tahapan dalam teknik backpropagation dapat dibagi menjadi dua tahap: Tahap pengupdatean bobot dan propagasi (perambatan).

Tahap 1: Propagasi (Perambatan)

Setiap propagasi melibatkan langkah-langkah berikut:

- a. Teruskan propagasi masukan pola pelatihan yang diberikan melalui jaringan saraf tiruan untuk menghasilkan aktivasi output propagasi.
- b. Propagasi balik dari propagasi aktivasi keluaran melalui jaringan saraf menggunakan target pola pelatihan untuk menghasilkan delta semua keluaran dan neuron yang tersembunyi.

Tahap 2: Pengupdatean Bobot

Untuk setiap bobot-sinapsis:

- a. Kalikan masukan aktivasi dan delta *output* untuk mendapatkan nilai bobot.
- b. Bawa bobot ke arah gradien dengan menambahkan perbandingannya dari berat.

Rasio ini berdampak pada kecepatan dan kualitas pembelajaran; Ini disebut tingkat belajar. Tanda gradien dari suatu bobot menunjuk dimana kesalahan meningkat; Inilah sebabnya mengapa kelas harus diperbarui dalam arah yang berlawanan. Tahap 1 dan tahap 2 diulang sampai kinerja jaringan cukup memuaskan.

## 2.5 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan meliputi::

- a. Mengumpulkan data penelitian yang akan digunakan
- b. Selanjutnya lakukan Preprocessing Data. Kemudian data akan dinormalisasi menggunakan persamaan berikut (Afriliansyah et al., 2019; Parulian et al., 2019; I. S. Purba et al., 2019; Saputra, Hardinata, & Wanto, 2020; Sinaga et al., 2019; E. Siregar, Mawengkang, Nababan, & Wanto, 2019; Sormin et al., 2019; Wanto, Ginantra, et al., 2019; Wanto & Hardinata, 2019, 2020; Wanto, Parulian, et al., 2019; Windarto et al., 2020):

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

Penjelasan:

- x' = Normalisasi data
- x = Data yang akan dinormalisasi
- a = Data terendah
- b = Data tertinggi

Kemudian data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian.

- c. Tentukan model arsitektur jaringan yang akan digunakan untuk proses pelatihan dan proses pengujian.
- d. Analisis model arsitektur yang digunakan, lalu pilih model arsitektur terbaik.
- e. Lakukan prediksi menggunakan model arsitektur terbaik yang telah dipilih.
- f. Membuat Laporan Prediksi.

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Hasil Normalisasi

Tabel 2 berikut ini merupakan hasil normalisasi data pelatihan yang digunakan, yakni tahun 2013 hingga 2015 dengan tahun 2016 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	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	Target
1	Nias	0,31783	0,32844	0,35222	0,48694
2	Mandailing Natal	0,28110	0,29056	0,33001	0,40645
3	Tapanuli Selatan	0,35421	0,37093	0,39310	0,47495
4	Tapanuli Tengah	0,35617	0,38717	0,41607	0,56173
5	Tapanuli Utara	0,31830	0,33937	0,36604	0,47269
6	Toba Samosir	0,32360	0,33709	0,36857	0,47552
7	Labuhan Batu	0,34424	0,35886	0,38741	0,49653
8	Asahan	0,23956	0,24696	0,27294	0,36647
9	Simalungun	0,29864	0,31218	0,33864	0,44213
10	Dairi	0,23925	0,24974	0,27577	0,37164
11	Karo	0,51056	0,52842	0,57502	0,70885
12	Deli Serdang	0,35616	0,37128	0,40491	0,54046
13	Langkat	0,35814	0,37326	0,40695	0,54418
14	Nias Selatan	0,11777	0,12543	0,14005	0,19593
15	Humbang Hasundutan	0,22610	0,24817	0,27247	0,39694
16	Pakpak Bharat	0,10000	0,11333	0,13202	0,22982
17	Samosir	0,16634	0,18718	0,20903	0,30190
18	Serdang Bedagai	0,35412	0,36553	0,39687	0,50708
19	Batu Bara	0,40123	0,42488	0,45629	0,54205
20	Padang Lawas Utara	0,21204	0,22386	0,25318	0,32300

