



## Memprediksi Angka Melek Huruf Umur 15-59 Tahun Di Indonesia Dengan Metode Conjugate Gradient Polak Rebiere

Jenni Hartati Sinaga<sup>1</sup>, Abdi Rahim Damanik<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Teknik Informatika, Stikom Tunas Bangsa

Jln. Sudirman Blok A No. 1, 2, dan 3 Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia

E-mail : <sup>1</sup>jennihartatisinaga31@gmail.com, <sup>2</sup>abdirahimdamanikstikom.ac.id

### Article Info

#### Article history:

Received Oct 20, 2023

Revised Feb 10, 2024

Accepted Mar 15, 2024

#### Kata Kunci:

Jaringan Saraf Tiruan  
Conjugate Gradient Polak Rebiere  
Angka Melek Huruf di Indonesia  
Matlab  
Prediksi

#### Keywords:

Artificial Neural Network  
Conjugate Gradient Polak  
Rebiere  
Literacy Rate in Indonesia  
Matlab  
Prediction

### ABSTRAK

Angka Melek Huruf adalah kemampuan membaca dan menulis huruf latin dan huruf lainnya, tanpa harus mengerti apa yang dibaca/ditulisnya terhadap penduduk 15 tahun keatas. Angka Melek Huruf juga dapat menjadi indikator melihat perkembangan pendidikan penduduk. Tujuan dari tulisan ini adalah untuk memprediksi Angka Melek Huruf di Indonesia, sehingga pemerintah memiliki tolak ukur dalam menentukan kebijakan untuk lebih meningkatkan kesejahteraan masyarakat. Rumusan masalah dari studi ini adalah bagaimana model arsitektur jaringan yang paling tepat untuk memprediksi Angka Melek Huruf di Indonesia. Sementara itu, tujuan yang hendak dicapai adalah mendapatkan model terbaik untuk memprediksi Angka Melek Huruf di Indonesia berdasarkan data BPS. Penelitian ini menggunakan 3 model arsitektur. Dari ke 3 model ini, model arsitektur yang terbaik adalah 4-20-1 dengan nilai MSE sebesar 0,0000007076 dan dengan akurasi 100% pada epoch 98.

### ABSTRACT

*Literacy rate is the ability to read and write Latin letters and other letters, without having to understand what they are reading/writing for people aged 15 years and over. The literacy rate can also be an indicator of the population's educational development. The purpose of this article is to predict the literacy rate in Indonesia, so that the government has a benchmark in determining policies to further improve people's welfare. The problem formulation of this study is what is the most appropriate network architecture model for predicting literacy rates in Indonesia. Meanwhile, the goal to be achieved is to get the best model to predict Literacy Rates in Indonesia based on BPS data. This research uses 3 architectural models. Of these 3 models, the best architectural model is 4-20-1 with an MSE value of 0.0000007076 and with 100% accuracy at epoch 98.*

This is an open access article under the CC BY-NC license.



#### Corresponding Author:

Jenni Hartati Sinaga,

Teknik Informatika, Stikom Tunas Bangsa

Jln. Sudirman Blok A No. 1, 2, dan 3 Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia

E-mail : jennihartatisinaga31@gmail.com

## 1. PENDAHULUAN

Angka Melek Huruf merupakan pencapaian pendidikan dasar dan program pemelekan huruf dalam memberikan keahlian melek huruf dasar terhadap penduduk, dengan cara ini diharapkan penduduk menerapkannya dalam kehidupan sehari-hari, sehingga dapat mengembangkan kondisi sosial dan ekonominya.(Belakang, 2019). Berdasarkan Badan Pusat Statistik (BPS), Angka Melek Huruf (AMH) adalah proporsi penduduk usia 15 tahun ke atas yang mempunyai kemampuan membaca dan menulis huruf latin dan huruf lainnya (tanpa harus mengerti apa yang di baca atau ditulisnya) terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas. Angka Melek Huruf dapat menjadi indikator untuk mengetahui perkembangan pendidikan penduduk, sebab semakin tinggi angka melek huruf atau kecakapan baca tulis, maka semakin tinggi pula mutu dan

kualitas SDM (Dores & Jolianis, 2014). Angka Melek Huruf merupakan indikator dasar karena membaca merupakan dasar utama dalam memperluas ilmu pengetahuan (Sudibia, et al., 2015).

