

PENERAPAN JARINGAN SARAF TIRUAN DALAM MEMPREDIKSI JUMLAH KEMISKINAN PADA KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI RIAU

Anjar Wanto

STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar
Jln. Sudirman Blok A No. 1, 2 dan 3 Pematangsiantar, (0622) 22431
anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id

Abstract

Provinsi Riau yang kaya akan Sumber Daya Alam ternyata tidak sebanding dengan jumlah penduduk miskin yang menempati di sejumlah kabupaten/kota di Riau. Contohnya seperti pada tahun 2013 terdapat ± 68.600 penduduk miskin di kabupaten Kampar, atau merupakan yang tertinggi dibandingkan kabupaten/kota lainnya. Oleh karena itu dibutuhkan langkah-langkah strategis agar jumlah penduduk miskin tidak bertambah sepanjang tahun, salah satu nya adalah dengan melakukan prediksi jumlah penduduk miskin untuk tahun-tahun selanjutnya. Cara ini dilakukan agar angka kemiskinan bisa semakin ditekan dengan cara melakukan penganggulungan sejak dini. Data yang akan diprediksi adalah data jumlah kemiskinan kabupaten/kota di Provinsi Riau yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Provinsi Riau tahun 2010 sampai dengan 2015. Algoritma yang digunakan untuk melakukan prediksi adalah jaringan saraf tiruan Backpropagation. Algoritma ini memiliki kemampuan untuk mengingat dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya. Ada 5 model arsitektur yang digunakan pada algoritma backpropagation ini, antara lain 4-2-5-1 yang nanti nya akan 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.

Keywords: Penerapan, Jaringan Saraf Tiruan, Backpropagation, Prediksi, Kemiskinan

Abstrak

Riau is rich in Natural Resources is not comparable with the number of poor people who occupy in a number of districts/cities in Riau. For example, in 2013 there were ± 68,600 poor people in Kampar district, or the highest compared to other districts. Therefore, strategic steps are needed so that the number of poor people will not increase throughout the year, one of them is to predict the number of poor people for the next years. This way is done so that the poverty rate can be further suppressed by doing the countermeasures early on. The data to be predicted is the data of the number of poverty districts/cities in Riau Province sourced from the Central Bureau of Statistics of Riau Province in 2010 until 2015. Algorithm used to make prediction is the Backpropagation. This algorithm has the ability to remember and make generalizations of what has been there before. There are 5 architectural models, among others 4-2-5-1 which later will produce predictions with an accuracy rate of 8%, 4-5-6-1=25%, 4-10-12-1=92%, 4-10-15-1=100% and 4-15-18-1=33%. The best architecture of

the 5 models is 4-10-12-1 with 100% accuracy and error rate of 0.001-0.05. So this model of architecture is good enough used to predict the amount of poverty.

Kata kunci: Implementation, Artificial Neural Network, Backpropagation, Prediction, Poverty

1. PENDAHULUAN

Kemiskinan terus menjadi masalah fenomenal sepanjang sejarah bangsa Indonesia [1]. Permasalahan utama dalam upaya pengentasan kemiskinan di Indonesia saat ini terkait dengan adanya fakta bahwa pertumbuhan ekonomi tidak tersebar secara merata di seluruh wilayah Indonesia [2]. Kemiskinan merupakan keadaan dimana terjadi kekurangan hal-hal yang biasa untuk dipunyai seperti makanan, pakaian, tempat berlindung dan air minum [3]. Kemiskinan kadang juga berarti tidak adanya akses terhadap pendidikan dan pekerjaan yang mampu mengatasi masalah kemiskinan dan mendapatkan kehormatan yang layak sebagai warga negara [4]. Kemiskinan sendiri pada negara berkembang merupakan masalah yang cukup rumit meskipun beberapa negara berkembang telah berhasil melaksanakan pembangunan dalam hal produksi dan pendapatan nasional [5]. Oleh karena itu pertumbuhan ekonomi sebagai salah satu indikator dalam mengatasi masalah kemiskinan, dimana pertumbuhan ekonomi merupakan konsep dari pembangunan ekonomi dan pendapatan nasional [6].

Salah satu provinsi yang terkena masalah kemiskinan adalah Riau. Apalagi provinsi Riau yang terkenal dengan kekayaan akan Sumber Daya Alam ternyata tidak sebanding dengan jumlah penduduk miskin yang menempati di sejumlah kabupaten/kota di Riau. Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Riau mengukur kemiskinan menggunakan konsep kemampuan memenuhi kebutuhan dasar (*basic needs approach*). Seperti pada tahun 2013 terdapat ± 68.600 penduduk miskin di kabupaten Kampar, atau merupakan yang tertinggi dibandingkan kabupaten/kota lainnya.