No	Kabupaten/Kota	2013	2014	2015	Target
21	Padang Lawas	0,19471	0,20229	0,22590	0,29337
22	Labuhanbatu Selatan	0,36237	0,37376	0,40634	0,48935
23	Labuanbatu Utara	0,44362	0,45966	0,49549	0,58471
24	Nias Utara	0,42296	0,44443	0,47489	0,61430
25	Nias Barat	0,37514	0,39027	0,41670	0,55798
26	Sibolga	0,49900	0,52576	0,56638	0,68171
27	Tanjungbalai	0,41075	0,42897	0,46230	0,53688
28	Pematangsiantar	0,64259	0,66975	0,72042	0,80092
29	Tebing Tinggi	0,50888	0,52760	0,56764	0,65630
30	Medan	0,69573	0,71251	0,77195	0,90000
31	Binjai	0,40938	0,42453	0,46157	0,52796
32	Padangsidempuan	0,39257	0,40594	0,44086	0,47576
33	Gunungsitoli	0,34262	0,35408	0,35824	0,40664

Sedangkan Tabel 3 berikut ini merupakan hasil normalisasi data pengujian yang digunakan, yakni tahun 2014-2016 dengan target tahun 2017. Data ini diambil berdasarkan tabel 1. Data ini juga dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang telah dituliskan pada persamaan (1).

Tabel 3. Normalisasi Data Pengujian

No	Kabupaten/Kota	2014	2015	2016	Target
1	Nias	0,29464	0,31616	0,43805	0,48460
2	Mandailing Natal	0,26037	0,29606	0,36523	0,40847
3	Tapanuli Selatan	0,33309	0,35315	0,42721	0,46655
4	Tapanuli Tengah	0,34778	0,37393	0,50573	0,54561
5	Tapanuli Utara	0,30453	0,32866	0,42516	0,47965
6	Toba Samosir	0,30247	0,33095	0,42772	0,48236
7	Labuhan Batu	0,32217	0,34800	0,44674	0,50249
8	Asahan	0,22092	0,24442	0,32905	0,36866
9	Simalungun	0,27992	0,30387	0,39751	0,44306
10	Dairi	0,22343	0,24698	0,33373	0,38288
11	Karo	0,47559	0,51775	0,63885	0,70584
12	Deli Serdang	0,33340	0,36384	0,48648	0,53326
13	Langkat	0,33519	0,36568	0,48985	0,53654
14	Nias Selatan	0,11095	0,12418	0,17474	0,20653
15	Humbang Hasundutan	0,22201	0,24400	0,35662	0,39064
16	Pakpak Bharat	0,10000	0,11692	0,20541	0,22815
17	Samosir	0,16683	0,18660	0,27063	0,31711
18	Serdang Bedagai	0,32820	0,35656	0,45628	0,49754
19	Batu Bara	0,38190	0,41032	0,48792	0,53432
20	Padang Lawas Utara	0,20002	0,22655	0,28972	0,32621
21	Padang Lawas	0,18050	0,20186	0,26291	0,29881
22	Labuhanbatu Selatan	0,33565	0,36512	0,44024	0,48441
23	Labuanbatu Utara	0,41337	0,44579	0,52652	0,57520
24	Nias Utara	0,39959	0,42715	0,55329	0,58571
25	Nias Barat	0,35059	0,37450	0,50234	0,52761
26	Sibolga	0,47318	0,50994	0,61429	0,67661
27	Tanjungbalai	0,38560	0,41576	0,48325	0,56495
28	Pematangsiantar	0,60347	0,64932	0,72216	0,82357
29	Tebing Tinggi	0,47484	0,51107	0,59130	0,68192
30	Medan	0,64216	0,69595	0,81181	0,90000
31	Binjai	0,38159	0,41510	0,47517	0,55620
32	Padangsidempuan	0,36477	0,39637	0,42794	0,48947
33	Gunungsitoli	0,31784	0,32160	0,36539	0,40506