Melek Huruf merupakan salah satu indikator pendidikan, akan tetapi melek huruf tidak serta menurunkan kemiskinan karena produktifitas tidak berkaitan dengan melek huruf melainkan dengan keterampilan dan teknologi yang memadai. Sebagai contoh digambarkan seseorang yang buta huruf yang tetapi ia memiliki keterampilan mengukir dan memahat ia dapat menghasilkan patung yang memiliki nilai ekonomi yang tinggi, atau seorang wanita buta huruf tetapi ia memiliki kemampuan dan cita rasa yang tinggi ia dapat memiliki usaha warung makan.(Kasus et al., 2011)

Angka melek huruf juga dapat menjadi indikator melihat perkembangan pendidikan penduduk.Semakin tinggi angka melek huruf atau kecakapan baca tulis, maka semakin tinggi pula mutu dan kualitas SDM. Penduduk yang bisa baca tulis diasumsikan memiliki kemampuan dan keterampilan karena dapat menyerap informasi baik itu lisian maupun tulisan (BPS, 2011:88).

Pada penelitian ini, penulis akan melakukan prediksi angka melek huruf di Indonesia dengan menerapkan algoritma Conjugate Gradient Polak Rebiere. Data yang digunakan diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS). Sumber data lima (5) tahun dari tahun 2018 sampai dengan tahun 2022.Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui jumlah angka melek huruf di Indonesia di tahun berikutnya dan menjangkau sejauh mana sistem pendidikan Indonesia berhasil dalam memberikan keterampilan membaca dan menulis kepada masyarakatnya serta meningkatkan kualitas pendidikan di Indonesia.

Pada penelitian-penelitian sebelumnya dari berbagai daerah Indonesia, contohnya Pada penelitian sebelumnya, Fadila, et.al., (2015) menduga AMH di Kabupaten Bangkalan menggunakan Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayes. Diperoleh rata-rata AMH untuk seluruh kecamatan di Kabupaten Bangkalan adalah 72,92 persen dengan standar deviasi sebesar 0,0832. Selain itu, Simbolon, et.al., (2018) melakukan prediksi presentase penduduk buta huruf di Indonesia untuk 3 tahun ke depan, yakni tahun 2018-2020 dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma Backpropagation arsitektur 4-14-1. Prediksi yang diperoleh memiliki akurasi 91 persen.

Rumusan masalah dari studi ini adalah bagaimana model arsitektur jaringan yang paling tepat untuk memprediksi Angka Melek Huruf di Indonesia. Sementara itu, tujuan yang hendak dicapai adalah mendapatkan model terbaik untuk memprediksi Angka Melek Huruf di Indonesia berdasarkan data BPS.(Ngurah & Wijayakusuma, 2020)

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Dataset

Mengumpulkan dan menyiapkan data sampel adalah langkah pertama dalam merancang model jaringan saraf tiruan. Data dalam penelitian ini diperoleh dari <https://www.bps.go.id/> Data yang diperoleh merupakan data melek huruf di Indonesia setiap tahun.

Tabel 1. Data Mentah Persentase Angka Melek Huruf Penduduk Umur 15-59 Tahun Menurut Provinsi

Provinsi	Angka Melek Huruf Penduduk Umur 15-59 Tahun Menurut Provinsi				
	2018	2019	2020	2021	2022
ACEH	99,45	99,59	99,56	99,64	99,62
SUMATERA UTARA	99,58	99,66	99,68	99,73	99,57
SUMATERA BARAT	99,73	99,79	99,77	99,80	99,86
RIAU	99,92	99,92	99,93	99,93	99,92
JAMBI	99,66	99,73	99,67	99,82	99,52
SUMATERA SELATAN	99,53	99,59	99,57	99,65	99,50
BENGKULU	99,56	99,69	99,70	99,88	99,49
LAMPUNG	99,02	99,17	99,30	99,49	99,32
KEP. BANGKA BELITUNG	98,79	99,16	99,07	99,18	99,18
KEP. RIAU	99,47	99,59	99,61	99,74	99,72
DKI JAKARTA	99,95	99,94	99,89	99,94	99,90
JAWA BARAT	99,81	99,85	99,90	99,91	99,62
JAWA TENGAH	97,73	97,82	97,97	98,19	98,06
DI YOGYAKARTA	98,71	98,83	99,02	99,30	99,15
JAWA TIMUR	96,58	96,72	96,79	97,11	97,48
BANTEN	98,84	98,83	99,11	99,31	99,39
BALI	97,01	98,11	98,34	98,78	99,09