Tabel 1. Jumlah Kemiskinan Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau

NO	KABUPATEN /KOTA	2010 Jumlah (000)	2011 Jumlah (000)	2012 Jumlah (000)	2013 Jumlah (000)	2014 Jumlah (000)	2015 Jumlah (000)
1	Bengkalis	41,30	34,96	35,25	40,11	38,82	40,00
2	Indragiri Hilir	62,40	52,82	53,01	54,18	52,39	56,85
3	Indragiri Hulu	32,50	27,51	27,68	29,60	29,40	31,63
4	Kampar	72,30	61,20	61,75	68,58	67,61	72,22
5	Kepulauan Meranti	75,00	63,58	63,85	64,02	61,07	61,64
6	Kota Dumai	16,50	13,97	14,11	13,72	13,62	14,97
7	Kota Pekanbaru	38,20	32,34	32,66	32,46	32,29	33,76
8	Kuantan Singingi	36,70	31,07	31,26	34,71	33,52	34,10
9	Pelalawan	44,40	37,59	38,28	43,55	42,67	47,53
10	Rokan Hilir	51,70	43,77	44,02	47,47	46,07	49,13

NO	KABUPATEN /KOTA	2010	2011	2012	2013	2014	2015
		Jumlah (000)	Jumlah (000)	Jumlah (000)	Jumlah (000)	Jumlah (000)	Jumlah (000)
11	Rokan Hulu	62,40	52,82	53,55	59,85	58,29	64,74
12	Siak	24,60	20,83	21,04	23,21	22,54	24,81
	RIAU	558,00	472,45	476,46	511,47	498,28	531,38

Sumber : Badan Pusat Statistik Riau

Oleh karena itu salah satu cara untuk menekan angka kemiskinan adalah dengan melakukan prediksi atau peramalan terhadap tingkat kemiskinan pada tiap kabupaten/kota di provinsi Riau untuk tahun-tahun yang akan datang. Dengan demikian pihak Pemerintah Daerah akan mampu menentukan kebijakan sedini mungkin, dengan menerapkan langkah-langkah yang dianggap tepat dalam mengatasi kemiskinan. Akan tetapi proses prediksi tidak lah mudah, dibutuhkan model dasar dan data rangkaian waktu dari masalah-masalah tersebut, yang umumnya rumit dengan cara estimasi keakuratan yang tidak mudah dicapai, sehingga membutuhkan teknik yang lebih maju [7]. Salah satu teknik yang baik digunakan adalah jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Diharapkan dengan adanya penggunaan metode ini maka akan didapatkan hasil prediksi seperti yang diinginkan, karena algoritma *backpropagation* akan menghitung gradien dari loss invermented inference layer menjadi convolutional layer. Dengan demikian, akan tercipta tipe baru jaringan saraf konvolusi [8]. Apalagi *Backpropagation* telah banyak dan berhasil diterapkan dalam beragam aplikasi, seperti pengenalan pola, pemilihan lokasi dan evaluasi kinerja [9].

Pada penelitian sebelumnya, [10] melakukan penelitian untuk memprediksi Indeks Harga Konsumen kelompok bahan makanan menggunakan jaringan saraf tiruan *Backpropagation* dan *Conjugate Gradient Fletcher Reeves*. Dengan keakuratan prediksi sebesar 75% menggunakan metode *Backpropagation* dan 67% dengan menggunakan metode *Conjugate Gradient Fletcher Reeves* serta model arsitektur yang digunakan 12-15-1. Kekurangan dari penelitian ini adalah hasil akurasi yang kurang maksimal, yang kemungkinan disebabkan oleh pemilihan arsitektur jaringan yang kurang tepat. Selanjutnya, [11] melakukan penelitian menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk memprediksi Indeks Harga Konsumen kelompok kesehatan. Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 92% dengan model arsitektur terbaik 12-70-1, sedangkan tingkat error 0,001-0,05. Kekurangan dan kelemahan dari penelitian ini adalah menggunakan 1 *hidden layer*. Oleh karena itu penelitian kali ini akan menggunakan 2 *hidden layer* pada arsitektur jaringan yang digunakan. [12] Penelitian dilakukan menggunakan metode *backpropagation* untuk memprediksi Indeks Pembangunan Manusia. Hasil akurasi penelitian ini mencapai 100%. Penelitian ini juga menggunakan 1 *hidden layer*, sehingga penelitian selanjutnya akan menggunakan 2 *hidden layer*.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. Penerapan

