



## **Analisis *Backpropagation* Dengan Optimasi Metode *Resilient* Pada Prediksi IPM Berdasarkan Rata-Rata Lama Sekolah**

**Afrina Wati<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>*Sistem Informasi, STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia*  
*e-mail: afrinawatihsb@gmail.com<sup>1</sup>*

---

### **ABSTRAK**

#### ***Kata Kunci:***

Jaringan Saraf Tiruan  
Backpropagation  
Resilient  
Prediksi  
IPM

Prediksi perlu dilakukan oleh pembuat kebijakan yang digunakan untuk mengevaluasi suatu perencanaan di periode berikutnya. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis *Backpropagation* dengan metode optimasi *Resilient* pada kasus prediksi indeks pembangunan manusia berdasarkan komponen rata-rata lama sekolah di provinsi Sumatera Utara. Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari dokumen resmi Badan Pusat Statistik (BPS) kota Pematangsiantar yang diakses melalui URL <https://siantarkota.bps.go.id>. Berdasarkan hasil pengujian dari 4 model arsitektur yang digunakan diperoleh 1 model arsitektur terbaik yaitu 4-4-1 dengan menggunakan metode *Backpropagation* menghasilkan nilai *MSE* sebesar 0.0086485 dengan waktu pelatihan 05:00 detik sedangkan dengan menggunakan metode *Resilient* diperoleh nilai *MSE* sebesar 0.0082274 dengan waktu pelatihan 01:00 detik. Dari hasil penelitian yang diperoleh diharapkan dapat menjadi masukan, saran, dan upaya khususnya kepada pemerintah daerah provinsi Sumatera Utara dalam meningkatkan rata-rata lama sekolah sehingga dapat meningkatkan kesejahteraan penduduk melalui pendidikan dalam pencapaian indeks pembangunan manusia yang optimal.

### **ABSTRACT**

#### ***Keyword:***

Artificial Neural Network  
Backpropagation  
Resilient  
Prediction  
HDI

*Predictions need to be made by policy makers that are used to evaluate a plan in the next period. The purpose of this study was to analyze Backpropagation with the Resilient optimization method in the case of predicting the human development index based on the components of the average length of schooling in the province of North Sumatra. The data used in this study was obtained from the official document of the Central Statistics Agency (BPS) of Pematangsiantar city which was accessed via the URL <https://siantarkota.bps.go.id>. Based on the test results of the 4 architectural models used, 1 best architectural model is obtained, namely 4-4-1 by using the Backpropagation method to produce an MSE value of 0.0086485 with a training time of 05:00 seconds while using the Resilient method an MSE value of 0.0082274 is obtained with a training time of 01 :00 seconds. From the research results obtained, it is hoped that they can be input, suggestions, and efforts, especially to the regional government of North Sumatra province in increasing the average length of schooling so that it can improve the welfare of the population through education in achieving the optimal human development index.*



## PENDAHULUAN

Manusia merupakan salah satu faktor pembentuk kekayaan bangsa yang nyata [1]. Tujuan utama pembangunan adalah sebagai salah satu upaya yang dilakukan oleh pemerintah untuk mewujudkan suatu lingkungan yang mampu menguatkan setiap penduduknya dalam menikmati umur panjang, sehat, memiliki wawasan luas, dan menjalankan kehidupan yang profitabel agar terbentuk kesejahteraan dan kemakmuran hidup yang efektif dan efisien [2]. Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator atau alat untuk mengukur tingkat kualitas hidup masyarakat dalam hal pembangunan manusia pada suatu wilayah [3]. Pencapaian tingkat IPM dilihat berdasarkan tiga bidang atau komponen pembangunan manusia yaitu kualitas fisik dan non fisik yang meliputi indeks kesehatan berupa indikator angka harapan hidup, indeks pendidikan mencakup indikator harapan lama sekolah dan rata-rata lama sekolah, serta indeks standar hidup layak berupa indikator besarnya pengeluaran perkapita yang disesuaikan dengan kemampuan daya beli masyarakat terhadap sejumlah kebutuhan pokok [4].

Rata-rata Lama Sekolah (RLS) merupakan salah satu indikator penting dari komponen indeks pendidikan dalam pencapaian indeks pembangunan manusia yang optimal [5]. Rata-rata lama sekolah berguna untuk menggambarkan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk usia 25 tahun ke atas dalam menjalani pendidikan formal sesuai dengan kesepakatan United Nations Development Program (UNDP) perhitungan rata-rata lama sekolah memiliki batas maksimum 15 tahun dan batas minimum 0 tahun [6]. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik Kota Pematangsiantar, pada tahun 2019 dari 8 kota di provinsi Sumatera Utara diketahui rata-rata lama sekolah tertinggi berada di Kota Medan mencapai 11,38 tahun. Kota Pematangsiantar berada di peringkat kedua, penduduk usia 25 tahun ke atas bersekolah selama 11,15 tahun atau mencapai jenjang SLTA/ sederajat kelas II pada tahun 2019, sedangkan rata-rata lama sekolah terendah berada di Kota Gunungsitoli yang hanya mencapai 8,58 tahun. Kota-kota yang masih minim rata-rata lama sekolah di Provinsi Sumatera Utara membutuhkan perhatian khusus dan terampil terhadap setiap penduduknya agar mampu meningkatkan indeks pembangunan manusia secara merata.

Rendahnya pencapaian rata-rata lama sekolah disuatu wilayah dikarenakan beberapa faktor tertentu yakni rendahnya kapasitas fiskal Pemda, tingginya tingkat kemiskinan, jauhnya jarak ke sekolah, dan rendahnya motivasi penduduk terhadap pendidikan [7]. Seiring perkembangan zaman teknologi dan informasi yang mendunia dan berdasarkan pemaparan masalah diatas, sangat dibutuhkan penanganan secara objektif dan serius oleh pemerintah dalam meningkatkan rata-rata lama sekolah khususnya di Provinsi Sumatera Utara sehingga pemerintah dapat meningkatkan kesejahteraan penduduk melalui pendidikan dalam pencapaian indeks pembangunan manusia yang optimal.



Melakukan prediksi dengan menggunakan teknik ilmu komputer menjadi salah satu poin utama untuk mengetahui meningkatnya rata-rata lama sekolah di periode berikutnya. Salah satu teknik prediksi yang digunakan dalam ilmu komputer adalah kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) merupakan salah satu cabang di bidang ilmu komputer yang dapat menyelesaikan suatu masalah yang bersifat kompleks [8]. Salah satu jenis cabang ilmu kecerdasan buatan yaitu Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* [9].

*Backpropagation* merupakan salah satu metode yang efektif dalam menyelesaikan suatu kasus prediksi [10]. Namun, pada *Backpropagation learning rate* sangat mempengaruhi proses perubahan bobot. Apabila *learning rate* yang digunakan semakin kecil, maka proses pembelajaran akan berlangsung lama dan apabila *learning rate* yang digunakan semakin besar, maka hasil nilai bobot baru akan lebih jauh dari bobot minimum [11]. Untuk mengatasi hal tersebut, maka dilakukan pengembangan dari metode *Backpropagation* yaitu metode *Resilient*. Pada metode *Resilient* tidak lagi diperlukan penentuan *learning rate* dikarenakan nilai parameter sudah ditetapkan sehingga proses perubahan bobot akan lebih cepat dan lebih tepat [12]. Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh [13] diketahui bahwa dengan menganalisis metode *Resilient* sebagai optimasi terhadap *Backpropagation* diperoleh hasil pengujian dalam memprediksi data *Istanbul Stock Exchange* semakin membaik yang dibuktikan dengan nilai MSE yang diperoleh semakin mengecil dan tingkat akurasi semakin meningkat.