<b>Provinsi</b>	<b>Angka Melek Huruf Penduduk Umur 15-59 Tahun Menurut Provinsi</b>				
	<b>2018</b>	<b>2019</b>	<b>2020</b>	<b>2021</b>	<b>2022</b>
NUSA TENGGARA TIMUR	94,76	95,76	95,76	96,48	97,29
KALIMANTAN BARAT	95,79	96,19	96,46	96,59	96,86
KALIMANTAN TENGAH	99,91	99,92	99,91	99,93	99,94
KALIMANTAN SELATAN	99,66	99,68	99,66	99,72	99,52
KALIMANTAN TIMUR	99,70	99,76	99,74	99,82	99,64
KALIMANTAN UTARA	97,46	98,19	98,60	98,60	98,67
SULAWESI UTARA	99,92	99,88	99,84	99,86	99,87
SULAWESI TENGAH	99,19	99,47	99,44	99,50	99,14
SULAWESI SELATAN	95,37	95,78	95,89	96,04	96,55
SULAWESI TENGGARA	97,27	97,46	97,53	97,54	98,22
GORONTALO	99,26	99,33	99,33	99,35	98,96
SULAWESI BARAT	95,36	96,02	95,54	95,81	96,46
MALUKU	99,41	99,56	99,56	99,56	99,56
MALUKU UTARA	99,77	99,79	99,71	99,74	99,71
PAPUA BARAT	98,16	98,47	98,23	98,71	98,46
PAPUA	77,12	78,10	77,97	79,04	81,53

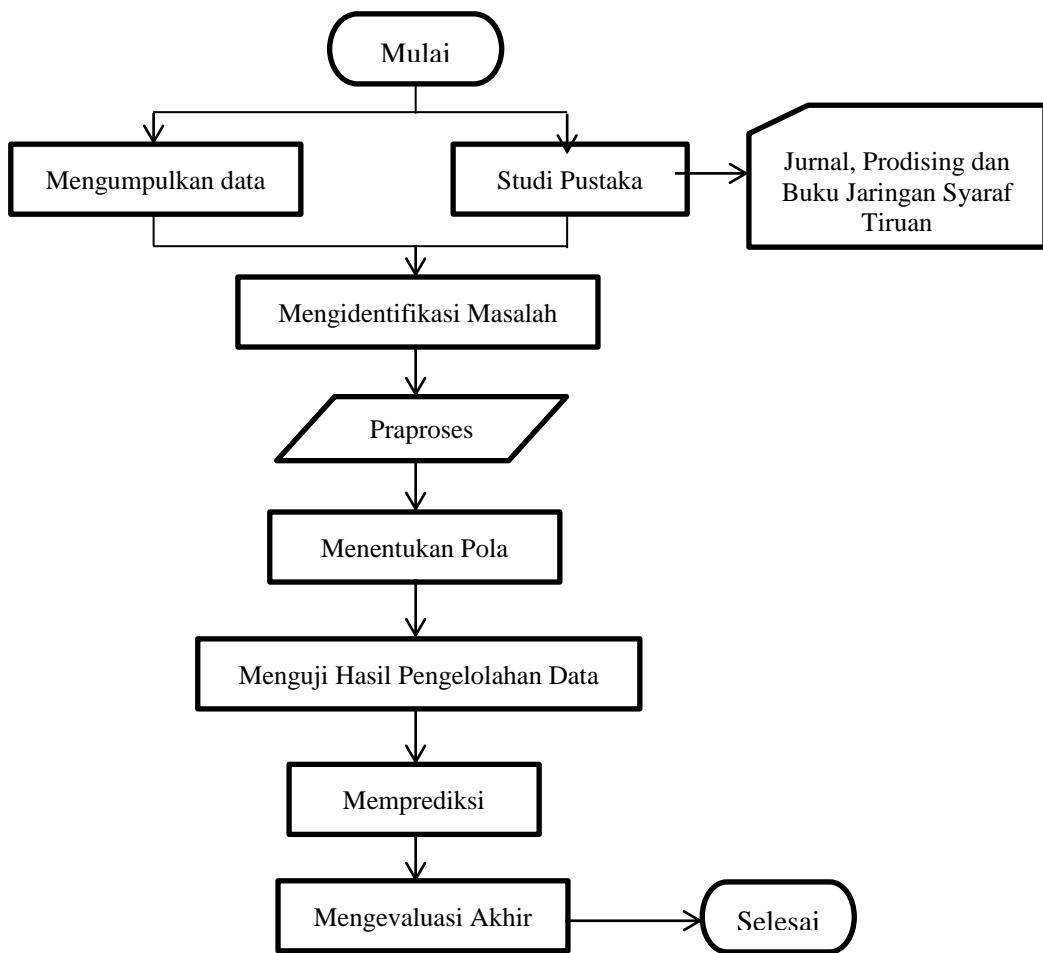
## 2.2 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah buatan digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. (Adi & Hutabarat, 2020) Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran otak manusia tersebut (M.F Andrijasa, 2010). Untuk JST tercipta sebagai suatu generalisasi model matematika dari pemahaman manusia (human cognition) yang didasarkan atas asumsi pemrosesan informasi terjadi pada elemen sederhana yang disebut neuron. Isyarat mengalir diantara sel saraf melalui suatu sambungan penghubung, setiap sambungan penghubung memiliki bobot yang bersesuaian dan setiap sel saraf akan merupakan fungsi aktivasi terhadap isyarat hasil penjumlahan berbobot yang masuk kepadanya untuk menentukan isyarat keluarannya (Puspitaningrum D., 2006). (Lesnussa et al., 2015)