Penerapan bukan sekedar aktivitas, tetapi suatu kegiatan yang terencana dan dilakukan secara sungguh-sungguh berdasarkan acuan norma tertentu untuk mencapai tujuan kegiatan [13]

2.2. Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation

Jaringan Saraf Tiruan (JST) Backpropagation (BP) adalah alat matematika yang terkenal dan ekstensif yang digunakan untuk prediksi dan perkiraan waktu, yang juga menentukan hasil untuk fungsi non-linear [14]. Algoritma backpropagation digunakan untuk latihan. Algoritma backpropagation adalah algoritma 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 [15]. Metode pelatihan backpropagation melibatkan feedforward dari pola pelatihan input, perhitungan dan backpropagation dari kesalahan, dan penyesuaian bobot pada sinapsis [16]

2.3. Kemiskinan

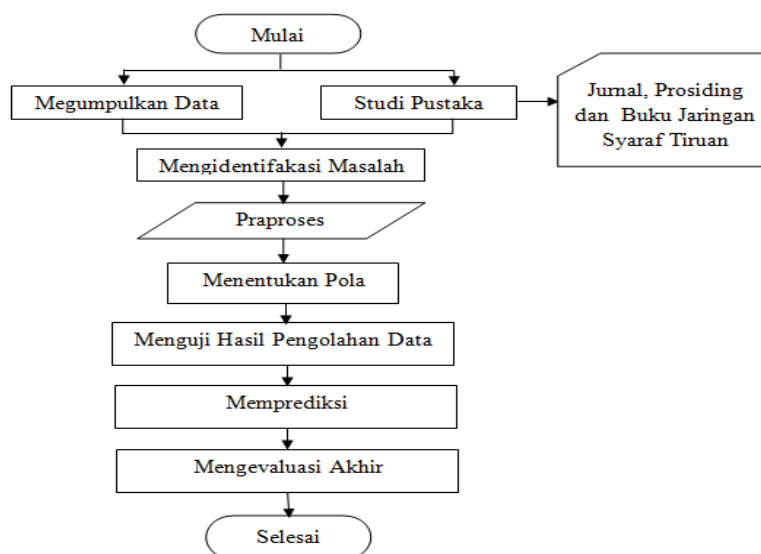
Kemiskinan merupakan permasalahan bangsa yang mendesak dan memerlukan langkah-langkah penanganan dan pendekatan yang sistematis, terpadu dan menyeluruh, dalam rangka mengurangi beban dan memenuhi hak-hak dasar warga negara secara layak untuk menempuh dan mengembangkan kehidupan yang bermartabat [17]. Permasalahan kemiskinan disebabkan oleh beberapa faktor, diantaranya adalah faktor lingkungan, kesehatan, tingkat pendapatan, dan pendidikan [18]

2.4. Prediksi

Prediksi atau peramalan adalah memperkirakan besar atau jumlah sesuatu pada waktu yang akan datang berdasarkan data pada masa lampau yang dianalisis secara ilmiah khususnya menggunakan metode statistika [19]. Prediksi muncul di banyak masalah dunia nyata, misalnya, pasar keuangan, pemrosesan sinyal, peramalan cuaca dan lain-lain

2.5. Kerangka Kerja Penelitian

Kerangka penelitian kerja yang digunakan dalam menyelesaikan masalah penelitian ini.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

