PREDIKSI KEMISKINAN DI PROVINSI PAPUA MENGGUNAKAN ALGORITMA *NEURAL NETWORK*

JURNAL

GILUWI WIRE
NIM. A01417018

PROGRAM STUDI S1 SISTEM INFORMASI
FAKULTAS SAINS DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH GORONTALO
GORONTALO
2023

PREDIKSI KEMISKINAN DI PROVINSI PAPUA MENGGUNAKAN ALGORITMA *NEURAL NETWORK*

[1]Giluwi Wire , [2]Wahyudin Hasyim, [2]Alter Lasarudin
[1,2,3] Program Studi Sistem Fakultas Sains Dan Ilmu Komputer
Universitas Muhammadiyah Gorontalo. Gorontalo 96125, Indonesia
E-Mail : giluwiwire@gmail.com

ABSTRACK

GILUWI WIRE. Poverty Prediction in Papua Province Using Neural Network Algorithm. Supervised by WAHYUDIN HASYIM AND ALTER LASARUDIN

.

Poverty is one of the fundamental problems for every country, especially for developing countries. Prediction is a process of systematically estimating something that is most likely to happen in the future based on past and present information is owned, therefore the error (the difference between something that happened and the forecast result) can be minimized. The Neural Network Algorithm is an artificial neural network built to copy the work of the human brain. This research uses poverty data in Papua province from 2010-2021 with a total of 352 data. The results of poverty prediction in the Papua province using a neural network algorithm showed the accuracy of the Neural Network algorithm in predicting poverty is good. This is evidenced by the smallest RMSE level, which is still at 0.072. and after testing using calculations in Microsoft Excel it can be seen that the prediction results from 2010-2021 and the range of error data from denormalized data with values ranging from 1045.183 to 0.843.

Keyword : Prediction, Poverty, Algorithm, Neural Network.

ABSTRAK

GILUWI WIRE. Prediksi Kemiskinan Di Provinsi Papua Menggunakan Algoritma *Neural Network* Dibimbing Oleh WAHYUDIN HASYIM DAN ALTER LASARUDIN

Kemiskinan adalah salah satu permasalahan yang mendasar bagi setiap negara, terutama bagi negara berkembang. Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki, agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil. Algoritma *Neural Network* merupakan suatu jaringan saraf tiruan yang dibangun untuk meniru cara kerja otak manusia. Penelitian ini menggunakan data kemiskinan di provinsi papua dari tahun 2010-2021 dengan julah data sebanyak 352. Hasil prediksi kemiskinan di provinsi papua menggunakan algoritma *neural network* bahwa tingkat akurat algoritma Neural Network dalam memprediksi kemiskinan baik. Hal ini dibuktikan dengan tingkat RMSE terkecil saja masih di angka 0.072. dan setelah dilakukan pengujian menggunakan perhitungan di Microsoft Excel terlihat bahwa hasil prediksi dari tahun 2010-2021 dan *range error* data hasil denormalisasi data dengannilai range dari 1045,183 sampai dengan 0,843.

Kata Kunci : Prediksi, Kemiskinan, Algoritma, *Neural Network*

PENDAHULUAN

Kemiskinan adalah salah satu permasalahan yang mendasar bagi setiap negara, terutama bagi negara berkembang. Kemiskinan juga menjadi persoalan yang paling mendapatkan perhatian dari pemerintah di setiap negara. Guna menanggulangi kemiskinan, maka diperlukan keakuratan data demi menyusun strategi yang tepat. Lewat data kemiskinan yang akurat dan baik, maka pemerintah dapat memanfaatkannya sebagai bahan untuk menentukan kebijakan di masa depan dalam rangka menangani

permasalahan kemiskinan. (Salman, 2018)

Menurut Bank Dunia atau *World Bank* (2004), salah satu sebab kemiskinan adalah karena kurangnya pendapatan dan aset. Kemiskinan juga berkaitan dengan dengan keterbatasan lapangan pekerjaan dan biasanya mereka yang dikategorikan sebagai orang miskin tidak memiliki pekerjaan (pengangguran), serta tingkat pendidikannya juga rendah.