Berdasarkan pemaparan latar belakang masalah, diharapkan penelitian dapat memprediksi rata-rata lama sekolah sebagai indikator dalam pencapaian indeks pembangunan manusia di Provinsi Sumatera Utara dengan menganalisis *Backpropagation* melalui optimasi metode *Resilient*. Dari hasil penelitian, diharapkan dapat menjadi masukan, saran, dan upaya khususnya kepada pemerintah daerah Provinsi Sumatera Utara dalam meningkatkan rata-rata lama sekolah penduduk di setiap Kota sesuai dengan pendekatan maksimal *United Nations Development Program* (UNDP) yaitu menjalani pendidikan maksimal 15 tahun sehingga indeks pembangunan manusia di Provinsi Sumatera Utara berkembang secara optimal serta dapat meningkatkan kesejahteraan penduduk.

## **METODE**

### **A. Kecerdasan Buatan (*Artificial Intelligence*)**

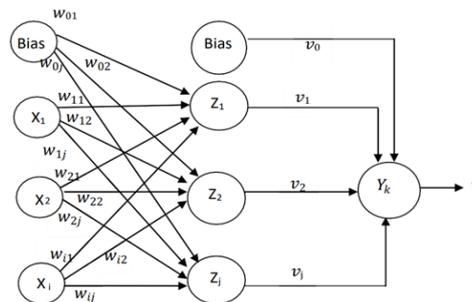
Kecerdasan buatan (AI) adalah kesanggupan suatu sistem dalam menganalisis data mentah yang berasal dari pihak luar (eksternal) yang akurat dan mengolah data tersebut serta memanfaatkan perolehan hasil data yang diolah untuk mencapai tujuan tertentu [14].

## B. Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) adalah gambaran buatan otak atau pikiran manusia yang selalu mencoba untuk menstimulasikan atau meniru prosedur dari pembelajaran buatan otak manusia tersebut [15].

Pada jaringan saraf tiruan sangat diperlukan arsitektur jaringan ataupun metode pelatihan (*training*) untuk memastikan model-model yang digunakan. Arsitektur tersebut berguna dalam mendeskripsikan arah perputaran sinyal ataupun informasi di dalam jaringan. Sebaliknya metode pelatihan (*training*) mendeskripsikan cara bobot koneksi berubah supaya pendamping data *input-output* yang di harapkan tercapai. Dalam tiap transformasi nilai bobot koneksi bisa dicoba dengan bermacam metode, bergantung pada tipe metode pelatihan (*training*) yang digunakan [16].

Arsitektur dalam jaringan dapat memastikan keberhasilan sasaran yang dicapai dikarenakan tidak seluruh kasus bisa dituntaskan dengan arsitektur yang serupa. Salah satu tipe arsitektur jaringan yaitu *multilayer net*. *Multilayer net* merupakan sesuatu jaringan yang mempunyai satu ataupun lebih susunan yang tersembunyi terletak antara susunan *input* maupun *output* [17]. Struktur arsitektur *Multilayer net* dapat dilihat pada Fig. 1.



**Gambar 1.** Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Menurut [16], pemaparan komponen Jaringan Saraf Tiruan adalah sebagai berikut :

### 1. Lapisan masukan (*input layer*)

Pada *input layer* terdapat node-node yang tiap-tiap node memiliki satu nilai masukan (*input*) yang memungkinkan tidak mengalami perubahan pada fase pelatihan (*training*) atau dapat mengalami perubahan apabila diisi dengan nilai masukan (*input*) baru. Pada lapisan ini, setiap node bergantung pada banyaknya data masukan (*input*) dari pola yang digunakan. Beberapa tipe data yang dapat digunakan sebagai data *input* berupa gambar, teks, maupun suara.

### 2. Lapisan tersembunyi (*hidden layer*)

Lapisan atau susunan ini disebut dengan *hidden layer* karena lapisannya bersifat tersembunyi atau tidak tampak. Namun, pada lapisan ini akan dijalankan seluruh proses pada fase pelatihan



serta fase pengujian. Jumlah susunan ini bergantung dari arsitektur yang ingin dirancang, namun biasanya terdiri dari satu lapis *hidden layer*.

### 3. Lapisan keluaran (*output layer*)

*Output layer* berperan sebagai penunjuk hasil perhitungan yang dilakukan pada sistem melalui fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) yang diperoleh dari nilai input yang diterima. Misalnya dalam suatu kasus, penyelesaian yang di harapkan adalah “ Benar” yang berarti bernilai "1" ataupun “ Salah” yang bernilai "0".

### C. Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*

Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* adalah salah satu metode *supervised learning* (pembelajaran terawasi) yang umumnya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak susunan atau lapisan yang akan mengganti bobot-bobot yang tersambung dengan *neuron-neuron* yang tersembunyi. Metode *backpropagation* memanfaatkan nilai *error output* yang akan mengganti nilai bobot-bobot ke arah mundur (*backward*). Dalam memperoleh nilai *error output*, sesi *feedforward* dikerjakan terlebih dulu. Hasil dari proses pengujian pada teknik ini berupa matriks yang berdimensi sama dengan matriks sasaran yang sudah dilatih. Peraturan ini memiliki sifat yang konsisten serta bergantung pada pola yang telah ditetapkan di awal proses [17].

### D. Jaringan Saraf Tiruan *Resilient Backpropagation*

*Resilient Backpropagation* (RPOP) merupakan salah satu jenis metode pembelajaran pada jaringan saraf tiruan yang telah berkembang sehingga memiliki tujuan dalam menanggulangi kelemahan ataupun kesalahan yang ada pada jaringan saraf tiruan *Backpropagation* yang umumnya memakai fungsi aktivasi sigmoid. Peranan atau fungsi aktivasi yang dipergunakan yaitu pada saat kecepatan perubahan terhadap variabel (gradien) bernilai nol sehingga mengakibatkan rendahnya nilai pada transformasi bobot. Jika nilai pembobot tersebut tidak layak untuk menghadapi transformasi sehingga metode menjadi sangat lamban dalam menggapai titik optimumnya [18].

### E. *Normalisasi Data*

Normalisasi adalah melakukan suatu proses transformasi atau perubahan terhadap data masukan (*input*) yang digunakan untuk mengalokasikan data masukan secara menyeluruh dan setelah itu diubah ke dalam nilai yang bisa diterima oleh jaringan saraf tiruan *Backpropagation* dan *Resilient*. Normalisasi terhadap data masukan (*input*) mampu menjadikan proses pelatihan (*training*) pada jaringan saraf tiruan bekerja dengan lebih baik [19].

Perhitungan normalisasi data dapat dilakukan sesuai dengan persamaan 2.24 [19] yaitu:

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



Keterangan :

$x'$  = normalisasi data

$x$  = data ke- $n$  yang dinormalisasikan

$y$  = data minimum dari seluruh data

$z$  = data maksimum dari seluruh data

#### F. Prediksi atau Peramalan

Prediksi atau peramalan merupakan suatu proses melakukan penafsiran dalam suatu pengujian dimasa mendatang melalui penggunaan data-data yang ada di masa lalu [20].

#### G. Indeks Pembangunan Manusia (IPM)

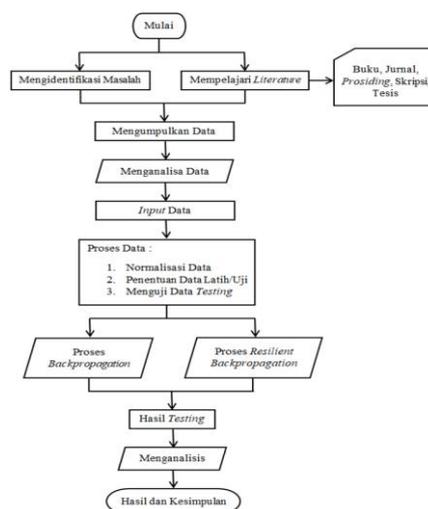
Indeks Pembangunan Manusia (IPM) merupakan indikator atau alat untuk mengukur tingkat kualitas hidup masyarakat dalam hal pembangunan manusia pada suatu wilayah [3].