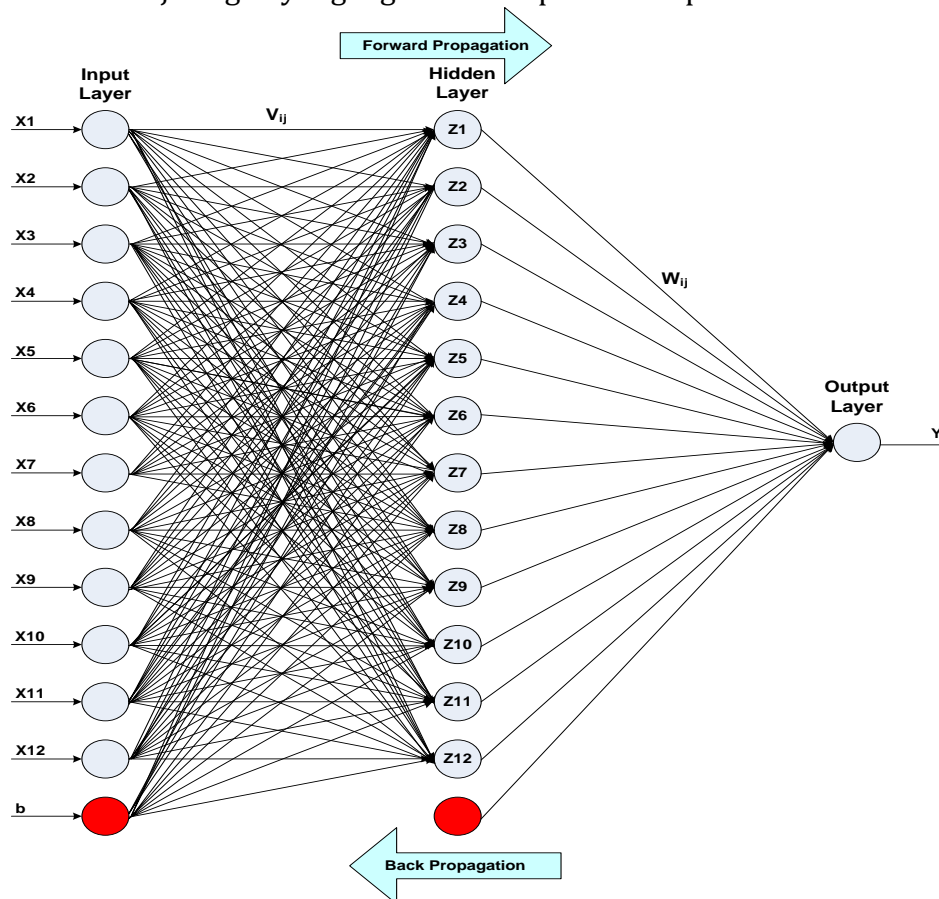
Berdasarkan kerangka kerja pada gambar diatas maka masing-masing langkah dapat diuraikan sebagai berikut :

- a. Mengumpulkan Data
Pada tahap ini, data-data diperoleh dari Berita Resmi Statistik (BRS) yang rutin diterbitkan secara bulanan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) Riau.
- b. Studi Pustaka
Studi pustaka merupakan langkah awal dalam penelitian ini, studi pustaka ini dilakukan untuk melengkapi pengetahuan dasar dan teori-teori yang digunakan dalam penelitian ini
- c. Mengidentifikasi Masalah
Pada tahap identifikasi masalah ini, dilakukan setelah semua data-data terpenuhi kemudian didapatkan *dataset* yang sesuai untuk dilakukan proses pada tahap konversi data yang didapat sesuai dengan bobot yang ditentukan
- d. Praproses
Tahapan yang dikerjakan adalah dengan melakukan perubahan terhadap beberapa tipe data pada atribut *dataset* dengan tujuan untuk mempermudah pemahaman terhadap isi *record*, juga melakukan seleksi dengan memperhatikan konsistensi data, *missing value* dan *redundant* pada data.
- e. Menentukan Model
Hasil dari tahap ini adalah beberapa model jaringan saraf tiruan dengan metode *Backpropagation* untuk menentukan pola
- f. Menguji Hasil Pengolahan Data
Setelah proses penentuan model selesai, maka dilakukan tahapan uji coba terhadap hasil pengolahan data dengan menggunakan *Software Matlab R2011b (7.13)*
- g. Memprediksi
Prediksi dilakukan untuk membandingkan jumlah dengan model Jaringan Saraf Tiruan dengan metode *Backpropagation* yang paling akurat

- h. Mengevaluasi Akhir
Mengevaluasi akhir dilakukan untuk mengetahui apakah testing hasil pengolahan data sesuai dengan yang diharapkan

2.6. Arsitektur Jaringan

Contoh arsitektur jaringan yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Yang Digunakan

Keterangan :

- $x_1 - x_{12}$: Data masukan (*input layer*)
 b (warna merah) : Bias
 V_{ij} : Bobot ke simpul *hidden*
 W_{ij} : Bobot ke simpul *output*
 $z_1 - z_{12}$: *Hidden Layer*
 Y : Hasil Keluaran (*output*)

Pola arsitektur jaringan yang digunakan untuk prediksi Jumlah kemiskinan kabupaten/kota di Provinsi Riau yaitu 4-N-1. Dimana 4 adalah node data input. Sedangkan jumlah *hidden* node N menggunakan aturan '*rule of thumb*'. Pada penelitian ini menggunakan 2 *hidden*, serta 1 keluaran.