## 2.3 Algoritma Conjugate Gradient Polak Ribiere

Conjugate gradient adalah algoritma yang digunakan untuk solusi numerik dari sistem persamaan linear tertentu, yaitu matriks yang simetris dan bernilai positif. Algoritma conjugate gradien akan bekerja pada sistem di mana matriks A simetris, dan pasti positif (tidak perlu dominan secara diagonal dalam kasus ini). Definitif positif berarti bahwa untuk setiap  $x$  yang tidak semuanya nol (McClaren, 2018). Algoritma Conjugate gradient sering diimplementasikan sebagai algoritma iteratif, terutama untuk penyebaran sistem yang terlalu besar untuk ditangani oleh implementasi langsung atau metode langsung lainnya seperti dekomposisi Cholesky. Penyebaran Sistem sering muncul ketika memecahkan persamaan diferensial parsial atau masalah optimasi secara numerik. Algoritma Conjugate gradient juga dapat digunakan untuk memecahkan masalah optimasi yang tidak terbatas seperti minimalisasi energi seperti yang dikembangkan oleh (Hestenes and Stiefel, 1952; Straeter, 1971). Algoritma Conjugate gradient biasanya jauh lebih efisien daripada metode berbasis gradient descent, karena waktu penyelesaian yang lebih cepat dan iterasi yang tidak terlalu banyak (Berisha and Nagy, 2014). (Conjugate et al., 2018).

## 2.4 Alur Penelitian



**Gambar 1 Alur Penelitian**

- 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 dan atribut data yang bertujuan untuk mempermudah dalam pemahaman isi record data, dan melakukan seleksi data dengan memperhatikan kekonsistennan data .
- Menentukan Model Hasil  
pada tahap ini beberapa model bagian jaringan Saraf tiruan dengan metode Conjugate Gradiend Polak Rabiere untuk menentukan sebuah pola.
- Menguji Hasil  
Pengolahan Data Dalam pengujian hasil pengolahan data digunakan sebuah software Matlab R2011b.
- Pemprediksi  
Prediksi dilakukan berdasarkan model arsitektur terbaik.
- Mengevaluasi Hasil Akhir  
Evalusi hasil akhir ini untuk melihat dan mengetahui hasil akhir dari testing pengolahan data.

### 3. HASIL AND PEMBAHASAN

#### 3.1 Normalisasi Data

Data penelitian pada tabel 1 akan di normalisasi dengan menggunakan persamaan (1) yang akan menghasilkan nilai antara 0 dan 1 (Tidak boleh 0 dan 1, apalagi lebih dari itu), karena hal itu sudah merupakan ketentuan dari normalisasi.