Menurut BPS (2014), Pendidikan memperluas peluang seseorang. Pendidikan meningkatkan kreativitas dan imajinasi. Sebagai nilai tambah, pendidikan juga akan memperluas pilihan-pilihan lain. Manusia yang berpendidikan akan lebih memperhatikan tingkat kesehatan agar dapat hidup lebih lama. Tidak hanya itu, manusia yang berpendidikan juga akan berpeluang besar mendapatkan pekerjaan dan pendapatan yang lebih layak. Oleh karena itu, pendidikan menjadi penting sebagai sarana untuk meningkatkan kualitas manusia agar dapat memperluas peluang mereka.

Table 1. Peringkat Tingkat kemiskinan Provinsi di Papua Tahun 2021

Provinsi	Persentase	Peringkat
Papua	27,74	1
Papua Barat	23,01	2

Sumber:Badan Pusat Statistik (BPS) 2022

Tabel 1 di atas, menunjukkan peringkat tingkat kemiskinan Provinsi di Papua pada data tahun 2021 tingkat persentase kemiskinan di Provinsi Papua adalah 27,74 persen, sedangkan Papua Barat adalah 23,01 persen. Angka persentase tingkat kemiskinan di Papua yang terdiri dari dua provinsi yaitu Provinsi Papua dan Papua Barat, memiliki angka tingkat kemiskinan yang sangat tinggi dari provinsi-provinsi lainnya yang ada di Indonesia, yang mana angka kemiskinan dari Provinsi Papua memiliki peringkat pertama dan peringkat kedua diperoleh pada Provinsi Papua Barat, jika di bandingkan dengan seluruh provinsi yang ada di Indonesia. Hal ini tentu menjadi perhatian atau tugas khusus bagi pemerintah untuk menekan angkat kemiskinan yang ada.

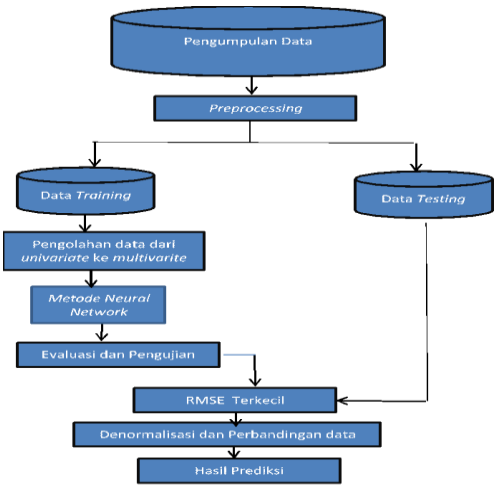
Tingginya tingkat kemiskinan membuat pemerintah Provinsi Papua dihadapkan dengan masalah kemiskinan yang cukup serius, dengan masalah tersebut pemerintah harus memberikan perhatian lebih dalam mengurangi kemiskinan yang ada. Tak hanya itu, Pemerintah juga harus bergerak cepat mengambil kebijakan-kebijakan dan upaya dalam menurunkan jumlah kemiskinan di Provinsi Papua, dengan melihat ataupun meninjau kemabali faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan tersebut. Jumlah penduduk miskin di Provinsi Papua yang tersebar di seluruh kabupaten/kota di Provinsi Papua

METODE PENELITIAN

Metode Penelitian ini menggunakan data kualitatif berupa hasil wawancara di Lapangan.mengunakan dua sumber data yaitu :

A. Sumber data primer yaitu dengan melakukan observasi dan wawancara langsung kepada Pegawai Badan Pusat Statistik sehubungan dengan variabel yang diteliti.

B. Data sekunder yaitu dengan cara mengumpulkan data atau keterangan dengan cara membaca berbagai macam referensi seperti hasil penelitian



Gambar 1. Desain Penelitian

Algoritma Neural Network

Algoritma *Neural Network* merupakan suatu jaringan saraf tiruan yang dibangun untuk meniru cara kerja otak manusia. Dengan jaringan saraf tiruan maka kita dapat memberikan semacam kecerdasan pada sistem, dimana sistem tersebut akan diberikan waktu untuk 'belajar' dan kemudian diharapkan dari proses belajarnya, sistem bisa memberikan solusi dari suatu kasus. (Network et al., n.d.)

Preprocessing Data

Tahap *Preprocessing* data yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu dengan melakukan normalisasi data dengan tujuan untuk mengelompokkan data ke dalam jangkauan tertentu agar dapat memudahkan proses pengolahan data. Normalisasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu jangkauan (0.1) dan proses *preprocessing* menggunakan *Microsoft Excel.* Rumus perhitungan yang digunakan dapat dilihat pada persamaan 3.1 dan data yang akan dilakukan normalisasi yaitu berupa data mingguan seperti yang terlihat padat tabel 3.2.