2.7. Tahapan Dalam 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-sinaps:

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

2.8. Data Yang Digunakan

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Jumlah Kemiskinan Kabupaten/Kota di provinsi Riau Tahun 2010-2015 (Tabel 1). Data pelatihan yang akan digunakan adalah data tahun 2010-2013 dengan target tahun 2014. Sedangkan data pengujian yang akan digunakan adalah data tahun 2011-2014 dengan target tahun 2015.

2.9. Normalisasi Data

Sebelum diproses, data dinormalisasi terlebih dahulu dengan menggunakan fungsi Sigmoid (tidak pernah mencapai 0 ataupun 1), maka transformasi data dilakukan pada interval yang lebih kecil yaitu [0.1; 0.9], ditunjukkan dengan persamaan (1).

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

Tabel 2. Data Pelatihan Awal (Tahun 2010-2013) / Target Tahun 2014

Data	Input				Target
	1	2	3	4	
Pola 1	41,30	34,96	35,25	40,11	38,82
Pola 2	62,40	52,82	53,01	54,18	52,39
Pola 3	32,50	27,51	27,68	29,60	29,40
Pola 4	72,30	61,20	61,75	68,58	67,61
Pola 5	75,00	63,58	63,85	64,02	61,07
Pola 6	16,50	13,97	14,11	13,72	13,62
Pola 7	38,20	32,34	32,66	32,46	32,29
Pola 8	36,70	31,07	31,26	34,71	33,52
Pola 9	44,40	37,59	38,28	43,55	42,67
Pola 10	51,70	43,77	44,02	47,47	46,07
Pola 11	62,40	52,82	53,55	59,85	58,29
Pola 12	24,60	20,83	21,04	23,21	22,54

Tabel 3. Data Pelatihan Setelah Normalisasi (Tahun 2010-2013) / Target Tahun 2014

Data	Input				Target
	1	2	3	4	
Pola 1	0,46074	0,37813	0,38192	0,44527	0,42835
Pola 2	0,73577	0,61095	0,61341	0,62858	0,60530
Pola 3	0,34603	0,28102	0,28320	0,30819	0,30560
Pola 4	0,86481	0,72018	0,72729	0,81634	0,80370
Pola 5	0,90000	0,75108	0,75472	0,75684	0,71841
Pola 6	0,13748	0,10448	0,10637	0,10130	0,10000
Pola 7	0,42033	0,34392	0,34805	0,34550	0,34324
Pola 8	0,40078	0,32737	0,32985	0,37483	0,35937
Pola 9	0,50114	0,41233	0,42135	0,49008	0,47854
Pola 10	0,59630	0,49288	0,49618	0,54121	0,52286
Pola 11	0,73577	0,61095	0,62038	0,70256	0,68223
Pola 12	0,24306	0,19386	0,19666	0,22499	0,21620

Tabel 4. Data Pengujian Awal (Tahun 2011-2014) / Target Tahun 2015

Data	Input				Target
	1	2	3	4	
Pola 1	34,96	35,25	40,11	38,82	40,00
Pola 2	52,82	53,01	54,18	52,39	56,85
Pola 3	27,51	27,68	29,60	29,40	31,63
Pola 4	61,20	61,75	68,58	67,61	72,22
Pola 5	63,58	63,85	64,02	61,07	61,64
Pola 6	13,97	14,11	13,72	13,62	14,97
Pola 7	32,34	32,66	32,46	32,29	33,76
Pola 8	31,07	31,26	34,71	33,52	34,10
Pola 9	37,59	38,28	43,55	42,67	47,53
Pola 10	43,77	44,02	47,47	46,07	49,13
Pola 11	52,82	53,55	59,85	58,29	64,74
Pola 12	20,83	21,04	23,21	22,54	24,81

Tabel 5. Data Pengujian Setelah Normalisasi (Tahun 2011-2014) / Target Tahun 2015

Data	Input				Target
	1	2	3	4	
Pola 1	0,39132	0,39529	0,46165	0,44393	0,46010
Pola 2	0,63519	0,63777	0,65366	0,62927	0,69016
Pola 3	0,28961	0,29189	0,31807	0,31536	0,34583
Pola 4	0,74960	0,75705	0,85032	0,83709	0,90000

Data	Input				Target
	1	2	3	4	
Pola 5	0,78197	0,78578	0,78800	0,74774	0,75555
Pola 6	0,10469	0,10667	0,10136	0,10000	0,11837
Pola 7	0,35550	0,35982	0,35715	0,35478	0,37491
Pola 8	0,33816	0,34075	0,38787	0,37167	0,37955
Pola 9	0,42715	0,43659	0,50859	0,49650	0,56291
Pola 10	0,51152	0,51497	0,56215	0,54292	0,58475
Pola 11	0,63519	0,64507	0,73114	0,70985	0,79788
Pola 12	0,19831	0,20125	0,23092	0,22172	0,25272