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0,1$$

Keterangan :

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

Traincgp merupakan fungsi pelatihan jaringan yang memperbarui nilai bobot dan nilai bias sesuai algoritma Conjugate gradient backpropagation dengan Polak-Ribiere updates. Sintaksis: net.trainFcn = 'traincgp' // untuk menetapkan properti jaringan trainFcn. [net,tr] = train(net,...) // untuk melatih jaringan dengan traincgp. Pelatihan (training) terjadi sesuai dengan parameter pelatihan traincgp. Adapun parameter default dari algoritma Conjugate gradient Polak-Ribiere .(Conjugate et al., 2018)Jaringan Saraf Tiruan : Algoritma Peramalan/ Prediksi dan Implementasi updates yang akan digunakan di Aplikasi Matlab untuk proses prediksi dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 2. Parameter dan Kode program

Kode training	Kode testing
<pre>&gt;&gt;net=newff(minmax(P),[5,1],{'tansig','logsig'},'traincgp'); &gt;&gt;net.LW{1,1}; &gt;&gt;net.b{1}; &gt;&gt;net.LW{2,1}; &gt;&gt;net.b{2}; &gt;&gt;net.trainParam.epochs=1000; &gt;&gt;net.trainParam.show = 25; &gt;&gt;net.trainParam.showCommandLine = false; &gt;&gt;net.trainParam.showWindow = true; &gt;&gt;net.trainParam.goal = 0; &gt;&gt;net.trainParam.time = inf; &gt;&gt;net.trainParam. min_grad= 1e-10; &gt;&gt;net.trainParam.max_fail = 6; &gt;&gt;net.trainParam.searchFcn = 'srchcha'; &gt;&gt;net=train(net,T,P) [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,T,[],[],P)</pre>	<pre>&gt;&gt;net=newff(minmax(PP),[5,1],{'tansig','logsig'},'traincgp'); &gt;&gt;net.LW{1,1}; &gt;&gt;net.b{1}; &gt;&gt;net.LW{2,1}; &gt;&gt;net.b{2}; &gt;&gt;net.trainParam.epochs=1000; &gt;&gt;net.trainParam.show = 25; &gt;&gt;net.trainParam.showCommandLine = false; &gt;&gt;net.trainParam.showWindow = true; &gt;&gt;net.trainParam.goal = 0; &gt;&gt;net.trainParam.time = inf; &gt;&gt;net.trainParam. min_grad= 1e-10; &gt;&gt;net.trainParam.max_fail = 6; &gt;&gt;net.trainParam.searchFcn = 'srchcha'; &gt;&gt;net=train(net,TT,PP) [a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,TT,[],[],PP)</pre>

Tabel 3. Data *Training* Angka Melek Huruf Menurut Provinsi Setelah Di Normalisasi

2018	2019	2020	2021	Target
0,887385	0,886334	0,889137	0,889137	0,889137
0,889838	0,890539	0,892291	0,892291	0,892291
0,894393	0,893693	0,894744	0,894744	0,894744
0,898949	0,899299	0,899299	0,899299	0,899299
0,892291	0,890188	0,895445	0,895445	0,895445
0,887385	0,886684	0,889488	0,889488	0,889488
0,890889	0,891240	0,897547	0,897547	0,897547
0,872668	0,877223	0,883881	0,883881	0,883881
0,872317	0,869163	0,873018	0,873018	0,873018
0,887385	0,888086	0,892641	0,892641	0,892641
0,899650	0,897898	0,899650	0,899650	0,899650
0,896496	0,898248	0,898598	0,898598	0,898598

2018	2019	2020	2021	Target
0,825361	0,830618	0,838327	0,838327	0,838327
0,860753	0,867411	0,877223	0,877223	0,877223
0,786816	0,789269	0,800482	0,800482	0,800482
0,860753	0,870565	0,877573	0,877573	0,877573
0,835523	0,843583	0,859001	0,859001	0,859001
0,640342	0,638239	0,638590	0,638590	0,638590
0,753176	0,753176	0,778406	0,778406	0,778406
0,768244	0,777705	0,782260	0,782260	0,782260
0,898949	0,898598	0,899299	0,899299	0,899299
0,890539	0,889838	0,891940	0,891940	0,891940
0,893342	0,892641	0,895445	0,895445	0,895445
0,838327	0,852694	0,852694	0,852694	0,852694
0,897547	0,896145	0,896846	0,896846	0,896846
0,883180	0,882129	0,884231	0,884231	0,884231
0,753876	0,757731	0,762987	0,762987	0,762987
0,812746	0,815199	0,815550	0,815550	0,815550
0,878274	0,878274	0,878975	0,878975	0,878975
0,762286	0,745466	0,754928	0,754928	0,754928
0,886334	0,886334	0,886334	0,886334	0,886334
0,894393	0,891590	0,892641	0,892641	0,892641
0,848138	0,839728	0,856548	0,856548	0,856548
0,134341	0,129785	0,167280	0,167280	0,167280
0,887385	0,886334	0,889137	0,889137	0,889137