Rumus perhitungan normalisasi data yang digunakan adalah :

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

Di mana,

X'= Data hasil normalisasi
X = Data asli/ data awal
A = Nilai maksimum data asli
B = Nilai minimum data asli

Tahapan selanjutnya yaitu sebelum dilakukan pengujian terhadap metode *Neural Network* dilakukan penentuan jumlah presentase data *training* yaitu 90% dan *testing* sebesar 10% terhadap data yang akan dilakukan uji coba.

TAHAP PENGOLAHAN DATA

Dari data yang ada berupa data *univariat* kemudian dilakukan normalisasi data kemudian dari data yang telah dilakukan normalisasi susunan datanya dari *ascending* kemudian diubah kedalam ke *descending* selanjutnya dari data *time series univariat* ke dalam bentuk *multivariat*. kemudian dari data yang ada terlebih dahulu adalah *univariat* menjadi data *multivariate.* Adapun pola data yang digunakan adalah pola data *time series* (*Univariate* ke *Multivariate*)

Table 2. Pola data time series (Univariate ke Multivariate)

Pattern	*Input Log*	*Output/Target*
1	*x1, x2, x3, x4, …, xp*	*1*
2	*x2, x3, x4, x5, …, xp+1*	*2*
3	*x3, x4, x5, x6, …, xp+2*	*3*
..	*…*	
m-p	*xm-p, xm-p+1, xm-p+2, …, xm-1*	

Dari data yang telah dilakukan perubahan dari *univariat* kedalam bentuk *multivariate.* Hal tersebut dilakukan untuk mengetahui pola data paling baik yang akan diproses dengan menggunakan algoritma *Neural Network.*

PENGOLAHAN DATA

Pengolahan data adalah manipulasi data agar menjadi bentuk yang lebih berguna. Olehnya dihasilkan

data sebanyak 352 *record* untuk data keseluruhan. Adapun data tersebut adalah adalah sebagai berikut :

Table 3. Data Times Series

Kabupaten	Jumlah Penduduk Miskin Menurut Kabupaten/Kota (Ribu Jiwa)										
	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	202
Merauke	28.60	27.59	26.79	26.00	21.87	23.96	24.28	24.06	23.72	23.49	22.
Jayawijaya	84.60	81.61	78.73	85.03	81.12	81.12	83.00	81.94	82.90	83.23	81.
Jayapura	21.40	20.64	20.00	20.91	17.02	18.23	16.76	16.31	17.19	17.19	16.
Nabire	44.30	42.73	41.45	38.05	33.13	34.12	36.99	36.68	37.06	37.14	36.
Kepulauan Yapen	28.20	27.20	26.41	25.99	23.87	25.23	25.53	25.35	26.30	27.19	27.
Biak Numfor	42.50	41.00	39.70	40.97	37.53	37.76	38.10	36.63	37.93	38.60	38.
Paniai	65.70	63.38	61.49	64.89	58.82	61.34	65.18	63.38	64.45	65.54	65.
Puncak Jaya	45.20	43.60	41.59	44.84	41.16	43.06	44.27	44.16	45.51	45.89	46.
Mimika	41.80	40.32	38.73	40.17	32.22	32.85	30.12	31.15	31.18	31.79	31.
Boven Digoel	14.50	13.99	13.58	14.37	11.65	12.20	13.38	13.10	13.70	13.54	13.
Mappi	27.20	26.24	25.44	25.85	23.46	24.60	24.82	24.31	25.21	26.10	26.
Asmat	27.40	26.43	25.59	28.90	25.37	25.05	24.97	25.05	26.02	25.80	25.
Yahukimo	77.40	74.66	72.41	76.10	69.89	74.37	74.54	73.27	74.02	73.92	71.
Pegunungan Bintang	26.20	25.27	24.32	25.93	23.27	22.51	22.79	22.41	22.81	23.01	23.
Tolikara	47.90	46.20	44.84	47.83	42.77	45.72	45.33	44.47	45.54	45.65	44.
Sarmi	7.10	6.85	6.58	6.30	4.80	5.05	5.13	5.23	5.67	5.80	5.7
Keerom	11.80	11.38	11.04	12.10	10.18	8.46	9.26	9.14	9.40	9.55	9.4
Waropen	10.00	9.65	9.72	10.10	9.11	8.89	8.97	9.03	9.26	9.68	9.4
Supiori	7.30	7.04	6.98	7.06	6.42	7.20	6.99	7.09	7.76	7.97	7.7
Mamberamo Raya	7.40	7.14	6.89	6.84	6.20	6.31	6.42	6.63	6.94	6.96	6.9
Nduga	34.60	33.38	32.30	34.73	33.38	33.38	36.72	36.07	37.14	37.60	36.
Lanny Jaya	71.70	69.16	67.17	71.57	67.22	72.13	72.13	69.78	71.08	70.60	68.
Mamberamo Tengah	19.00	18.56	18.03	17.16	16.20	16.36	17.88	17.20	17.75	17.79	17.
Yalimo	22.80	21.99	21.35	22.41	20.66	21.36	21.36	21.18	21.64	21.48	20.
Puncak	42.00	40.51	38.79	42.09	38.65	39.88	40.53	40.17	42.10	43.09	42.
Dogiyai	28.30	27.30	26.51	28.93	26.55	26.68	29.15	28.75	29.32	30.37	28.
Intan Jaya	18.60	17.94	17.39	18.39	17.22	18.84	20.53	20.29	20.80	21.10	20.
Deiyai	32.10	30.96	30.10	31.79	30.44	31.63	31.72	31.33	31.50	31.87	30.
Kota Jayapura	45.50	43.89	42.47	44.25	33.92	34.34	34.48	33.51	33.74	34.42	33.
Provinsi Papua	961.20	946.62	916.36	960.56	864.11	859.15	911.33	897.69	917.63	926.36	911