#### H. Rata-Rata Lama Sekolah (RLS)

Rata-rata Lama Sekolah (RLS) merupakan salah satu indikator penting dari komponen indeks pendidikan dalam pencapaian indeks pembangunan manusia yang optimal [5]. Rata-rata lama sekolah berguna untuk menggambarkan jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk usia 25 tahun ke atas dalam menjalani pendidikan formal sesuai dengan kesepakatan *United Nations Development Program* (UNDP) perhitungan rata-rata lama sekolah memiliki batas maksimum 15 tahun dan batas minimum 0 tahun [6].

#### I. Metodologi Penelitian

Adapun rancangan atau alur kerja penelitian yang digunakan yaitu sebagai berikut :



**Gambar 2.** Rancangan Penelitian



Berdasarkan Gambar 2. dapat diuraikan tahap-tahapnya sebagai berikut :

1. Mulai

Tahap ini menandakan bahwa proses penelitian akan dimulai.

2. Mengidentifikasi Masalah

Pada tahap ini dilakukan analisa dan identifikasi terhadap permasalahan-permasalahan yang ada atau berkaitan dengan kasus penelitian. Dengan menganalisa masalah diharapkan dapat diketahui secara jelas cara mengatasi masalah dengan baik.

3. Mempelajari *Literature*

Pada tahap ini menjelaskan bahwa penelitian harus bersumber atau didasari pada referensi seperti buku, *prosiding*, jurnal, tesis, dan skripsi yang berkaitan dengan penelitian ini yang berguna untuk memperoleh informasi lebih rinci dalam penelitian.

4. Mengumpulkan Data

Pada tahap ini yaitu mengumpulkan berbagai data yang dilakukan dengan tujuan untuk memilah data yang tepat atau sesuai dengan permasalahan serta dapat digunakan sebagai variabel untuk diproses dengan metode *Backpropagation* dan *Resilient*.

5. Menganalisa Data

Pada tahap ini, data yang telah diperoleh akan dikumpulkan dan dianalisa. Kemudian data dikelompokkan agar mempermudah dalam menganalisis data selanjutnya. Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah indeks pembangunan manusia berdasarkan komponen rata-rata lama sekolah di provinsi Sumatera Utara mulai dari tahun 2015 hingga tahun 2020. Data yang diperoleh nantinya kan diuji menggunakan metode *Backpropagation* dan *Resilient*.

6. *Input Data*

Pada tahap ini dilakukan proses *input* atau memasukkan data mentah pada *software Microsoft Excel 2010*.

7. Proses Data

Tahap ini dilakukan proses normalisasi data kemudian menentukan data pelatihan dan pengujian. Selanjutnya melakukan proses pengujian data *testing* untuk mengetahui apakah *testing* hasil pengolahan data sesuai dengan yang diinginkan.

8. Proses *Backpropagation/Resilient Backpropagation*

Pada tahap ini akan dilakukan proses metode yang digunakan untuk mengolah data dalam menentukan model atau arsitektur terbaik. Dalam menentukan arsitektur terbaik harus terlebih dahulu melalui tahap pelatihan dan pengujian sehingga nantinya diperoleh arsitektur terbaik yang dijadikan sebagai pedoman untuk melakukan prediksi data.

9. Hasil *Testing*

Setelah proses *testing* selesai, maka akan diperoleh hasil dari arsitektur Jaringan Saraf Tiruan terbaik baik hasil *testing Backpropagation* maupun *Resilient* sebagai optimasi.



## 10. Menganalisis

Analisis yang dilakukan yaitu menganalisa hasil Jaringan Saraf Tiruan dengan metode *Backpropagation* yang telah dioptimasi dengan metode *Resilient*.

## 11. Hasil dan Pembahasan

Setelah semua proses berlangsung dan telah didapatkan hasil menggunakan aplikasi *Matlab R2011a* maka akan diketahui hasil pengujian tersebut dan kemudian melakukan perbandingan hasil prediksi JST dengan data sebenarnya yang dilakukan menggunakan aplikasi. Selanjutnya, dari hasil tersebut dapat diambil suatu kesimpulan dan saran dalam memprediksi indeks pembangunan manusia berdasarkan komponen rata-rata lama sekolah pada provinsi Sumatera Utara.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Adapun hasil dan pembahasan menjelaskan proses dalam memperoleh hasil analisis metode *Backpropagation* dengan metode *Resilient* sebagai optimasi pada prediksi indeks pembangunan manusia berdasarkan rata-rata lama sekolah di provinsi Sumatera Utara pada tahun berikutnya. Hasil prediksi yang diperoleh di tahun berikutnya dilakukan berdasarkan percobaan atau pelatihan dan pengujian terhadap data-data yang ada pada tahun-tahun sebelumnya.

Data yang diolah yaitu data tahun 2015 sampai dengan tahun 2020 yang digunakan dalam mencari arsitektur terbaik yang kemudian dijadikan sebagai model untuk melakukan prediksi data pada tahun berikutnya yang merupakan salah satu tujuan dari penelitian ini.

### A. Analisa Sistem

Analisis sistem pada penelitian ini bertujuan untuk memperoleh pengetahuan atau wawasan luas yang berhubungan dengan prediksi indeks pembangunan manusia berdasarkan rata-rata lama sekolah di provinsi Sumatera Utara menggunakan metode *Backpropagation* dengan optimasi metode *Resilient*. Dalam menyelesaikan kasus prediksi, klasifikasi dan identifikasi telah banyak menggunakan metode *Backpropagation* yang merupakan salah satu metode pelatihan pada Jaringan Saraf Tiruan. *Backpropagation* memiliki beberapa kelemahan yaitu overfitting atau proses terlalu rumit serta waktu pelatihan jaringan relatif lama, hal tersebut menyebabkan jaringan yang dihasilkan tidak dapat digunakan untuk data pengujian dikarenakan jaringan hanya mengenali data pelatihan saja. Oleh karena itu dikembangkan metode *Resilient* sebagai metode optimasi untuk mengurangi kelemahan metode *Backpropagation*. Proses atau langkah kerja metode *Resilient* lebih singkat dari metode *Backpropagation* dikarenakan pada metode *Resilient* tidak menggunakan ketetapan laju pemahaman (*learning rate*) sehingga proses perubahan bobot baru menjadi relatif cepat.

### B. Pengolahan Data



Sumber data yang diolah pada penelitian ini yaitu data indeks pembangunan manusia berdasarkan rata-rata lama sekolah di provinsi Sumatera Utara pada tahun 2015-2020. Data yang digunakan terdiri dari 33 *row dataset* yang kemudian data tersebut akan digunakan untuk pelatihan jaringan dan pengujian Jaringan Saraf Tiruan yang ingin dihasilkan. *Attribut* atau variabel pada *dataset* akan digunakan sebagai *neuron input* pada Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*. Sampel data dapat dilihat pada Tabel 1.