Setelah data dibagi menjadi 2 bagian (Data Pelatihan dan Data Pengujian). Maka selanjutnya adalah melakukan pemrosesan data. Pemrosesan data dibantu oleh alat Matlab 2011b dan Microsoft Excel dalam menentukan model arsitektur terbaik. Penelitian ini dianalisis menggunakan 5 model Arsitektur, yaitu: 3-9-1, 3-16-1, 3-18-1, 3-23-1 dan 3-40-1. Cara untuk menentukan model arsitektur terbaik dengan algoritma Backpropagation adalah dengan melihat tingkat akurasi tertinggi dari masing-masing model. Parameter yang digunakan meliputi fungsi aktivasi tansig dan logsig serta

fungsi pelatihan dengan batas epoch 10000 dan learning rate 0,01. Sedangkan tingkat kesalahan minimum adalah 0,01-0,001.

**3.2 Model Arsitektur Terbaik**

Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian menggunakan aplikasi MATLAB dan perhitungan menggunakan Microsoft Excel, model arsitektur terbaik dari empat model yang digunakan adalah 3-23-1. Hasil dari pelatihan dan proses pengujian model 3-23-1 dapat dilihat pada tabel berikut:

**Tabel 4.** Data Pelatihan Model 3-23-1

Pola	Target	Output	Error	SSE
1	0,48694	0,44810	0,03884	0,00151
2	0,40645	0,42470	-0,01825	0,00033
3	0,47495	0,50150	-0,02655	0,00071
4	0,56173	0,55970	0,00203	0,00000
5	0,47269	0,49430	-0,02161	0,00047
6	0,47552	0,46860	0,00692	0,00005
7	0,49653	0,48960	0,00693	0,00005
8	0,36647	0,35290	0,01357	0,00018
9	0,44213	0,44860	-0,00647	0,00004
10	0,37164	0,36890	0,00274	0,00001
11	0,70885	0,70100	0,00785	0,00006
12	0,54046	0,50630	0,03416	0,00117
13	0,54418	0,50830	0,03588	0,00129
14	0,19593	0,18450	0,01143	0,00013
15	0,39694	0,39970	-0,00276	0,00001
16	0,22982	0,23010	-0,00028	0,00000
17	0,30190	0,33470	-0,03280	0,00108
18	0,50708	0,48870	0,01838	0,00034
19	0,54205	0,56910	-0,02705	0,00073
20	0,32300	0,32890	-0,00590	0,00003
21	0,29337	0,26990	0,02347	0,00055
22	0,48935	0,49850	-0,00915	0,00008
23	0,58471	0,55840	0,02631	0,00069
24	0,61430	0,56410	0,05020	0,00252
25	0,55798	0,51940	0,03858	0,00149
26	0,68171	0,66010	0,02161	0,00047
27	0,53688	0,56090	-0,02402	0,00058
28	0,80092	0,87860	-0,07768	0,00603
29	0,65630	0,67650	-0,02020	0,00041
30	0,90000	0,82830	0,07170	0,00514
31	0,52796	0,55820	-0,03024	0,00091
32	0,47576	0,54030	-0,06454	0,00416
33	0,40664	0,44870	-0,04206	0,00177
Jumlah SSE				0,03299
MSE				0,00100