Tabel 4. Data Testing Angka Melek Huruf Menurut Provinsi Setelah Di Normalisasi

2019	2020	2021	2022	Target
0,887255	0,886163	0,889076	0,888348	0,888348
0,889804	0,890533	0,892353	0,886527	0,886527
0,894538	0,893810	0,894902	0,897087	0,897087
0,899272	0,899636	0,899636	0,899272	0,899272
0,892353	0,890168	0,895630	0,884706	0,884706
0,887255	0,886527	0,889440	0,883978	0,883978
0,890897	0,891261	0,897815	0,883614	0,883614
0,871962	0,876695	0,883614	0,877424	0,877424
0,871598	0,868320	0,872326	0,872326	0,872326
0,887255	0,887984	0,892717	0,891989	0,891989
0,900000	0,898179	0,900000	0,898543	0,898543
0,896723	0,898543	0,898908	0,888348	0,888348
0,822804	0,828266	0,836277	0,831543	0,831543
0,859581	0,866500	0,876695	0,871234	0,871234
0,782749	0,785298	0,796950	0,810423	0,810423
0,859581	0,869777	0,877060	0,879973	0,879973
0,833364	0,841739	0,857761	0,869049	0,869049
0,630542	0,628357	0,628721	0,665863	0,665863
0,747792	0,747792	0,774010	0,803505	0,803505
0,763450	0,773282	0,778015	0,787847	0,787847
0,899272	0,898908	0,899636	0,900000	0,900000
0,890533	0,889804	0,891989	0,884706	0,884706
0,893446	0,892717	0,895630	0,889076	0,889076
0,836277	0,851206	0,851206	0,853755	0,853755
0,897815	0,896359	0,897087	0,897451	0,897451
0,882886	0,881793	0,883978	0,870869	0,870869
0,748521	0,752526	0,757988	0,776559	0,776559
0,809695	0,812244	0,812608	0,837369	0,837369
0,877788	0,877788	0,878516	0,864315	0,864315
0,757260	0,739782	0,749613	0,773282	0,773282
0,886163	0,886163	0,886163	0,886163	0,886163

	2019	2020	2021	2022	Target
	0,894538	0,891625	0,892717	0,891625	0,891625
	0,846472	0,837733	0,855212	0,846108	0,846108
	0,104734	0,100000	0,138962	0,229631	0,229631
	0,887255	0,886163	0,889076	0,888348	0,888348