**Tabel 1.** Sampel Data Mentah Penelitian

No.	Kabupaten/Kota Provinsi Sumatera Utara	IPM Berdasarkan Rata-rata Lama Sekolah (Tahun)					
		2015	2016	2017	2018	2019	2020
1	Nias	4.76	4.92	4.93	4.94	5.15	5.36
2	Mandailing Natal	7.63	7.89	8.00	8.11	8.36	8.62
3	Tapanuli Selatan	8.27	8.35	8.67	8.70	8.97	9.28
4	Tapanuli Tengah	8.02	8.03	8.28	8.29	8.48	8.62
5	Tapanuli Utara	9.31	9.32	9.46	9.65	9.71	9.85
6	Toba Samosir	10.08	10.09	10.10	10.34	10.36	10.52
7	Labuhan Batu	8.75	8.78	9.01	9.04	9.23	9.24
8	Asahan	8.32	8.33	8.46	8.47	8.49	8.79
9	Simalungun	8.80	8.86	8.95	9.18	9.36	9.60
10	Dairi	8.69	8.70	8.90	9.15	9.34	9.58
11	Karo	9.50	9.51	9.54	9.55	9.62	9.79
12	Deli Serdang	9.48	9.68	9.70	9.92	10.08	10.09
...	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
33	Kota Gunung Sitoli	8.18	8.20	8.40	8.41	8.58	8.61

Rekapan data tersebut diperoleh berdasarkan dokumen resmi dari Badan Pusat Statistik (BPS) kota Pematangsiantar yang diakses melalui situs <https://siantarkota.bps.go.id>.

### C. Transformasi Data/Normalisasi Data

Proses normalisasi data dilakukan karena proses perhitungan pada metode *Backpropagation* dan *Resilient* menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Sebelum melakukan proses perhitungan normalisasi data terlebih dahulu ditentukan nilai minimal dan nilai maksimum dari seluruh data yang digunakan, sebagai berikut :

1. Nilai Terbesar (*MAX*) = 11.39
2. Nilai Terkecil (*MIN*) = 4.64



Berikut contoh cara perhitungan normalisasi data aktual dengan mengambil sampel data pola 1 pada setiap variabel :

1.  $X1 = (0.8*(4.76-4.64)/(11.39-4.64))+0.1 = 0.1142$
2.  $X2 = (0.8*(4.92-4.64)/(11.39-4.64))+0.1 = 0.1332$
3.  $X3 = (0.8*(4.93-4.64)/(11.39-4.64))+0.1 = 0.1344$

Adapun hasil normalisasi/transformasi data yang telah dihitung berdasarkan rumus normalisasi yang telah ditetapkan, maka diperoleh hasil normalisasi data *training* yang tertera pada Tabel berikut ini :

**Tabel 2.** Hasil Normalisasi Data *Training*

<b>Pola</b>	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>Target</b>
1	0.1142	0.1332	0.1344	0.1356	0.1605
2	0.4549	0.4858	0.4988	0.5119	0.5415
3	0.5309	0.5404	0.5783	0.5819	0.6139
4	0.5012	0.5024	0.5320	0.5332	0.5558
5	0.6543	0.6555	0.6721	0.6947	0.7018
6	0.7457	0.7469	0.7481	0.7766	0.7789
7	0.5878	0.5914	0.6187	0.6223	0.6448
8	0.5368	0.5380	0.5534	0.5546	0.5570
9	0.5938	0.6009	0.6116	0.6389	0.6602
10	0.5807	0.5819	0.6056	0.6353	0.6579
11	0.6769	0.6780	0.6816	0.6828	0.6911
12	0.6745	0.6982	0.7006	0.7267	0.7457
...	.....	.....	.....	.....	.....
33	0.5202	0.5226	0.5463	0.5475	0.5677

Sedangkan hasil normalisasi/transformasi data *testing* dapat dilihat pada Tabel 3 dibawah ini :

**Tabel 3.** Hasil Normalisasi Data *Testing*

<b>Pola</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>	<b>Target</b>
1	0.1320	0.1332	0.1344	0.1593	0.1843
2	0.4846	0.4976	0.5107	0.5404	0.5712
3	0.5392	0.5772	0.5807	0.6128	0.6496
4	0.5012	0.5309	0.5320	0.5546	0.5712
5	0.6543	0.6709	0.6935	0.7006	0.7172
6	0.7457	0.7469	0.7754	0.7777	0.7967
7	0.5902	0.6175	0.6211	0.6436	0.6448
8	0.5368	0.5522	0.5534	0.5558	0.5914
9	0.5997	0.6104	0.6377	0.6591	0.6875



10	0.5807	0.6045	0.6341	0.6567	0.6852
11	0.6769	0.6804	0.6816	0.6899	0.7101
12	0.6970	0.6994	0.7255	0.7445	0.7457
13	0.5190	0.5582	0.5593	0.5736	0.5748
14	0.1000	0.1356	0.1653	0.2045	0.2424
...	.....	.....	.....	.....	.....
33	0.5214	0.5451	0.5463	0.5665	0.5700

#### D. Komputasi *Backpropagation Standar*

Metode *Backpropagation* terdiri dari 4 tahap yaitu tahap *initialization*, tahap *activation*, tahap *bobot training*, dan tahap *iteration*. Kasus pada penelitian ini menggunakan pola 4-2-1 dengan *learning rate* 0,1, *goal* 0,005 dan target 1 dan 0. Untuk pemaparan lebih detailnya dapat dilihat pada penjelasan dibawah ini :

#### *Iterasi 1*

##### Langkah 0

Inisiasi semua bobot dengan bilangan acak kecil.

1. Inisiasi bobot dan bias *input* pada *hidden layer*.

Adapun hasil dari inisialisasi bobot dan bias awal dari *input layer* ke *hidden layer*, yaitu :

**Tabel 4.** Inisiasi Bobot dan Bias Awal Pada *Input Layer* ke *Hidden Layer*

Variabel	Z1	Z2	Z3	Z4
X1	-0.3475	-0.3690	-0.3225	-0.3824
X2	-0.3922	0.3112	0.3179	0.3394
X3	0.3475	0.4001	-0.4146	-0.2868
X4	-0.3078	-0.3112	0.3363	0.3824
B	0.4664	-0.4384	-0.0993	-0.0672

2. Inisiasi bobot pada *hidden layer* ke *output layer*.

Adapun hasil inisialisasi bobot dan bias awal dari *hidden layer* ke *output layer* dapat dilihat pada Tabel 5.

**Tabel 5.** Inisiasi Bobot dan Bias Awal Pada *Hidden Layer* ke *Output Layer*

Bobot	Y1
Z1	0.2985
Z2	-0.3980
Z3	-0.3482
Z4	0.3482
B	0.4072



### Langkah 1

Lanjutkan hingga langkah 9 jika proses berakhir sebelum hasil yang diharapkan terpenuhi.

### Langkah 2

#### Fase I : *Feedforward*

### Langkah 3

Tiap unit *input* menerima sinyal dan meneruskan ke *hidden layer*.

### Langkah 4

Menghitung nilai *output* dari unit tersembunyi ataupun *hidden layer* ( $Z_k$ ). Adapun cara perhitungannya sebagai berikut :

$$z_{enk} = w_{0k} + \sum_{e=1}^n x_n w_{ek} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} Z_{e1} &= 0.4664 + (-0.3475*0.1142) + (-0.3922*0.1332) + (0.3475*0.1344) + (-0.3078*0.1356) \\ &= 0.3794 \end{aligned}$$

Kemudian melakukan perhitungan pada semua *output* pada pada lapisan tersembunyi (*hidden layer*) menggunakan fungsi aktivasi, perhitungannya sebagai berikut :

$$Z_1 = \frac{1}{1 + e^{-(Z_{e1})}} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} Z_1 &= \frac{1}{1 + e^{-(0.3794)}} \\ &= 0.5937 \end{aligned}$$

Keterangan : nilai  $e = 2.71828183$ , merupakan ketentuan dari fungsi aktivasi sigmoid.