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

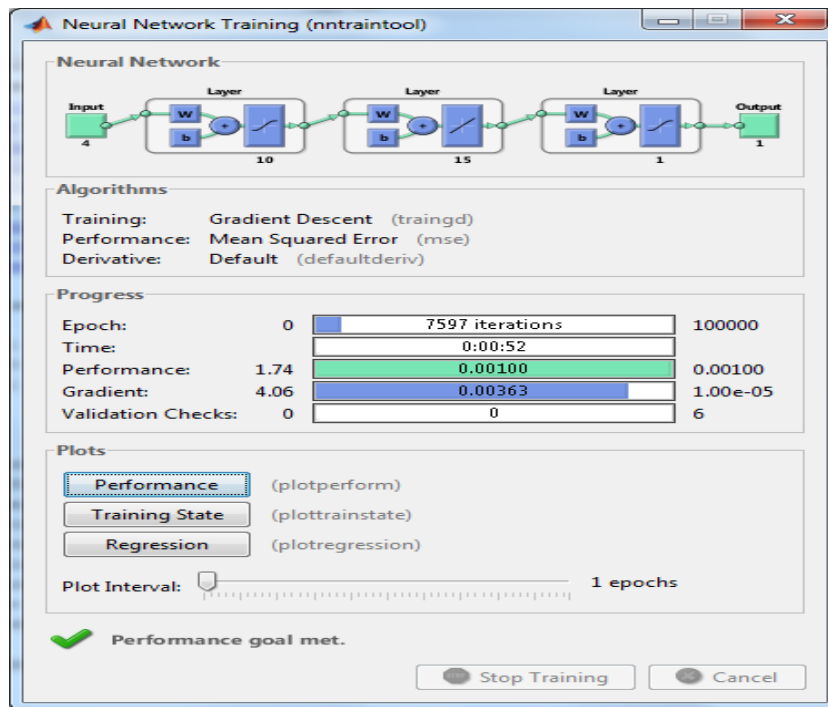
3.1. Analisis

Sebelum Training dilakukan, terlebih dahulu ditentukan nilai parameter yang diinginkan guna memperoleh hasil yang optimal. Parameter-parameter yang digunakan secara umum pada aplikasi Matlab untuk 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=100000;  
>> net.trainparam.LR=0.01;  
>> net.trainParam.goal = 0.001;  
>> net.trainParam.show = 1000;  
>> net.b{3};  
>> net=train(net,P,T);
```

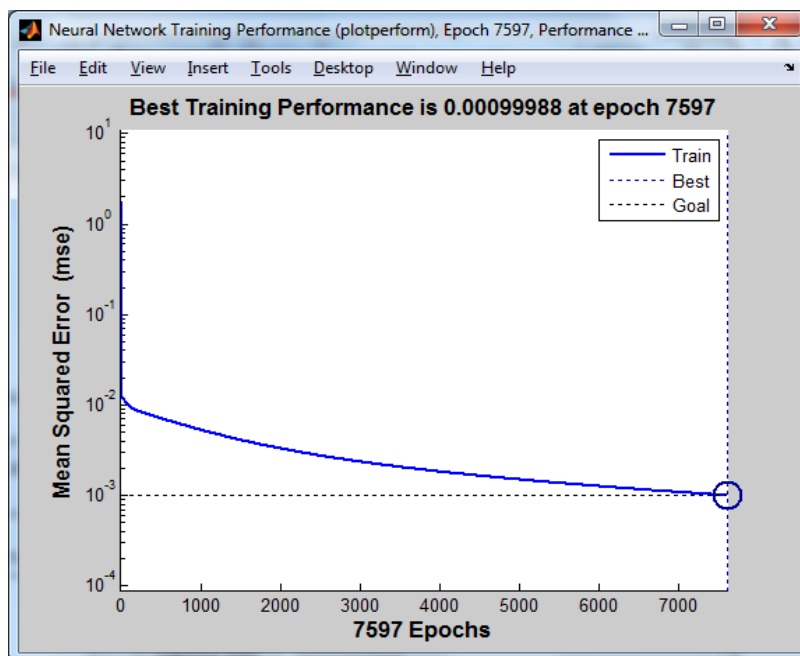
3.2. Hasil

Penelitian ini menggunakan 5 arsitektur. Antara lain 4-2-5-1, 4-5-6-1, 4-10-12-1, 4-10-15-1, 4-15-18-1. Dari ke 5 arsitektur ini, arsitektur terbaiknya yaitu 4-10-15-1 dengan tingkat akurasi sebesar 100%.



Gambar 3. Hasil Data Pelatihan Dengan Arsitektur 4-10-15-1

Dari gambar model arsitektur 4-10-15-1 diatas dapat dijelaskan bahwa Epoch yang terjadi sebesar 7597 dengan lama waktu 52 detik.



Gambar 4. Hasil Epoch Training Dengan Arsitektur 4-10-15-1

Dari gambar model arsitektur 4-10-15-1 dijelaskan bahwa dari *Epoch training* dapat diperoleh *Mean Square Error (MSE)* sebesar 0,0173218917.

Tabel 6. Arsitektur JST Backpropagation

Data Training					Data Testing						
No	Target	Output	Error	SSE	Target	Output	Error	SSE	Prediksi		
1	0,42835	0,44820	-0,01985	0,0003940075	0,46010	0,69960	-0,23950	0,0573583629	1		
2	0,60530	0,64960	-0,04430	0,0019626460	0,69016	0,73690	-0,04674	0,0021850850	1		
3	0,30560	0,26810	0,03750	0,0014063822	0,34583	0,46330	-0,11747	0,0137993736	1		
4	0,80370	0,76230	0,04140	0,0017143318	0,90000	0,92270	-0,02270	0,0005152900	1		
5	0,71841	0,72240	-0,00399	0,0000159595	0,75555	0,79530	-0,03975	0,0015798684	1		
6	0,10000	0,15280	-0,05280	0,0027878400	0,11837	0,23200	-0,11363	0,0129112892	1		
7	0,34324	0,31760	0,02564	0,0006575640	0,37491	0,41240	-0,03749	0,0014055063	1		
8	0,35937	0,38510	-0,02573	0,0006622180	0,37955	0,60310	-0,22355	0,0499737535	1		
9	0,47854	0,49350	-0,01496	0,0002236810	0,56291	0,73650	-0,17359	0,0301334227	1		
10	0,52286	0,50850	0,01436	0,0002061115	0,58475	0,71670	-0,13195	0,0174095333	1		
11	0,68223	0,68580	-0,00357	0,0000127601	0,79788	0,88140	-0,08352	0,0069761925	1		
12	0,21620	0,17180	0,04440	0,0019715969	0,25272	0,36940	-0,11668	0,0136150236	1		
				Total					Total		
				MSE	0,0120150984					MSE	0,2078627010
											100%
				MSE	0,0010012582					MSE	0,0173218917

Keterangan :

1 = Benar 0 = Salah

Tabel 7. Hasil Akurasi Backpropagation

Backpropagation						