**Tabel 5.** Data Pengujian Model 3-23-1

Pola	Target	Output	Error	SSE	Hasil
1	0,48460	0,42410	0,06050	0,00366	0
2	0,40847	0,47320	-0,06473	0,00419	1
3	0,46655	0,50360	-0,03705	0,00137	1
4	0,54561	0,54490	0,00071	0,00000	1
5	0,47965	0,46330	0,01635	0,00027	1
6	0,48236	0,47300	0,00936	0,00009	1
7	0,50249	0,49720	0,00529	0,00003	1
8	0,36866	0,43700	-0,06834	0,00467	1
9	0,44306	0,42720	0,01586	0,00025	1
10	0,38288	0,43650	-0,05362	0,00287	1
11	0,70584	0,83200	-0,12616	0,01592	1
12	0,53326	0,52410	0,00916	0,00008	1
13	0,53654	0,52760	0,00894	0,00008	1
14	0,20653	0,27580	-0,06927	0,00480	1
15	0,39064	0,42020	-0,02956	0,00087	1
16	0,22815	0,28740	-0,05925	0,00351	1
17	0,31711	0,36510	-0,04799	0,00230	1
18	0,49754	0,51410	-0,01656	0,00027	1
19	0,53432	0,60100	-0,06668	0,00445	1
20	0,32621	0,42580	-0,09959	0,00992	1
21	0,29881	0,38120	-0,08239	0,00679	1
22	0,48441	0,53500	-0,05059	0,00256	1
23	0,57520	0,63590	-0,06070	0,00368	1
24	0,58571	0,65270	-0,06699	0,00449	1
25	0,52761	0,54590	-0,01829	0,00033	1
26	0,67661	0,76090	-0,08429	0,00710	1
27	0,56495	0,60340	-0,03845	0,00148	1
28	0,82357	0,97110	-0,14753	0,02177	1
29	0,68192	0,70300	-0,02108	0,00044	1
30	0,90000	0,93560	-0,03560	0,00127	1
31	0,55620	0,60290	-0,04670	0,00218	1
32	0,48947	0,56940	-0,07993	0,00639	1
33	0,40506	0,42670	-0,02164	0,00047	1
Jumlah SSE				0,11856	<b>97%</b>
MSE				0,00359	

Pada tabel 4 dan 5 dapat dilihat hasil tingkat akurasi dan MSE dari model arsitektur terbaik, yaitu 3-23-1. Tabel 4 dan dibuat dan dihitung menggunakan Microsoft Excel. Penjabarannya dapat dilihat sebagai berikut:

- Target = Diperoleh dari target data pelatihan (tabel 4) dan target data pengujian (tabel 5)
  - Output = Diperoleh dari hasil perhitungan dengan matlab
  - Error = diperoleh dari Target-Output
  - SSE = diperoleh dari Error ^ 2
  - Jumlah SSE = Total SSE yang dihasilkan dari pola 1 – 33
  - MSE = Diperoleh dari Jumlah SSE / 33 (33 adalah jumlah pola)
  - Hasil = Jika nilai Error dalam data pengujian <= 0,01 maka hasilnya benar (1). Jika tidak maka salah (0).
  - Akurasi = Diperoleh dari jumlah hasil yang benar ((pola / 33) \* 100), menghasilkan akurasi 97%.
- Angka 1 pada tabel 5 merupakan kata lain dari “Benar”, sementara 0 = “Salah”.



Perbandingan hasil proses pelatihan dan pengujian dengan model arsitektur yang digunakan dapat dilihat pada tabel berikut:

**Tabel 6.** Perbandingan Model Arsitektur

Model	Iterasi	Waktu	MSE Training	MSE Testing	Akurasi
3-9-1	61900	0:06:51	0,00100	0,01149	48 %
3-16-1	18601	0:01:43	0,00100	0,00596	70 %
3-18-1	3674	0:00:22	0,00100	0,01966	67 %
3-23-1	17707	0:01:39	0,00100	0,00359	97 %
3-40-1	14830	0:01:23	0,00100	0,05079	61 %

Pada tabel 5 dapat dilihat perbandingan dari masing-masing model arsitektur yang digunakan. Dari ke lima tabel yang digunakan, model arsitektur 3-23-1 merupakan model arsitektur terbaik dengan epoch sebesar 17707 iterasi dengan waktu yang cukup cepat, yakni 1 menit 39 detik. Selain itu model arsitektur ini memiliki MSE Testng yang paling kecil dibandingkan dengan 4 model arsitektur yang lain serta memiliki tingkat akurasi sebesar 97%.