### Langkah 5

Menghitung hasil pada unit *ouput neuron*  $y_g$ .

$$y_{eng} = w_{0k} + \sum_{e=1}^n z_e w_{kj} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} y_{e1} &= 0.4072 + (0.3794*0.2985) + (-0.4275*(-0.3980)) + (-0.1039*(-0.3482)) + (-0.0524*0.3482) \\ &= 0.7085 \end{aligned}$$

Menghitung nilai keluaran (*output*) melalui penggunaan fungsi aktivasi.

$$Y_g = \frac{1}{1 + e^{-(Y_{eng})}} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} Y_1 &= \frac{1}{1 + e^{-(0.7085)}} \\ &= 0.6701 \end{aligned}$$



## Fase II : *Backforward*

### Langkah 6

Menghitung nilai faktor  $\delta$  pada unit *output* berdasarkan nilai kesalahan (*error*) di setiap unit keluaran bobot.

$$\delta_g = (t_g - y_g) y_g (1 - y_g) \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \delta_1 &= (0.1605 - 0.6701) * 0.6701 * (1 - 0.6701) \\ &= -0.1126 \end{aligned}$$

Menghitung koreksi bobot.

$$\Delta w_{ek} = \alpha \delta_g Z_e \quad (7)$$

Dimana untuk *learning rate* yang digunakan yaitu 0.1

$$\begin{aligned} \Delta w_{1,0} &= 0.1 * (-0.1126) * 1 \\ &= -0.0113 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{1,1} &= 1 * (-0.1126) * 0.3794 \\ &= -0.0043 \end{aligned}$$

### Langkah 7

Menghitung faktor delta ( $\delta$ ) pada unit tersembunyi berdasarkan kesalahan pada unit tersembunyi  $Z_k$ .

$$\delta e_{n_k} = \sum_{e=1}^n \delta_g w_{kj} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \delta e_{n_{1,1}} &= -0.1126 * 0.2985 \\ &= -0.0336 \end{aligned}$$

Untuk perhitungan informasi kesalahan/*error*, maka nilai faktor delta tersebut dikalikan dengan turunan dari fungsi aktivasi.

$$\delta_j = \delta e_{n_k} Z_k (1 - z_k) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \delta_1 &= \delta e_{n_{1,1}} = -0.0336 * 0.5937 * (1 - 0.5937) \\ &= -0.0081 \end{aligned}$$

Kemudian menghitung koreksi nilai bobot.

$$\Delta v_{ek} = \alpha \delta_g x_n \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \Delta v_{1,1} &= (0.1) * (-0.0081) * (0.1142) \\ &= -0.0001 \end{aligned}$$

## Fase III *Upgrade Bobot*



## Langkah 8

Menghitung perubahan bobot yang menuju *hidden layer*.

$$v_{ek}(\text{baru}) = v_{ek}(\text{lama}) + \Delta v_{ek} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} v_{1.1}(\text{baru}) &= -0.3475 + -0.0001 \\ &= -0.3476 \end{aligned}$$

Adapun hasil bobot baru dari *input layer* menuju *hidden layer*, yaitu :

**Tabel 6.** Nilai Bobot Baru Dari *Input Layer* ke *Hidden Layer*

Variabel	Z1	Z2	Z3	Z4
X1	-0.3476	-0.3689	-0.3224	-0.3826
X2	-0.3923	0.3113	0.3180	0.3393
X3	0.3474	0.4003	-0.4145	-0.2869
X4	-0.3079	-0.3111	0.3364	0.3823

Selanjutnya, melakukan perubahan bobot menuju *output layer*, dengan sebagai berikut :

$$w_{ek}(\text{baru}) = w_{ek}(\text{lama}) + \Delta w_{ek} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} w_{1.1}(\text{baru}) &= 0.2985 + -0.0043 \\ &= 0.2942 \end{aligned}$$

Adapun hasil bobot baru dari *hidden layer* menuju *output layer*, yaitu :

**Tabel 7.** Nilai Bobot Baru Dari *Hidden Layer* ke *Output Layer*

Bobot	Y1
Z1	0.2942
Z2	-0.3932
Z3	-0.3471
Z4	0.3488

Setelah bobot akhir diperoleh maka selanjutnya dapat dibandingkan dengan tujuan (*goal*) yang telah dibuat. Apabila belum memenuhi maka akan dilakukan iterasi selanjutnya. Iterasi akan berhenti jika telah mencapai nilai tujuan (*goal*) yang ditentukan atau sudah mendekati. Oleh karena itu, jika pada iterasi ke 1 belum tercapai dengan *goal* yang diharapkan maka dilakukan proses iterasi ke 2 dan seterusnya.

## E. Komputasi *Resilient Backpropagation*

Metode *Resilient Backpropagation* memiliki langkah-langkah kerja yang sama dengan *Backpropagation* yang membedakannya adalah hanya pada waktu fase mundur (*backward*) yaitu



pada bagian perubahan bobot (*update weight*). Dalam melakukan perubahan bobot (*update weight*) harus dilakukan pemilihan berdasarkan *gradient error* yang dihasilkan, lalu penentuan laju pemahaman (*learning rate*) yang dipakai untuk melakukan *update weight*.

Adapun proses perhitungan bobot *hidden layer* ke *output layer* dapat dilihat berikut :

## Fase II : Backforward

### Langkah 6

Nilai *function* yang telah dihasilkan dari *hidden layer* pada masing – masing *thread* dilanjutkan ke *output layer*.

$$(Nz_1) = (ez_1) - (fz_1) \quad (13)$$

$$(Nz_1) = 1 - 0.6701 = 0.3299$$

$$\begin{aligned} \delta o (Nz_1) &= (ez_1) \times [1 - (ez_1)] \times (Nz_1) \\ &= 0.6701 * (1-0.6701) * 0.3299 \\ &= 0.0729 \end{aligned}$$

**Tabel 8.** Nilai *Function*, *Error*, dan *Gradien Error Output Layer*

<i>Neuron</i>	<i>Function</i>	<i>Error</i>	<i>Gradien Error</i>
1	0.6701	0.3299	0.0729

Kemudian mencari nilai delta untuk melakukan perubahan bobot.

$$\Delta_j^{(t)} = -\text{sign}(\text{gradient error}) * 0.1 \quad (14)$$

$$\Delta_j^{(t)} = -\text{sign}(0.0729) * 0.1 = -0.1$$

Selanjutnya melakukan *update bobot* pada jaringan *neural network* dari *hidden layer* ke *output layer*.

$$\Delta w_{1,1} = \Delta w^{(t)} + \Delta_l^{(t)} \quad (15)$$

$$\Delta w_{1,1} = 0.2985 + (-0.1) = 0.1985$$

**Tabel 9.** Nilai Bobot Baru Dari *Hidden Layer* ke *Output Layer*

<b>Bobot</b>	<b>Y1 (Neuron 1)</b>
W1	0.1985
W2	-0.4980
W3	-0.4482
W4	0.2482



Berikutnya melakukan *update bobot* pada *input layer* ke *hidden layer*.

$$\delta h(Ny_1) = f(Ny_1) \times [1 - f(Ny_1)] \times \sum_{p=1}^i \delta o(p). \quad w_0 \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \delta h(Ny_1) &= 0.5937 * (1-0.5937) * (0.0729*0.1985) \\ &= 0.0035 \end{aligned}$$

**Tabel 10.** Nilai Gradien Error Pada Hidden Layer

Neuron	Nilai Gradien Error
1	0.0035
2	-0.0087
3	-0.0082
4	0.0045

Perhitungan *update bobot* untuk *hidden layer* sama dengan perhitungan *update bobot* pada *output layer* dengan perhitungan sebagai berikut :

$$\Delta v_{h_1} = -\text{sign}(0.0035) * 0.1 = -0.1$$

$$\Delta v_{h_{1,1}} = \Delta v_{h_1} + \Delta v_{h_{1,1}}(\text{lama}) = -0.1 + -0.3475 = -0.4475$$

**Tabel 11.** Nilai Bobot Baru Dari Input Layer ke Hidden Layer

Variabel	Z1	Z2	Z3	Z4
X1	-0.4475	-0.4690	-0.4225	-0.4824
X2	-0.4922	0.2112	0.2179	0.2394
X3	0.2475	0.3001	-0.5146	-0.3868
X4	-0.4078	-0.4112	0.2363	0.2824

Proses akan berhenti setelah nilai *error* pada iterasi mendekati dengan nilai nol.