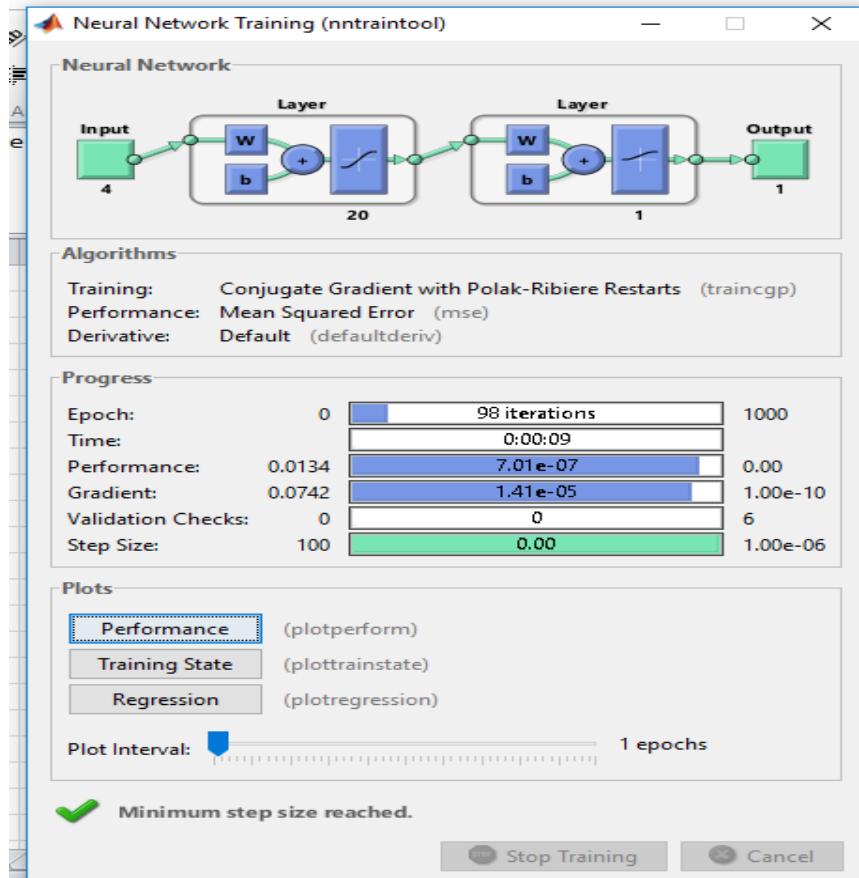
### 3.2 Pengujian dan Pelatihan

Pada penelitian ini menggunakan 3 model arsitektur pelatihan dan pengujian data yakni 4-10-1, 4-15-1, 4-20-1. Pelatihan dan pengujian ke 2 arsitektur dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 5. Model Arsitektur Backpropagation

Conjugate Gradient Polak-Ribiere (traincgp)				
Arsitektur	Epoch	Waktu	MSE	Accuracy
4-10-1	367	00:30	0,0000028041	97%
4-15-1	138	00:43	0,0000008456	97%
4-20-1	98	00:09	0,0000007076	100%

Berdasarkan tingkat akurasi pengujian dan Pelatihan 4 model arsitektur maka dapat disimpulkan bahwa model arsitektur 4-20-1 dengan epoch sebesar 98 iterasi dalam waktu 00:09 menghasilkan tingkat akurasi terbesar yakni 100% merupakan model arsitektur terbaik untuk digunakan dalam proses estimasi tahun berikutnya



Gambar 2. Pelatihan Menggunakan Model Arsitektur 4-20-1

Tabel 6. Hasil Prediksi Angka Melek Huruf 2023-2025

PROVINSI	Angka Melek Huruf Penduduk Umur 15-59 Tahun Menurut Provinsi								
	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	
ACEH	99,45	99,59	99,56	99,64	99,62	99,67	99,75	99,80	
SUMATERA UTARA	99,58	99,66	99,68	99,73	99,57	99,63	99,72	99,78	
SUMATERA BARAT	99,73	99,79	99,77	99,80	99,86	99,87	99,88	99,89	
RIAU	99,92	99,92	99,93	99,93	99,92	99,92	99,92	99,91	
JAMBI	99,66	99,73	99,67	99,82	99,52	99,59	99,70	99,76	
SUMATERA SELATAN	99,53	99,59	99,57	99,65	99,50	99,58	99,69	99,75	
BENGKULU	99,56	99,69	99,70	99,88	99,49	99,57	99,68	99,75	
LAMPUNG	99,02	99,17	99,30	99,49	99,32	99,43	99,59	99,68	
KEP. BANGKA BELITUNG	98,79	99,16	99,07	99,18	99,18	99,32	99,51	99,63	
KEP. RIAU	99,47	99,59	99,61	99,74	99,72	99,75	99,81	99,84	
DKI JAKARTA	99,95	99,94	99,89	99,94	99,90	99,90	99,90	99,91	
JAWA BARAT	99,81	99,85	99,90	99,91	99,62	99,67	99,75	99,80	
JAWA TENGAH	97,73	97,82	97,97	98,19	98,06	98,42	98,90	99,19	
DI YOGYAKARTA	98,71	98,83	99,02	99,30	99,15	99,29	99,50	99,62	
JAWA TIMUR	96,58	96,72	96,79	97,11	97,48	97,95	98,59	98,97	
BANTEN	98,84	98,83	99,11	99,31	99,39	99,49	99,63	99,71	
BALI	97,01	98,11	98,34	98,78	99,09	99,25	99,46	99,59	
NUSA TENGGARA BARAT	92,49	92,54	92,48	92,49	93,51	94,75	96,42	97,43	
NUSA TENGGARA TIMUR	94,76	95,76	95,76	96,48	97,29	97,79	98,48	98,90	
KALIMANTAN BARAT	95,79	96,19	96,46	96,59	96,86	97,45	98,25	98,73	
KALIMANTAN TENGAH	99,91	99,92	99,91	99,93	99,94	99,93	99,93	99,92	
KALIMANTAN SELATAN	99,66	99,68	99,66	99,72	99,52	99,59	99,70	99,76	
KALIMANTAN TIMUR	99,70	99,76	99,74	99,82	99,64	99,69	99,76	99,81	
KALIMANTAN UTARA	97,46	98,19	98,60	98,60	98,67	98,91	99,23	99,43	
SULAWESI UTARA	99,92	99,88	99,84	99,86	99,87	99,88	99,89	99,90	
SULAWESI TENGAH	99,19	99,47	99,44	99,50	99,14	99,29	99,49	99,61	
SULAWESI SELATAN	95,37	95,78	95,89	96,04	96,55	97,20	98,08	98,61	
SULAWESI TENGGARA	97,27	97,46	97,53	97,54	98,22	98,54	98,99	99,26	
GORONTALO	99,26	99,33	99,33	99,35	98,96	99,14	99,39	99,54	
SULAWESI BARAT	95,36	96,02	95,54	95,81	96,46	97,13	98,03	98,58	
MALUKU	99,41	99,56	99,56	99,56	99,56	99,63	99,72	99,78	
MALUKU UTARA	99,77	99,79	99,71	99,74	99,71	99,75	99,80	99,83	
PAPUA BARAT	98,16	98,47	98,23	98,71	98,46	98,74	99,12	99,35	
PAPUA	77,12	78,10	77,97	79,04	81,53	85,09	89,89	92,80	