NORMALISASI DATA

Dari rumus normalisasi data 3.1 yang telah dijelaskan
maka dengan menggunakan data awal dilakukan normalisasi data dengan cara sebagai berikut

X1 = (0,8*(920,44-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-60,76/ -976,4) + 0.1
= 0,149783

X 2 = (0,8*(34,79-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-946,41/ -976,4) + 0.1
= 0,875428

X3 = (0,8*(30;83-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-950,37) / -976,4) + 0.1

= 0,878673

X4 = (0,8*(21,31-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-959,89) / -976,4)+ 0.1

= 0,886473

X5 = (0,8*(28,38-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-952,82) / -976,4)+ 0.1

= 0,88068

X6 =(0,8*(40,78-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-940,42) / -976,4)+ 0.1

= 0,87052

X7 = (0,8*(22,32-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-958,88) / -976,4) + 0.1

= 0,885645

X8 = (0,8*(19,66-981,2)/(4,8-981,2))+0,1

= 0.8 * (-961,54) / -976,4) + 0.1

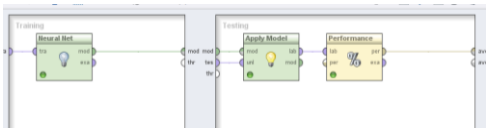
=0,887825

Analisis *Neural Network*

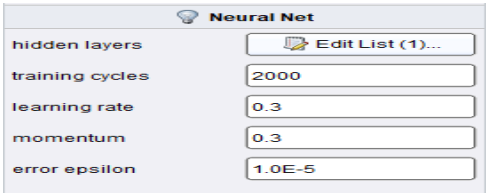
Proses analisis NN diawali dengan menentukan data periode terbaik untuk mendapatkan nilai RMSE terkecil. Penentuan data periode terbaik sendiri diawali dengan menentukan terlebih dahulu nilai
Hidden Layer, Traning Cycles, Learning Rate, dan *Momentum* yang diolah dengan menggunakan RapidMiner, yaitu *tools* yang digunakan untuk menganilisis data mining sebagaimana gambar di bawah ini.