### 3.3 Hasil Prediksi

Prediksi akan dibuat menggunakan model arsitektur 3-23-1 menggunakan rumus untuk mengembalikan nilai:

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

Keterangan :

- 0,8 = Nilai ketentuan rumus mengembalikan nilai
- $X_n$  = Nilai yang didapatkan (hasil keluaran)
- a = Data minimum
- b = Data maksimum

Berdasarkan model arsitektur terbaik (3-23-1), maka akan dilakukan prediksi Jumlah Pelanggan Listrik Menurut Pelanggan Area tahun 2018 hingga tahun 2022. Adapun hasil prediksi nya dapat dilihat pada tabel 7 berikut.

**Tabel 7.** Hasil Prediksi Tahun 2018-2022

No	Kabupaten/Kota	2018	2019	2020	2021	2022
1	Nias	352705	386984	432407	485562	527506
2	Mandailing Natal	361942	380093	403077	494738	525297
3	Tapanuli Selatan	364152	389418	423569	487692	540927
4	Tapanuli Tengah	382625	412034	447503	513633	546890
5	Tapanuli Utara	361699	384633	434180	489958	528933
6	Toba Samosir	365697	385262	432538	492427	532721
7	Labuhan Batu	369058	390457	437961	495893	531668
8	Asahan	329841	362810	410299	490977	537665
9	Simalungun	353462	379792	424925	485630	534590
10	Dairi	331658	365572	418016	490954	530037
11	Karo	448553	452233	488200	549724	575993
12	Deli Serdang	378143	404021	445261	508264	540519
13	Langkat	379143	405279	446173	509691	541335
14	Nias Selatan	273634	305492	361702	434337	508868
15	Humbang Hasundutan	332718	366229	412984	491272	536578
16	Pakpak Bharat	299375	357943	381151	458534	517907
17	Samosir	312670	354688	409491	477701	521406
18	Serdang Bedagai	373813	395708	431912	497343	541437
19	Batu Bara	386744	409135	445521	511594	546754
20	Padang Lawas Utara	318908	347141	402165	483070	535253
21	Padang Lawas	308460	338281	399323	476047	525790
22	Labuhanbatu Selatan	376387	392754	425368	500198	541488
23	Labuanbatu Utara	387077	410010	450840	519093	544461
24	Nias Utara	400281	413620	449328	512342	544784
25	Nias Barat	381747	412690	442315	506814	551087
26	Sibolga	422085	428031	453499	500900	527115
27	Tanjungbalai	385775	412061	457358	518549	541539
28	Pematangsiantar	492405	514063	542950	570250	566513
29	Tebing Tinggi	406035	431887	454777	521699	544631

No	Kabupaten/Kota	2018	2019	2020	2021	2022
30	Medan	469268	457647	477667	538124	552667
31	Binjai	387380	410912	453760	515921	543441
32	Padangsidempuan	373722	392098	430791	497638	539772
33	Gunungsitoli	326782	381378	410925	479672	532110

Keterangan:

**Data Real** merupakan data tahun 2017 yang diambil dari tabel 1. Nilai **Target** diambil dari Nilai target Normalisasi data Pengujian. **Target prediksi** diperoleh dari perhitungan tools matlab dengan menggunakan model arsitektur terbaik (3-23-1). **Prediksi (Tahun 2018-2022)** diperoleh dari perhitungan rumus mengembalikan nilai (persamaan (2)).