#### F. Analisis Hasil Perbandingan Perubahan Bobot

Adapun perbandingan nilai bobot awal dan baru dari *input layer* ke *hidden layer* serta nilai bobot awal dan baru dari *hidden layer* ke *output layer*.

**Tabel 12.** Hasil Perbandingan Nilai Bobot Dari Input Layer ke Hidden Layer

Variabel	Bobot Awal			
	Z1	Z2	Z3	Z4
X1	-0.3475	-0.3690	-0.3225	-0.3824
X2	-0.3922	0.3112	0.3179	0.3394
X3	0.3475	0.4001	-0.4146	-0.2868



X4	-0.3078	-0.3112	0.3363	0.3824
----	---------	---------	--------	--------

**Tabel 13.** Hasil Perbandingan Nilai Bobot Dari *Input Layer* ke *Hidden Layer Backpro* dan *Resilient*

<i>Upgrate Backpropagation</i>				<i>Upgrate Resilient Backpropagation</i>			
Z1	Z2	Z3	Z4	Z1	Z2	Z3	Z4
-0.3476	-0.3689	-0.3224	-0.3826	-0.4475	-0.4690	-0.4225	-0.4824
-0.3923	0.3113	0.3180	0.3393	-0.4922	0.2112	0.2179	0.2394
0.3474	0.4003	-0.4145	-0.2869	0.2475	0.3001	-0.5146	-0.3868
-0.3079	-0.3111	0.3364	0.3823	-0.4078	-0.4112	0.2363	0.2824

**Tabel 14.** Hasil Perbandingan Nilai Bobot Dari *Hidden Layer* ke *Output Layer*

Variabel	Bobot Awal	<i>Upgrate Backpropagation</i>	<i>Upgrate Resilient Backpropagation</i>
	YI ( <i>Neuron 1</i> )	YI ( <i>Neuron 1</i> )	YI ( <i>Neuron 1</i> )
X1	0.1182	0.1142	0.0182
X2	-0.5203	-0.5157	-0.6203
X3	-0.2917	-0.2921	-0.3917
X4	0.3468	0.3469	0.2468

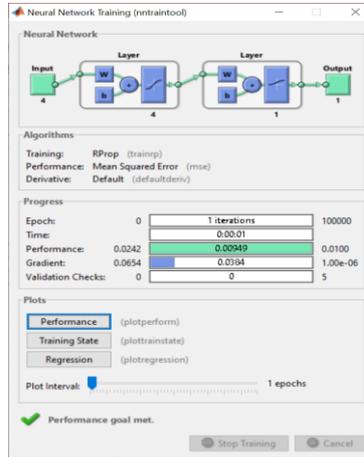
Berdasarkan pada Tabel 12., Tabel 13, dan Tabel 14., dapat diketahui bahwa perbandingan bobot awal dengan bobot baru *upgrate* dengan metode *Backpropagation* perubahan bobot tidak terlalu signifikan atau nilai bobot mendekati atau hampir sama. Sedangkan perbandingan bobot awal dengan *upgrate* bobot baru dengan metode *Resilient Backpropagation* cukup signifikan atau perubahan bobot dapat terlihat berbeda. Dari analisis perubahan bobot tersebut dapat disimpulkan bahwa jika perubahan bobot menjadi semakin kecil maka akan mempercepat proses pelatihan dan pengujian dengan menggunakan *software Matlab R2011a* yaitu *epoch* atau iterasi akan berkurang dan waktu pelatihan akan menjadi semakin cepat sehingga hasil akurasi pelatihan dan pengujian pada setiap arsitektur menjadi lebih akurat [21].

#### G. Hasil Pengujian

Pada penelitian ini menggunakan data IPM berdasarkan rata-rata lama sekolah pada tahun 2015-2020. Pola data pelatihan yaitu menggunakan data *input* IPM rata-rata lama sekolah tahun 2015-2018 dengan target tahun 2019. Pola data pengujian yaitu menggunakan data *input* IPM rata-rata lama sekolah tahun 2016-2019 dengan target tahun 2020. Dari pola pelatihan dan pengujian tersebut akan dilakukan prediksi data IPM berdasarkan rata-rata lama sekolah pada tahun

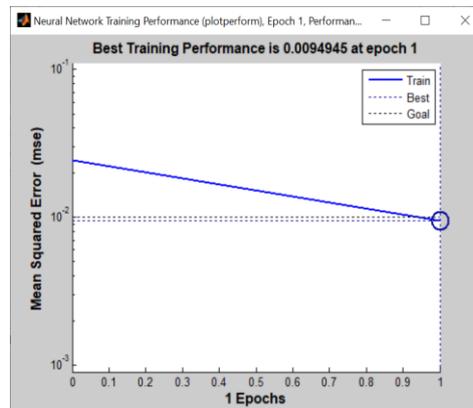
berikutnya dengan menggunakan percobaan 4 model arsitektur pelatihan dan pengujian yakni : 4-2-1, 4-4-1, 4-2-4-1, dan 4-4-2-1 melalui aplikasi *Matlab R2011a*.

Dari 4 model arsitektur yang telah diuji diperoleh 1 model arsitektur terbaik yaitu model 4-4-1 dengan menggunakan metode *Resilient*. Adapun hasilnya sebagai berikut



**Gambar 3.** Hasil Pelatihan Model Arsitektur 4-4-1 *Resilient*

Berdasarkan pada Gambar 3., dapat diketahui bahwa pelatihan data menggunakan model arsitektur 4-4-1 menghasilkan *epoch* sebanyak 1 iterasi dengan waktu pelatihan 00:01 detik.



**Gambar 4.** Hasil *Performance* Pelatihan Model Arsitektur 4-4-1 *Resilient*

Berdasarkan Gambar 4., dapat diketahui bahwa performa pelatihan terbaik adalah dengan nilai *Mean Square Error (MSE)* sebesar 0.0094945 pada *epoch* 1.

**Tabel 15.** Hasil Akurasi Data *Training* Dengan Model Arsitektur 4-4-1 *Resilient*

Data Training (Pelatihan)					
No.	Target	Output JST	Error	SSE	Hasil
1	0.1605	0.4783	-0.3177	0.1010	0
2	0.5415	0.5044	0.0371	0.0014	1
3	0.6139	0.5895	0.0244	0.0006	1



4	0.5558	0.5512	0.0046	0.0000	1
5	0.7018	0.6973	0.0045	0.0000	1
6	0.7789	0.7559	0.0230	0.0005	1
7	0.6448	0.6389	0.0059	0.0000	1
8	0.5570	0.5672	-0.0102	0.0001	1
9	0.6602	0.6251	0.0351	0.0012	1
10	0.6579	0.6262	0.0317	0.0010	1
11	0.6911	0.7079	-0.0168	0.0003	1
12	0.7457	0.7000	0.0457	0.0021	1
13	0.5748	0.5521	0.0227	0.0005	1
14	0.2056	0.4440	-0.2383	0.0568	0
.....	.....	.....	.....	.....	.....
33	0.5677	0.5611	0.0066	0.0000	1
<b>Total</b>				0.3133	
<b>MSE</b>				0.0094929	<b>88%</b>

Berdasarkan Tabel 15., dapat diketahui bahwa total *SSE* pelatihan dengan model arsitektur 4-4-1 dengan menggunakan metode *Resilient Backpropagation (RProp)* sebesar 0.3133 dengan nilai *MSE* sebesar 0.0094929, sehingga hasil akurasi pelatihan dengan model arsitektur 4-4-1 adalah sebesar 88%.

