

**PREDIKSI INDEKS PEMBANGUNAN MANUSIA  
PADA KABUPATEN/KOTA DI PROVINSI NUSA TENGGARA TIMUR  
MENGUNAKAN BACKPROPAGATION  
DENGAN KOMBINASI LEARNING RATE DAN EPOCH**

Mercynanda Yuliany Alang<sup>1</sup>, Kris Suryowati<sup>2\*</sup>, Febriani Astuti<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Jurusan Statistika, Fakultas Sains Terapan, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta

Email: [suryowati@akprind.ac.id](mailto:suryowati@akprind.ac.id)

\*corresponding author

**Abstract.** This study was conducted to predict the human development index in East Nusa Tenggara Province in 2023. In its implementation, data is normalized using min max normalization before forecasting. Forecasting will be carried out by comparing the combination of parameters of the backpropagation method, namely the learning rate and epoch (iteration) parameters. From the combination of these two parameters, the best combination will be selected using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). This study uses the proportion of 90% training data and 10% testing data, and uses a 4-3-1 network architecture. Based on the results of testing the combination of parameters for the backpropagation method, the best parameter is Epoch = 5000 and learning rate = 0.15 with MAPE 0.22690492% and prediction accuracy is 90%, on 257 training data and 29 test data. The results of this study indicate that the prediction of HDI for the Province of NTT in 2023 is 65 in the medium category.

**Keywords:** Forecasting, Human Development Index, Backpropagation, Learning Rate, Epoch

**Abstrak.** Penelitian ini dilakukan untuk memprediksi indeks pembangunan manusia (IPM) di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) tahun 2023. Dalam implementasinya, data dinormalisasi menggunakan min-max normalization sebelum dilakukan peramalan dengan membandingkan kombinasi parameter-parameter metode backpropagation, yaitu parameter learning rate (laju pembelajaran) dan epoch (iterasi). Dari kombinasi kedua parameter tersebut akan diseleksi kombinasi mana yang paling baik menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Penelitian ini menggunakan proporsi 90% data latih serta 10% data uji, dan menggunakan arsitektur jaringan 4-3-1. Berdasarkan hasil pengujian kombinasi parameter untuk metode backpropagation, parameter terbaik adalah parameter dengan Epoch = 5000 dan learning rate = 0,15 dengan hasil MAPE yang paling minimum yakni 0,22690492% dan akurasi prediksi 99,77%, terhadap 257 data latih dan 29 data uji. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa prediksi IPM Provinsi NTT tahun 2023 adalah 65 dengan kategori sedang.

**Kata kunci:** Prediksi, Indeks Pembangunan Manusia, Backpropagation, Learning Rate, Epoch

## 1. Pendahuluan

Pembangunan manusia adalah pengembangan kemampuan masyarakat melalui partisipasi aktif dalam proses yang membentuk kehidupan dan masyarakat dengan memperbaiki kehidupan. Pengembangan kehidupan manusia perlu diketahui progresnya dengan melihat angka Indeks Pembangunan Manusia (IPM). Angka IPM setiap daerah di Indonesia memberikan indikasi peningkatan atau penurunan kinerja pembangunan manusia pada daerah tersebut [5], termasuk daerah Kabupaten di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT). Pembangunan manusia menurut standar *United Nations Development Program* (UNDP), terdiri dari 4 kategori, yakni IPM > 80 kategori sangat tinggi, IPM 70 – 79 kategori tinggi, serta IPM 60 – 69 kategori sedang dan < 60 kategori rendah. Dari kategori tersebut, pembangunan manusia Provinsi NTT termasuk kategori sedang yang dapat dilihat dari data IPM Provinsi NTT dalam 13 tahun terakhir berikut [6].



Gambar 1. Grafik IPM NTT Tahun 2010 – 2022

Angka IPM suatu daerah tidaklah pasti, IPM dibentuk oleh 3 (tiga) dimensi dasar yaitu umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak. Untuk mengukur aspek umur panjang dan hidup sehat digunakan angka umur harapan hidup (UHH), untuk mengukur aspek pengetahuan digunakan gabungan indikator harapan lama sekolah (HLS) dan rata-rata lama sekolah (RLS), sedangkan untuk mengukur aspek kelayakan hidup digunakan indikator pengeluaran riil per kapita (PRP) [5].