Gambar 2. Proses Penentuan RMSE Terkecil (RapidMiner 2022)



Gambar 3. Proses di dalam Validation (RapidMiner 2022)



Gambar 4. Penentuan parameter (RapidMiner 2022)

Dalam menentukan data periode terbaik dengan RapidMiner, Peneliti melakukan analisis data sebanyak dua belas (12) kali dengan cara menambahkan jumlah data perperiode. Dari hasil olah data tersebut, Data Periode Terbaik terdapat pada periode kedelapan, dengan uraian berikut :

Table 4 . Data Periode Terbaik

xt-8	xt-7	xt-6	xt-5	xt-4	xt-3	xt-2	xt-1	xt
0,841	0,888	0,886	0,871	0,881	0,886	0,879	0,875	0,150
0,870	0,841	0,888	0,886	0,871	0,881	0,886	0,879	0,875
0,898	0,870	0,841	0,888	0,886	0,871	0,881	0,886	0,879
0,898	0,898	0,870	0,841	0,888	0,886	0,871	0,881	0,886
0,896	0,898	0,898	0,870	0,841	0,888	0,886	0,871	0,881
0,896	0,896	0,898	0,898	0,870	0,841	0,888	0,886	0,871
0,899	0,896	0,896	0,898	0,898	0,870	0,841	0,888	0,886
0,864	0,899	0,896	0,896	0,898	0,898	0,870	0,841	0,888
0,885	0,864	0,899	0,896	0,896	0,898	0,898	0,870	0,841
0,844	0,885	0,864	0,899	0,896	0,896	0,898	0,898	0,870
0,883	0,844	0,885	0,864	0,899	0,896	0,896	0,898	0,898
0,882	0,883	0,844	0,885	0,864	0,899	0,896	0,896	0,898
0,893	0,882	0,883	0,844	0,885	0,864	0,899	0,896	0,896
0,879	0,893	0,882	0,883	0,844	0,885	0,864	0,899	0,896
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867	0,100	0,881
0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867	0,100
0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867
0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878
0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889
0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881
0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870
0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885
0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888
0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845
0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876
0,881	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898
0,882	0,881	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898
0,892	0,882	0,881	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896

Sumber : Hasil Olah Data 2022

Hidden Layer

Hidden Layer pada penelitian ini menggunakan skala 2 sampai dengan 20. Dari hasil olah data yang dilakukan, ditemukan bahwa hasil

RMSE terkecil ada pada hiden layer 6 yaitu sebesar 0.121 sebagaimana yang ditampilkan pada tabel di bawah ini :

***Table 5.* Hidden Layer**

Hiden layer	training cyle	learning rate	momentum	rmse
2	500	0,3	0,2	0,135
3	500	0,3	0,2	0,137
4	500	0,3	0,2	0,128
5	500	0,3	0,2	0,135
6	500	0,3	0,2	0,121
7	500	0,3	0,2	0,123
8	500	0,3	0,2	0,136
9	500	0,3	0,2	0,141
10	500	0,3	0,2	0,124
11	500	0,3	0,2	0,124
12	500	0,3	0,2	0,123
13	500	0,3	0,2	0,145
14	500	0,3	0,2	0,136
15	500	0,3	0,2	0,134
16	500	0,3	0,2	0,168
17	500	0,3	0,2	0,125
18	500	0,3	0,2	0,125
19	500	0,3	0,2	0,149
20	500	0,3	0,2	0,144

Sumber : Hasil Olah Data 2021

Training Cycles

Setelah didapatkan *hidden layer* terbaik yaitu 6, maka proses selanjutnya adalah mencari *training cycles.* T*raining cycles* pada penelitian ini menggunakan skala 100 sampai dengan 2000. Dari hasil olah data yang dilakukan, ditemukan bahwa RMSE terbaik berada pada skala 2000 dengan nilai RMSE adalah 0,074 sebagaimana yang digambarkan pada tabel di bawah ini :

***Table 6.* Training Cycles**

Hiden layer	training cyle	learning rate	momentum	rmse
6	100	0,3	0,2	0,123
6	200	0,3	0,2	0,123
6	300	0,3	0,2	0,123
6	400	0,3	0,2	0,123
6	500	0,3	0,2	0,121
6	600	0,3	0,2	0,121
6	700	0,3	0,2	0,119
6	800	0,3	0,2	0,119
6	900	0,3	0,2	0,118
6	1100	0,3	0,2	0,116
6	1200	0,3	0,2	0,111
6	1300	0,3	0,2	0,1
6	1400	0,3	0,2	0,091
6	1500	0,3	0,2	0,089
6	1600	0,3	0,2	0,085
6	1700	0,3	0,2	0,082
6	1800	0,3	0,2	0,079
6	1900	0,3	0,2	0,076
6	2000	0,3	0,2	0,074

Sumber : Hasil Olah Data 2022

Learning Rate

Setelah didapatkan *hidden layer* terbaik yaitu 6 dan *training cycles* terbaik yaitu 2000 maka proses selanjutnya adalah mencari *learning rate.* Skala *Learning Rate* yang digunakan adalah 0,1 sampai dengan 1.