**Tabel 16.** Hasil Akurasi Data *Testing* Dengan Model Arsitektur 4-4-1 *Resilient*

<b>Data Testing (Pengujian)</b>					
<b>No.</b>	<b>Target</b>	<b>Output JST</b>	<b>Error</b>	<b>SSE</b>	<b>Hasil</b>
1	0.1843	0.4757	-0.2914	0.0849	0
2	0.5712	0.5247	0.0465	0.0022	1
3	0.6496	0.5588	0.0908	0.0082	1
4	0.5712	0.5216	0.0496	0.0025	1
5	0.7172	0.7044	0.0128	0.0002	1
6	0.7967	0.7779	0.0189	0.0004	1
7	0.6448	0.6135	0.0313	0.0010	1
8	0.5914	0.5510	0.0404	0.0016	1
9	0.6875	0.6523	0.0352	0.0012	1
10	0.6852	0.6346	0.0506	0.0026	1
11	0.7101	0.7046	0.0055	0.0000	1
12	0.7457	0.7426	0.0031	0.0000	1
13	0.5748	0.5357	0.0391	0.0015	1
14	0.2424	0.4410	-0.1986	0.0394	0
....	.....	.....	.....	.....	.....



33	0.5700	0.5381	0.0320	0.0010	1
			<b>Total</b>	0.2715	
			<b>MSE</b>	0.0082274	<b>88%</b>

Berdasarkan Tabel 16., dapat diketahui bahwa total *SSE* pengujian dengan model arsitektur 4-4-1 dengan menggunakan metode *Resilient Backpropagation (RProp)* sebesar 0.2715 dengan nilai *MSE* sebesar 0.0082274, sehingga diperoleh hasil akurasi pengujian dengan model arsitektur 4-4-1 sebesar 88%.

#### H. Analisis Perbandingan Akurasi Model Arsitektur

Adapun hasil akurasi pelatihan dan pengujian dari setiap model arsitektur yang telah dilakukan pada aplikasi *Matlab R2011a* dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

**Tabel 17.** Rekapitulasi Model Arsitektur Dengan Metode *Backpropagation*

<b>Metode Backpropagation</b>						
<b>Arsitektur</b>	<b>Training</b>				<b>Testing</b>	
	<b>Epoch</b>	<b>Waktu</b>	<b>MSE</b>	<b>Akurasi</b>	<b>MSE</b>	<b>Akurasi</b>
4-2-1	1096	00:05	0.0099133	52%	0.0115429	45%
4-4-1	498	00:05	0.0099977	88%	0.0086485	88%
4-2-4-1	693	00:04	0.0099981	79%	0.0104181	76%
4-4-2-1	527	00:03	0.0099945	61%	0.0107144	55%

**Tabel 18.** Rekapitulasi Model Arsitektur Dengan Metode *Resilient*

<b>Metode Resilient</b>						
<b>Arsitektur</b>	<b>Training</b>				<b>Testing</b>	
	<b>Epoch</b>	<b>Waktu</b>	<b>MSE</b>	<b>Akurasi</b>	<b>MSE</b>	<b>Akurasi</b>
4-2-1	5	00:01	0.0075767	76%	0.0085312	79%
4-4-1	1	00:01	0.0094929	88%	0.0082274	88%
4-2-4-1	16	00:01	0.0044422	85%	0.0044832	82%
4-4-2-1	6	00:01	0.0058125	85%	0.0057396	82%

Berdasarkan perbandingan hasil akurasi model arsitektur yang telah dilatih dan diuji pada aplikasi *Matlab R2011a* dapat disimpulkan bahwa metode *Backpropagation* dapat dioptimasi dengan metode *Resilient*. Hal tersebut dapat dibuktikan dengan melihat perbandingan hasil akurasi model arsitektur dengan menggunakan metode *Resilient* diperoleh hasil pelatihan dan pengujian semakin cepat, *epoch* semakin sedikit, nilai *MSE* semakin rendah, dan akurasi semakin meningkat.



Selanjutnya sesuai dengan perolehan model arsitektur terbaik yaitu arsitektur 4-4-1 dengan menggunakan metode *Resilient* akan digunakan untuk melakukan proses prediksi data indeks pembangunan manusia berdasarkan rata-rata lama sekolah pada tahun berikutnya.

#### I. Hasil Prediksi Data

Prediksi data dilakukan dengan menggunakan model arsitektur terbaik dari metode *Resilient* yaitu 4-4-1 dengan akurasi sebesar 88%. Adapun perhitungannya sebagai berikut :

$$x_n = \frac{(x-0.1)*(z-y)}{0.8} + y \quad (17)$$

$$\text{Nias} = \frac{(4855 - 0.1)*(11.39 - 4.64)}{0.8} + 4.64$$

$$\text{Nias} = 7.89$$

Keterangan :

$x_n$  = data yang di prediksi

$x$  = target prediksi

$z$  = data tertinggi IPM RLS

$y$  = data terendah IPM RLS

Begitu pula selanjutnya cara untuk mencari data prediksi pada daerah lainnya. Adapun hasil prediksi data indeks pembangunan manusia berdasarkan rata-rata lama sekolah di provinsi Sumatera Utara pada tahun 2021 hingga tahun 2025 dapat dilihat pada Tabel 19.

**Tabel 19.** Hasil Prediksi Data IPM Berdasarkan Rata-Rata Lama Sekolah Di Provinsi Sumatera Utara (2021-2025)

No.	Kabupaten/Kota Provinsi Sumatera Utara	IPM Berdasarkan Rata-rata Lama Sekolah (Tahun)				
		2021	2022	2023	2024	2025
1	Nias	7.89	9.40	9.64	9.79	9.81
2	Mandailing Natal	8.45	7.97	8.66	8.44	9.45
3	Tapanuli Selatan	9.14	9.04	8.99	9.24	9.35
4	Tapanuli Tengah	8.62	8.38	8.91	8.65	9.51
5	Tapanuli Utara	9.73	9.99	9.35	10.08	9.29
6	Toba Samosir	10.17	10.43	9.48	10.44	9.27
7	Labuhan Batu	9.42	9.72	9.46	9.59	9.45
8	Asahan	8.60	8.26	8.71	8.62	9.41
9	Simalungun	9.34	9.35	9.10	9.65	9.30