#### 4. KESIMPULAN

Algoritma backpropagation dapat digunakan untuk memprediksi jumlah angka kemiskinan menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara sebagai salah satu upaya membantu pemerintah dalam pengentasan kemiskinan di masa yang akan datang. Berdasarkan 5 model arsitektur yang digunakan dalam penelitian ini 3-9-1, 3-16-1, 3-18-1, 3-23-1 dan 3-40-1, diperoleh model arsitektur terbaik 3-23-1 dengan tingkat akurasi prediksi sebesar 97% dengan nilai MSE pengujian sebesar 0,00359. Pada penelitian selanjutnya, prediksi jumlah angka kemiskinan dapat diprediksi dengan menggunakan metode optimasi seperti conjugate gradient atau dengan menggunakan 2 hidden layer.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Afriliansyah, T., Parulian, P., Ulva, A. F., Simanjuntak, M. Y., Wanto, A., Sihombing, D., ... Ginantra, N. (2019). Implementation of Bayesian Regulation Algorithm for Estimation of Production Index Level Micro and Small Industry. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Atalay, R. (2015). The Education and the Human Capital to Get Rid of the Middle-income Trap and to Provide the Economic Development. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 174, 969–976. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.01.720>
- Atika, D. (2018). Implementasi Algoritma Spritz dan Algoritma RC4A Dalam Skema Three-Pass Protocol Untuk Pengamanan Data.
- Bhawika, G. W., Purwantoro, P., GS, A. D., Sudrajat, D., Rahman, A., Makmur, M., ... Wanto, A. (2019). Implementation of ANN for Predicting the Percentage of Illiteracy in Indonesia by Age Group. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Binti, M. T. (2016). Analisa Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Penurunan Tingkat Kemiskinan di Kalimantan Tengah. *Jurnal Komunikasi Bisnis Dan Manajemen*, 3(6), 69–78.
- Lubis, M. R., Saputra, W., Wanto, A., Andani, S. R., & Poningsih, P. (2019). Analysis of Artificial Neural Networks Method Backpropagation to Improve the Understanding Student in Algorithm and Programming. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1255/1/012032>
- Parlina, I., Wanto, A., & Windarto, A. P. (2019). Artificial Neural Network Pada Industri Non Migas Sebagai Langkah Menuju Revolusi Industri 4.0. *InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, 4(1), 155–160.
- Parulian, P., Tinambunan, M. H., Ginting, S., Gibran, M. K., Wanto, A., Muharram, L. O., ... Bhawika, G. W. (2019). Analysis of Sequential Order Incremental Methods in Predicting the Number of Victims Affected by Disasters. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Purba, I. S., Wanto, A., Riansah, R. M., Ahmad, Y., Siregar, S. P., Winanjaya, R., ... Silitonga, H. (2019). Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia Accuracy Level of Backpropagation Algorithm to Predict Livestock Population of Simalungun Regency in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Purba, N. Z., Wanto, A., & Kirana, I. O. (2019). Implementation of ANN for Prediction of Unemployment Rate Based on Urban Village in 3 Sub-Districts of Pematangsiantar. *International Journal of Information System & Technology*, 3(1), 107–116.
- Rubiyanah, Maria Magdalena Minarsih, L. B. H. (2016). Implementasi Program Nasional Pemberdayaan Masyarakat Mandiri Perkotaan Dalam Penanggulangan Kemiskinan. *Journal Of Management*, 2(2), 1–18.
- Saputra, W., Hardinata, J. T., & Wanto, A. (2020). Resilient method in determining the best architectural model for predicting open unemployment in Indonesia. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 725(1), 1–7. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/725/1/012115>
- Saputra, W., Poningsih, P., Lubis, M. R., Andani, S. R., Damanik, I. S., & Wanto, A. (2019). Analysis of Artificial Neural Network in Predicting the Fuel Consumption by Type of Power Plant. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–5. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1255/1/012069>
- Saragih, J. R., Hartama, D., & Wanto, A. (2020). Prediksi Produksi Susu Segar Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation. *Jurnal Ilmiah Informatika*, 08(01), 58–65.
- Setti, S., Wanto, A., Syafiq, M., Andriano, A., & Sihotang, B. K. (2019). Analysis of Backpropagation Algorithms in Predicting World Internet Users. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1255/1/012018>
- Sinaga, S. P., Wanto, A., & Solikhun, S. (2019). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara. *Infomedia*, 4(2), 81–88.
- Siregar, E., Mawengkang, H., Nababan, E. B., & Wanto, A. (2019). Analysis of Backpropagation Method with Sigmoid Bipolar and Linear Function in Prediction of Population Growth. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Siregar, S. P., Wanto, A., & Nasution, Z. M. (2018). Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara. *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, 526–536.