Dari hasil olah data yang dilakukan, ditemukan bahwa learning rate terbaik berada pada skala 0,3 dengan nilai RMSE adalah 0,074 sebagaimana yang ditampilkan pada tabel di bawah ini

Table 7. **Learning Rate**

Hiden layer	training cyle	learning rate	momentum	rmse
6	2000	0,1	0,2	0,109
6	2000	0,2	0,2	0,098
6	2000	0,3	0,2	0,074
6	2000	0,4	0,2	0,086
6	2000	0,5	0,2	0,095
6	2000	0,6	0,2	0,122
6	2000	0,7	0,2	0,135
6	2000	0,8	0,2	0,142
6	2000	0,9	0,2	0,142
6	2000	1	0,2	0,128

Sumber : Hasil Olah Data 2022

Momentum

Setelah didapatkan *hidden layer* terbaik yaitu 6, *training cycles* terbaik yaitu 2000, dan *learning rate* terbaik yaitu 0.3 maka proses selanjutnya adalah mencari nilai momentum. Penentuan momentum menggunakan skala 0,1 sampai dengan 09.Dari hasil olah data yang dilakukan, ditemukan bahwa momentum terbaik berada pada skala 0,2 dengan nilai RMSE adalah 0,072 sebagaimana yang ditampilkan pada tabel di bawah ini :

Table 8. Momentum

Hiden layer	training cyle	learning rate	Momentum	rmse
6	2000	0,3	0,1	0,079
6	2000	0,3	0,2	0,074
6	2000	0,3	0,3	0,072
6	2000	0,3	0,4	0,072
6	2000	0,3	0,5	0,089
6	2000	0,3	0,6	0,121
6	2000	0,3	0,7	0,051
6	2000	0,3	0,8	0,139
	2000	0,3	0,9	0,178

Sumber : Hasil Olah Data 2022

Setelah mendapatkan nilai *Hidden Layer, Traning Cycles, Learning Rate*, dan *Momentum*, nilai-nilai tersebut dimasukan dalam Parameter *Neural Network* dan didapatkan nilai RMSE terbaik yaitu 0,072, sebagaimana pada tabel di bawah ini.

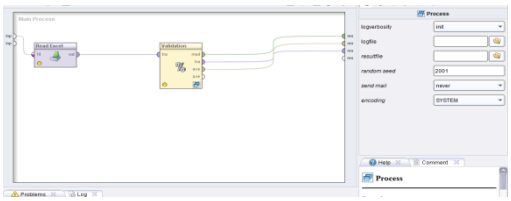
Table 9. Parameter NN

Hidden Layer	*Training Cycles*	*Learning Rate*	Momentum	RMSE
6	2000	0.3	0.3	0.072

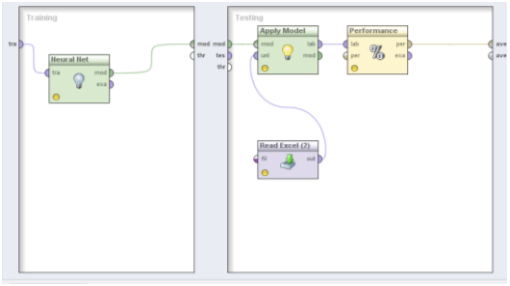
Sumber : Hasil Olah Data 2022

HASIL PREDIKSI

Sebagaimana di jelaskan sebelumnya bahwa dalam melakukan prediksi Peneliti menggunakan Rapid Miner dan Microsoft Excel sebagai *tools* dalam pengelolaan datanya. Proses yang di dalam Rapid Miner untuk melakukan prediksi sama seperti proses penentuan Paramater NN. Bedanya pada proses ini, hasil pada proses pertama (parameter yang dihasilkan pada proses pertama) yang menjadi parameter pada proses ini. Data hasil periode terbaik dimasukan dalam RapidMiner untuk divalidasi. Proses ini menghasilkan parameter NN yang akan digunakan dalam melakukan prediksi pertumbuhan penduduk yang pada akhirnya akan menghasilkan prediksi pertumbuhan penduduk. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada gambar di bawah ini.