10	Dairi	9.30	9.28	9.08	9.60	9.30
11	Karo	9.82	10.14	9.40	10.06	9.31
12	Deli Serdang	10.03	10.36	9.58	10.20	9.33
13	Langkat	8.76	8.75	9.13	8.87	9.56
14	Nias Selatan	7.91	8.55	10.31	9.42	10.86
15	Humbang Hasundutan	9.59	9.88	9.46	9.82	9.38
16	Pakpak Barat	8.89	8.66	8.88	8.89	9.39
17	Samosir	9.13	9.07	8.96	9.41	9.31
18	Serdang Bedagai	8.48	8.27	8.90	8.65	9.52
19	Batu Bara	8.23	7.92	8.95	8.59	9.60
20	Padang Lawas Utara	9.15	9.11	9.00	9.39	9.32
21	Padang Lawas	8.58	8.11	8.57	8.63	9.35
22	Labuhan Batu Selatan	8.86	8.94	9.19	9.02	9.53
23	Labuhan Batu Utara	8.45	8.27	8.94	8.64	9.56
24	Nias Utara	8.43	8.89	10.52	9.59	10.78
25	Nias Barat	8.35	8.80	10.50	9.57	10.80
26	Kota Sibolga	10.22	10.47	9.49	10.36	9.28
27	Kota Tanjung Balai	9.36	9.53	9.21	9.66	9.33
28	Kota Pematangsiantar	10.76	10.89	10.02	10.47	9.38
		<b>IPM Berdasarkan Rata-rata Lama</b>				
No.	Kabupaten/Kota Provinsi Sumatera Utara	<b>Sekolah (Tahun)</b>				
		<b>2021</b>	<b>2022</b>	<b>2023</b>	<b>2024</b>	<b>2025</b>
29	Kota Tebing Tinggi	10.21	10.53	9.65	10.29	9.33
30	Kota Medan	10.82	10.91	10.06	10.54	9.37
31	Kota Binjai	10.48	10.68	9.68	10.52	9.29
32	Kota PadanSgsidempuan	10.49	10.65	9.56	10.58	9.27
33	Kota Gunung Sitoli	8.71	8.62	9.08	8.79	9.56
<b>SUMATERA UTARA</b>		<b>9.22</b>	<b>9.33</b>	<b>9.35</b>	<b>9.52</b>	<b>9.53</b>

## SIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Metode *Resilient* dapat diterapkan sebagai optimasi dalam menganalisis metode *Backpropagation* pada kasus prediksi indeks pembangunan manusia berdasarkan rata-rata lama di provinsi Sumatera Utara pada tahun 2015-2020. Berdasarkan hasil perhitungan pada metode *Backpropagation* dengan optimasi metode *Resilient* diperoleh bahwa hasil perubahan bobot baru pada metode *Resilient* lebih signifikan sehingga dapat mempercepat proses pelatihan dan pengujian data pada *software Matlab R2011a*.



2. Pada pengujian menggunakan *software Matlab R2011a* dari 4 model arsitektur yang digunakan, diperoleh 1 model arsitektur terbaik dengan akurasi 88% yaitu model arsitektur 4-4-1 dengan menggunakan metode *Backpropagation* menghasilkan nilai *MSE* sebesar 0.0086485 dengan waktu pelatihan 05:00 detik sedangkan dengan menggunakan metode *Resilient* diperoleh nilai *MSE* sebesar 0.0082274 dengan waktu pelatihan 01:00 detik. Berdasarkan hasil penelitian yang diperoleh, dengan melakukan optimasi pada metode *Backpropagation* menggunakan metode *Resilient* maka hasil pelatihan dan pengujian data yang diperoleh semakin cepat dan optimal, *epoch* semakin sedikit, nilai *MSE* semakin rendah serta akurasi semakin meningkat.

#### DAFTAR RUJUKAN

- [1] E. Susan, "MANAJEMEN SUMBER DAYA MANUSIA," *J. Manaj. Pendidik. Ilsam*, vol. 9, no. 2, pp. 952–962, 2019.
- [2] UNDP, *Human Development Report 1990. Concept and Measurement of Human Development*. 1990.
- [3] F. P. Utami, "Pengaruh Indeks Pembangunan Manusia (IPM), Kemiskinan, Pengangguran Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Provinsi Aceh," *J. Samudra Ekon.*, vol. 4, no. 2, pp. 101–113, 2020.
- [4] Y. P. Hidayati, "Prediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Dengan Menggunakan Metode Ensemble KNN," 2019.
- [5] M. N. Faritz and A. Soejoto, "Pengaruh Pertumbuhan Ekonomi Dan Rata-Rata Lama Sekolah Terhadap Kemiskinan Di Provinsi Jawa Tengah," *J. Pendidik. Ekon.*, vol. 8, no. 1, pp. 15–21, 2020, doi: 10.26740/jupe.v8n1.p15-21.
- [6] I. Fitriati and M. Ghazali, "Pemodelan Pengaruh Rata-Rata Lama Sekolah Terhadap Indeks Kedalaman Kemiskinan Di Indonesia Menggunakan Support Vector Regression," *Semin. Nas. Ris. Kuantitatif Terap. 2017*, no. April, pp. 100–105, 2017.
- [7] N. R. Hidayati and A. D. B. Bawono, "Pengaruh Ruang Fiskal, Pendapatan Asli Daerah, Dana Alokasi Umum, Persentase Penduduk Miskin, Dan Rata-Rata Lama Sekolah Terhadap Belanja Pendidikan," *ECONBANK J. Econ. Bank.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–20, 2020, doi: 10.35829/econbank.v2i1.75.
- [8] H. Jaya, Sabran, M. M. Idris, Y. A. Djawad, A. Ilham, and A. S. Ahmar, "Kecerdasan Buatan," 2018, pp. 1–309.
- [9] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "Implementasi Jst Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional Dengan Backpropagation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 411–418, 2018, doi: 10.25126/jtiik.201854767.
- [10] G. Z. Muflih, Sunardi, and A. Yudhana, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Curah Hujan di Wilayah Kabupaten Wonosobo," *MUST J. Math. Educ. Sci.*



- Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 45–46, 2019, doi: 10.30651/must.v4i1.2670.
- [11] W. Saputra, J. T. Hardinata, and A. Wanto, “Penerapan Metode Resilient dalam Menentukan Model Arsitektur Terbaik untuk Prediksi Pengangguran Terbuka di Indonesia,” *Semin. Nas. Apl. Teknol. Inf.*, pp. 21–29, 2019.
- [12] K. Onggrosso, Tulus, and E. B. Nababan, “Analisis Penggunaan Parallel Processing Multithreading Pada Resilient Backpropagation,” *InfoTekJar (Jurnal Nas. Inform. dan Teknol. Jaringan)*, vol. 2, no. 1, pp. 33–40, 2017.
- [13] W. Saputra, “Analisis Metode Resilient Pada Artificial Neural Network Backpropagation,” 2017.
- [14] K. R. Ririh, N. Laili, A. Wicaksono, and S. Tsurayya, “Studi Komparasi dan Analisis Swot Pada Implementasi Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) di Indonesia,” *J. Tek. Ind.*, vol. 15, no. 2, pp. 122–133, 2020.
- [15] A. Wati, “Implementasi Artificial Neural Network Dalam Memprediksi Nilai Air Bersih Yang Disalurkan Di Provinsi Indonesia Afrina,” *Semin. Nas. Teknol. Komput. Sains*, vol. 7, no. 3, pp. 182–189, 2020.
- [16] Y. N. Sari, “Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Luas Area Serangan Hama Pada Tanaman Bawang,” 2016.
- [17] S. Rukiyah, “Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Resilient Backpropagation (RPOP) Dalam Klasifikasi Objek,” 2017.
- [18] M. R. Junanda and D. M. Midyanti, “Aplikasi Prediksi Ketersediaan Pangan Di Kabupaten Ketapang Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Resilient-Backpropagation Berbasis Web,” *Coding J. Komput. dan Apl. Untan*, vol. 06, no. 03, pp. 150–160, 2018.
- [19] M. A. P. Hutabarat, M. Julham, and A. Wanto, “Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota Di Sumatera Utara,” *semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
- [20] Welnof Satria, “Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Peramalan Penjualan Produk (Studi Kasus Di Metro Electronic Dan Furniture),” *Djtechno J. Inf. Technol. Res.*, vol. 1, no. 1, pp. 14–19, 2020.
- [21] H. Okprana, M. R. Lubis, and J. T. Hadinata, “Prediksi Kelulusan TOEFL Menggunakan Metode Resilient Backpropagation,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 6, no. 2, p. 275, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i2.41224.