No	Arsitektur	Training			Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
1	4-2-5-1	68376	09:34	0,0010005055	0,0808442283	8%
2	4-5-6-1	32165	03:51	0,0010003831	0,0118724612	25%
3	4-10-12-1	2818	00:20	0,0009999426	0,0091849871	92%
4	4-10-15-1	7597	00:52	0,0010012582	0,0173218917	100%
5	4-15-18-1	1127	00:08	0,0010000940	0,0578032427	33%

Tabel 8. Hasil Prediksi 3 Tahun Kedepan Dengan Backpropagation (Tahun 2016-2018)

NO	KABUPATEN/KOTA	2016	2017	2018
		Jumlah (000)	Jumlah (000)	Jumlah (000)
1	Bengkalis	44,03	43,12	41,54
2	Indragiri Hilir	57,31	59,18	52,77
3	Indragiri Hulu	30,36	34,76	35,41
4	Kampar	68,83	62,20	58,83
5	Kepulauan Meranti	64,80	63,97	57,25
6	Kota Dumai	18,34	21,29	28,94
7	Kota Pekanbaru	31,41	34,60	39,71

NO	KABUPATEN/KOTA	2016 Jumlah (000)	2017 Jumlah (000)	2018 Jumlah (000)
8	Kuantan Singingi	37,66	36,88	38,20
9	Pelalawan	47,48	47,41	47,08
10	Rokan Hilir	50,08	51,75	49,28
11	Rokan Hulu	63,93	59,62	54,19
12	S i a k	24,38	28,22	29,29
	RIAU	538,59	542,99	532,50

4. SIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini antara lain :

- Dengan model arsitektur 4-10-15-1, dapat melakukan prediksi dengan Akurasi 100%.
- Model jaringan serta parameter yang digunakan sangat mempengaruhi tingkat akurasi [20].
- Dengan melihat hasil pengujian, dapat diambil kesimpulan bahwa terjadi kecepatan dan hasil akurasi yang bervariasi pada 5 percobaan di setiap pengujian yang dilakukan.
- Diharapkan dengan hasil ini, maka angka kemiskinan di Indonesia bisa ditekan sedemikian rupa, khususnya pada Kabupaten/Kota di provinsi Riau.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Syahza, "**Model Pengembangan Daerah Tertinggal Dalam Upaya Percepatan Pembangunan Ekonomi Pedesaan,**" *Ekuitas : Jurnal Ekonomi dan Keuangan*, no. 80, pp. 365–386, 2014.
- [2] L. B. H. Rubiyannah, Maria Magdalena Minarsih, "**Implementasi Program Nasional Pemberdayaan Masyarakat Mandiri Perkotaan Dalam Penanggulangan Kemiskinan,**" *Journal Of Management*, vol. 2, no. 2, 2016.
- [3] M. T. Binti, "**Analisa Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi Terhadap Penurunan Tingkat Kemiskinan Di Kalimantan Tengah,**" *Jurnal Komunikasi Bisnis dan Manajemen*, vol. 3, pp. 69–78, 2016.
- [4] S. Sudiar, "**Konsolidasi Potensi Pembangunan: Studi Tentang Penanganan Kemiskinan di Kecamatan Muara Muntai-Kutai Kartanegara,**" *Jurnal Paradigma*, vol. 4, pp. 69–79, 2015.
- [5] N. Zuhdiyaty and D. Kaluge, "**Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kemiskinan di Indonesia Selama Lima Tahun Terakhir (Studi Kasus Pada 33 Provinsi),**" *Jurnal Jibeka*, vol. 11, pp. 27–31, 2017.