Gambar 5. Proses* Neural Network *(RapidMiner 2021)



Gambar 6. Proses di dalam Validation (RapidMiner 2021)

Adapun hasil prediksi dengan menggunakan parameter NN terbaik dengan aplikasi RapidMiner dapat dilihat pada tabel di bawah ini :

Table 10. Hasil prediksi

Row No	Xt	Prediction (xt)	xt-8	xt-7	xt-6	xt-5	xt-4	xt-3	xt-2	xt-
1	0,883	0,866	0,870	0,852	0,868	0,871	0,892	0,882	0,882	0,8
2	0,843	0,865	0,882	0,870	0,852	0,868	0,871	0,892	0,882	0,8
3	0,882	0,867	0,869	0,882	0,870	0,852	0,868	0,871	0,892	0,8
4	0,882	0,865	0,887	0,869	0,882	0,870	0,852	0,868	0,871	0,8
5	0,892	0,867	0,837	0,887	0,869	0,882	0,870	0,852	0,868	0,8
6	0,871	0,865	0,881	0,837	0,887	0,869	0,882	0,870	0,852	0,8
7	0,868	0,933	0,001	0,881	0,837	0,887	0,869	0,882	0,870	0,8
8	0,852	0,868	0,867	0,001	0,881	0,837	0,887	0,869	0,882	0,8
9	0,870	0,880	0,878	0,867	0,001	0,881	0,837	0,887	0,869	0,8
10	0,882	0,922	0,889	0,878	0,867	0,001	0,881	0,837	0,887	0,8
11	0,869	0,884	0,881	0,889	0,878	0,867	0,001	0,881	0,837	0,8
12	0,887	0,906	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867	0,001	0,881	0,8
13	0,837	0,860	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867	0,001	0,8
14	0,881	0,918	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867	0,001
15	0,001	0,866	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878	0,867
16	0,867	0,865	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889	0,878
17	0,878	0,864	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881	0,889
18	0,889	0,865	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870	0,881
19	0,881	0,865	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885	0,870
20	0,870	0,864	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888	0,885
21	0,885	0,863	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845	0,888
22	0,888	0,865	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876	0,845
23	0,845	0,864	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898	0,876
24	0,876	0,865	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898	0,898
25	0,898	0,864	0,881	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896	0,898
26	0,898	0,865	0,882	0,881	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894	0,896
27	0,896	0,866	0,892	0,882	0,881	0,841	0,882	0,865	0,898	0,894
28	0,894	0,865	0,870	0,892	0,882	0,881	0,841	0,882	0,865	0,898
29	0,898	0,866	0,867	0,870	0,892	0,882	0,881	0,841	0,882	0,865
30	0,865	0,865	0,850	0,867	0,870	0,892	0,882	0,881	0,841	0,882
31	0,882	0,867	0,869	0,850	0,867	0,870	0,892	0,882	0,881	0,841
32	0,841	0,865	0,881	0,869	0,850	0,867	0,870	0,892	0,882	0,881

Sumber : Hasil Olahan Data 2022

DENORMALISASI DATA

Sebelum menampilkan hasil akhir dari prediksi yang akan dilakukan data normalisasi dari proses analisis NN akan diubah ke data aktual dengan cara denormalisasi data menggunakan rumus seperti yang telah peneliti jelaskan di bab III. Adapun prosesnya adalah sebagai Berikut

X 1 = (0.866 - (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 940,232

X 2 = (0.865 - (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 938,771

X 3 = (0.867- (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 940,340

X 4 = (0.865 - (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 938,631

X 5 = (0.867- (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 941,336

X 6 = (0.865- (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 938,928

X 7 = (0.933- (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 1021,063

X 8 = (0.868- (0.1)) * (981,2 – 4,8) / 0.8 + 4,8
= 942,433

PENUTUP

Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan penelitian ini maka dapat ditarik kesimpulan :

1. Algoritma neural network dapat mengimplementasikan dalam memprediksi kemiskinan di provinsi papua.
2. Hasil prediksi kemiskinan di provinsi papua menggunakan algoritma *neural network* bahwa tingkat akurat algoritma Neural Network dalam memprediksi kemiskinan baik. Hal ini dibuktikan dengan tingkat RMSE terkecil saja masih di angka 0.072. dan setelah dilakukan pengujian menggunakan perhitungan di Microsoft Excel terlihat bahwa hasil prediksi dari tahun 2010-2021 dan *range error* data hasil denormalisasi data dengannilai range dari 1045,183 sampai dengan 0,843. Dengan

demikian dapat disimpulkan bahwa tingkat keakuratan dari data prediksi kemiskinan di provinsi papua menggunakan metode NN masih terlalu rendah.