- Situmorang, M., Wanto, A., & Nasution, Z. M. (2019). Architectural Model of Backpropagation ANN for Prediction of Population-Based on Sub-Districts in Pematangsiantar City. *International Journal of Information System & Technology*, 3(1), 98–106.
- Sormin, M. K. Z., Sihombing, P., Amalia, A., Wanto, A., Hartama, D., & Chan, D. M. (2019). Predictions of World Population Life Expectancy Using Cyclical Order Weight / Bias. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Sudiar, S. (2015). Konsolidasi Potensi Pembangunan: Studi Tentang Penanganan Kemiskinan di Kecamatan Muara Muntai-Kutai Kartanegara. *Jurnal Paradigma*, 4(2), 69–79.
- Syahza, A. (2014). Model Pengembangan Daerah Tertinggal Dalam Upaya Percepatan Pembangunan Ekonomi Pedesaan. *Ekuitas : Jurnal Ekonomi Dan Keuangan*, 18(3), 365–386.
- Wanto, A. (2018). Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau. *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, 05(01), 61–74.
- Wanto, A., Ginantra, N., Nurawati, N., Bhawika, G. W., GS, A. D., Purwantoro, P., ... Taufiqurrahman, T. (2019). Analysis of the Backpropagation Algorithm in Viewing Import Value Development Levels Based on Main Country of Origin. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6.
- Wanto, A., & Hardinata, J. T. (2019). Estimasi Penduduk Miskin di Indonesia Sebagai Upaya Pengentasan Kemiskinan dalam Menghadapi Revolusi Industri 4.0. *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)*, 4(2), 198–207.
- Wanto, A., & Hardinata, J. T. (2020). Estimations of Indonesian poor people as poverty reduction efforts facing industrial revolution 4 . 0. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 725(1), 1–8. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/725/1/012114>
- Wanto, A., Hartama, D., Bhawika, G. W., Chikmawati, Z., Hutauruk, D. S., Siregar, P. H., ... Windarto, A. P. (2019). Model of Artificial Neural Networks in Predictions of Corn Productivity in an Effort to Overcome Imports in Indonesia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1339(1), 1–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1339/1/012057>
- Wanto, A., Parulian, P., Siahaan, H., Windarto, A. P., Afriliansyah, T., Saputra, W., ... Irfan Sudahri Damanik. (2019). Analysis of the Accuracy Batch Training Method in Viewing Indonesian Fisheries Cultivation Company Development. *Journal of Physics: Conference Series*, 1255(1), 1–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1255/1/012003>
- Windarto, A. P., Nasution, D., Wanto, A., Tambunan, F., Hasibuan, M. S., Siregar, M. N. H., ... Nofriansyah, D. (2020). *Jaringan Saraf Tiruan: Algoritma Prediksi dan Implementasi*.
- Zuhdiyaty, N., & Kaluge, D. (2017). Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Indonesia Selama Lima Tahun Terakhir (Studi Kasus Pada 33 Provinsi). *Jurnal Jibeka*, 11(2), 27–31.