#### 4 KESIMPULAN

Berdasarkan uraian yang telah di paparkan, penulis dapat menyimpulkan bahwa :

1. Dari tabel prediksi, dapat dilihat bahwa presentasi angka melek huruf dari tahun ketahun mengalami penaikan dibandingkan dengan tahun sebelumnya.
2. Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan tool Matlab maka diperoleh hasil dengan *Mean Square Error* (MSE) pengujian sebesar 0,0000007076 dan jumlah *epoch* sebesar 98.

#### REFERENCES

- Adi, M., & Hutabarat, P. (2020). *Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Jumlah Penduduk di Kecamatan Pematang Bandar Berdasarkan Nagori / Kelurahan*. 1(2), 63–69.
- Belakang, L. (2019). BAB I PENDAHULUAN 1.1 Latar Belakang.
- Conjugate, A., Sistem, P., Conjugate, A., & Conjugate, A. (2018). *Algoritma Conjugate gradient Polak Rebiere untuk Prediksi Data*. 1–36.
- Dores, E., & Jolianis. (2014). Pengaruh Angka Melek Huruf Dan Angka Harapan Hidup Terhadap Jumlah Penduduk Miskin Di Propinsi Sumatera Barat. *Economica (Journal of Economic and Economic Education)*, 2(2), 126–133.

- <https://doi.org/10.22202/economica.2014.v2.i2.225>
- Fadila, R., Rumiatyi, A. T., & Iriawan, N. (2015). Pendugaan Angka Melek Huruf di Kabupaten Bangkalan Menggunakan Small Area Estimation Dengan Pendekatan Hierarchical Bayes. *Statistika*, 3(2), 36–43.
- Kasus, S., Kota, K., & Ekonomi, F. (2011). *Pengaruh PDRB , Harapan Hidup dan Melek Huruf Terhadap Tingkat Kemiskinan* (Issue 106084002753).
- Lesnussa, Y. A., Latuconsina, S., & Persulessy, E. R. (2015). *Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus : Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon)*. 11(2), 149–160.
- Ngurah, I. G., & Wijayakusuma, L. (2020). *Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Pembentukan Model Peramalan Angka Melek Huruf di Kabupaten Karangasem*. 10(1), 11–21. <https://doi.org/10.24843/JMAT.2020.v10.i01.p119>
- Simbolon, I. A. R., Yatussa'ada, F., & Wanto, A. (2018). Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia. *Jurnal Informatika Upgris*, 4(2), 163–169. <https://doi.org/10.26877/jiu.v4i2.2423>
- Sudibia, I. K., & Marhaeni, A. A. I. N. (2012). Beberapa Strategi Pengentasan Kemiskinan Di Kabupaten Karangasem, Provinsi Bali. *PIRAMIDA*, IX(1), 1–14.
- Sudibia, I. K., Marhaeni, A., Manuati Dewi, I. G. A., & Dayuh Rimbawan, I. N. (2015). Profil Kuantitas dan Kualitas Penduduk Provinsi Bali Tahun 2015. Bali. <https://www.bps.go.id/indicator/28/1466/1/angka-melek-huruf-penduduk-umur-15-59-tahun-menurut-provinsi.html>.