SARAN

1. Penerapan algoritma *neural network* dalam prediksi kemiskinan di provinsi papua masih kurang akurat sehingga dianggap tidak baik untuk digunakan dalam memprediksi data kemiskinan
2. Penelitian ini masih terbatas pada uji kelayakan penggunaaan algoritma *neural network* untuk data kemiskinan di Provinsi Papua Untuk itu disarankan kepada peneliti berikutnya untuk melakukan penelitian lanjutan terkait data yang sama dengan dengan menggunakan algoritma prediksi lainnya..

DAFTAR PUSTAKA

[1]. As'ad, B. (2016). Prediksi Keputusan Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes, One-R, Dan Decision Tree Decision Prediction Using Classification Method Naive Bayes, One-R, and Decision Tree. *Jurnal Penelitian Komunikasi Dan Opini Publik*, *1*(20), 1–10.

[2]. Budiyanto. (2005). *Pengantar_Algoritma_dan_Pemrograman_1-with-cover-page-v2*. *0644*, 72–79.

[3]. Citra, P., Jauh, P., & Neural, P. (1960). *Bab 5 Penerapan Neural Network Dalam Klasifikasi Citra Penginderaan Jauh*. 51–68.

[4]. Hildegunda, W. (2010). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Penduduk Miskin di Wilayah Pemekaran Tingkat Kabupaten (Studi Kasus Perbandingan Jumlah Penduduk Miskin Sebelum Dan Sesudah Pemekaran di Kabupaten Nagekeo Propinsi NTT Tahun 2005-2009). *Journal of Chemical Information and Modeling*, *53*(9), 1689–1699.

[5]. Inge S, et al. (2013). No Titleسلطنه عمان. *Occupational Medicine*, *53*(4), 130.

[6]. Kunci, K. (2022). *Data mining, DM, Naïve Bayes, Klasifikasi*. *10*(2).

[7]. Nasution, Y. R. (2006). *Algoritma dan Pemrograman II*. *17150069*(Bab Iii).

[8]. Network, N., Network, N., & Network, N. (n.d.). *BAB II*. 6–18.

[9]. Pratiwi, E. D., Ashar, K., & Syafitri, W. (2020). Dampak Kemiskinan Terhadap Pola Mobilitas Tenaga Kerja Antarsektor Di Indonesia. *Jurnal Kependudukan Indonesia*, *15*(1), 1. https://doi.org/10.14203/jki.v15i1.473

[10]. Pristanti, Y. D., & Windana, F. (2015). Pengembangan Metode Neural Networks untuk Menentukan Karakter Seseorang. *Jurnal STT STIKMA Internasional*, *6*(1), 9–27.

[11]. Purwati, N., & Januanti, A. D. (2021). *Prediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa dengan Algoritma Naive Bayes*. *2*(1), 126–137.

[12]. Ridwan, M., Arifin, Z., & Yulianto, Y. (2016). Rancang Bangun E-Voting Dengan Menggunakan Keamanan Algoritma Rivest Shamir Adleman (RSA) Berbasis Web

(Studi Kasus : Pemilihan Ketua Bem Fmipa). *Jurnal Informatika Mulawarman ISSN 1858-4853*, *11*(2), 22. https://doi.org/10.30872/jim.v11i2.210

[13]. Salman, R. (2018). Problematika Kemiskinan. *Universitas Islam Riau*, *7*, 40.

[14]. Wijaya, A. H. (2019). Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Beban Listrik Dengan Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal CoreIT*, *5*(2), 61–70.Zuhdiyaty, N., & Kaluge, D. (2018). Analisis Faktor - Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Di Indonesia Selama Lima Tahun Terakhir. *Jurnal Ilmiah Bisnis Dan Ekonomi Asia*, *11*(2), 27–31. https://doi.org/10.32812/jibeka.v11i2.42