- [6] R. Atalay, "**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*, vol. 174, pp. 969–976, 2015.
- [7] R. Hrasko, A. G. C. Pacheco, and R. A. Krohling, "**Time Series Prediction Using Restricted Boltzmann Machines and Backpropagation,**" *Procedia*

- Computer Science*, vol. 55, no. Itqm, pp. 990–999, 2015.
- [8] P. Witoonchart and P. Chongstitvatana, “**Structured SVM Backpropagation To Convolutional Neural Network Applying To Human Pose Estimation**,” *Journal of LATEX*, vol. 92, pp. 39–46, 2017.
- [9] Agus Perdana Windarto, “**Implementation of Neural Networks in Predicting the Understanding Level of Students Subject**,” *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, vol. 10, no. 10, pp. 189–204, 2016.
- [10] A. Wanto, M. Zarlis, Sawaluddin, D. Hartama, J. Tata 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] H. F. Sri Endang Rahayu, “**Penerapan Model Pembelajaran Contextualteaching And Learning (CTL) Untuk Meningkatkan Pemahaman Materi Pasar Valuta Asing Pada Mata Kuliah Ekonomi Internasional 2 (Studi Mahasiswa Semester 5 jurusan Ekonomi Pembangunan Fakultas Ekonomi UMSU)**,” *Jurnal Ilmiah Manajemen & Bisnis*, vol. 17, no. 2, pp. 233–244, 2016.
- [14] R. Olawoyin, “**Application of backpropagation artificial neural network prediction model for the PAH bioremediation of polluted soil**,” *Chemosphere*, 2016.
- [15] A. Ehret, D. Hochstuhl, D. Gianola, and G. Thaller, “**Application of neural networks with back-propagation to genome-enabled prediction of complex traits in Holstein-Friesian and German Fleckvieh cattle**,” *Genetics Selection Evolution*, 2015.
- [16] 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.
- [17] A. S. P. Akhmad Fauzy, Sus Budiharto, “**Aplikasi Remote Sensing Untuk Pemetaan Sebaran Kemiskinan**,” *AJIE - Asian Journal of Innovation and Entrepreneurship*, vol. 1, no. 3, pp. 166–174, 2016.
- [18] C. W. H. Gary R. Watmough, Peter M. Atkison, Arupjyoti Saikia, “**Understanding the Evidence Base for Poverty-Environment Relationships using Remotely Sensed Satellite Data: An Example from Assam, India**,” *Journal World Development*, vol. 78, pp. 188–203, 2016.
- [19] S. Novita Eka Chandra, “**Peramalan Penyebaran Jumlah Kasus Virus Ebola**

- Di Guinea Dengan Metode Arima,” Unisda Journal of Mathematics and Computer Science (UJMC), vol. 2, no. November, pp. 28–35, 2015.*
- [20] 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.