Salah satu strategi untuk meningkatkan IPM adalah meramalkan/ memprediksi IPM kabupaten di sebuah provinsi dalam beberapa periode ke depan. Peramalan (*forecasting*) merupakan sebuah metode untuk memperhitungkan nilai dimasa yang akan datang dengan menggunakan data di masa lalu [22]. Dalam melakukan pemodelan prediktif, dapat digunakan *artificial neural network (ANN backpropagation*, untuk mempelajari dan menganalisis pola atas masa lalu lebih tepat sehingga diperoleh keluaran yang akurat dengan kesalahan (*error*) minimum [2]. Tujuan penelitian ini adalah mengetahui statistik deskriptif IPM di Provinsi NTT tahun 2010-2022, mengetahui prediksi IPM tahun 2023 pada Kabupaten/Kota di Provinsi NTT, mengetahui ketepatan akurasi model prediksi terbaik antara kombinasi parameter learning rate dan parameter epoch terhadap IPM pada Kabupaten/Kota di Provinsi NTT menggunakan MAPE, mengetahui prediksi IPM di Provinsi NTT tahun 2023, dan mengetahui ketepatan akurasi model prediksi terbaik antara kombinasi parameter learning rate dan parameter epoch IPM di Provinsi NTT menggunakan MAPE. Hasil prediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) dalam penelitian ini diharapkan menjadi acuan pemerintah Provinsi NTT untuk meningkatkan pembangunan yang lebih merata lagi agar kualitas masyarakat bisa terus meningkat.

## 2. Metode

Langkah-langkah penelitian ini sebagai berikut.

1. Melakukan pengumpulan data dari situs <https://ntt.bps.go.id/> dan memasukkan data pada Microsoft Excel dengan format csv.
2. Melakukan analisis deskriptif data dari setiap variabel, yaitu variabel Harapan Lama Sekolah (HLS), variabel Pengeluaran Riil Per Kapita (PRP), variabel Rata-rata Lama Sekolah (RLS), Umur Harapan Hidup (UHH) dan variabel Indeks Pembangunan Manusia (IPM).
3. Membuat modul JST untuk prediksi menggunakan metode *backpropagation*
4. Melakukan normalisasi data menggunakan *min-max scaler*
5. Inisialisasi bobot awal V dan W berdasarkan arsitektur jaringan 4-3-1 dengan membangkitkan data random.
6. Penetapan data latih dan data uji.

7. Prediksi dengan melakukan proses pelatihan dan pengujian data IPM menggunakan JST *backpropagation* dengan kombinasi parameter *epoch* dan parameter *learning rate*.
8. Melakukan denormalisasi data ke bentuk awal.
9. Melakukan evaluasi kinerja model menggunakan nilai *MAPE*.
10. Menarik kesimpulan dari kombinasi kedua parameter.

*Backpropagation* memiliki dua tahapan utama, yaitu perambatan maju untuk mengetahui *output* dari JST dan perambatan mundur untuk memperbaharui nilai bobot *V* dan bobot *W*. *Backpropagation* merupakan algoritma yang bekerja mengenali pola data berdasarkan histori/kejadian terdahulu, sehingga pengenalan pola data untuk melakukan prediksi terhadap data yang akan datang dapat dilakukan. Proses prediksi data dengan menggunakan JST *backpropagation* dapat dilakukan dengan dua proses, yakni proses pelatihan dan proses pengujian. Proses pelatihan merupakan proses pembelajaran yang bertujuan untuk melatih bobot sehingga mampu mengenali pola data. Hasilnya adalah bobot *V* dan bobot *W* yang terlatih. Pada proses pelatihan, dilakukan 2 tahap yaitu perambatan maju dan perambatan mundur. Proses pelatihan juga dapat diartikan sebagai perulangan terhadap proses perambatan maju dan perambatan mundur untuk mendapatkan bobot *V* dan bobot *W* terlatih. Pengujian merupakan proses prediksi yang dilakukan terhadap data uji atau. Sebelum melakukan proses perambatan maju dan perambatan mundur, pertama-tama dilakukan normalisasi.

#### Normalisasi Data

Normalisasi merupakan proses membawa nilai input dengan range yang tak terbatas ke nilai output yang terbatas, yaitu dalam range 0 sampai 1 untuk memastikan record pada dataset tetap konsisten [7]. Berikut merupakan rumus normalisasi data [21].

$$x_i \text{ normalisasi} = \frac{x_i - \min(x) - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

Dimana,

$x_i$  normalisasi : hasil normalisasi terhadap data *x* ke-*i*

$x_i$  : Data *x* ke-*i*

$\min(x)$  : Data minimum yang terdapat pada *x*

$\max(x)$  : Data maksimum yang terdapat pada *x*

#### Proses Pelatihan

Setelah dilakukan normalisasi, ditentukan bobot *V* dan bobot *W*. Penentuan bobot *V* awal, bobot *W* awal dan bias awal dilakukan secara acak dengan membangkitkan data random yang rentangnya 0 dan 1. Berikut formula ukuran bobot *V* dan bobot *W*.

$$\text{ukuran bobot } V = n_{\text{input}} \times n_{\text{hidden}}$$

$$\text{ukuran bobot } W = n_{\text{hidden}} \times n_{\text{output}}$$

Berikut formula ukuran bobot *V* dan bobot *W* bila menggunakan bias.

$$\text{ukuran bobot } V = (n_{\text{input}} + 1) \times n_{\text{hidden}}$$

$$\text{ukuran bobot } W = (n_{\text{hidden}} + 1) \times n_{\text{output}}$$

Dimana:

$n_{\text{input}}$  : Jumlah neuron pada *input layer*

$n_{\text{hidden}}$  : Jumlah neuron pada *hidden layer*

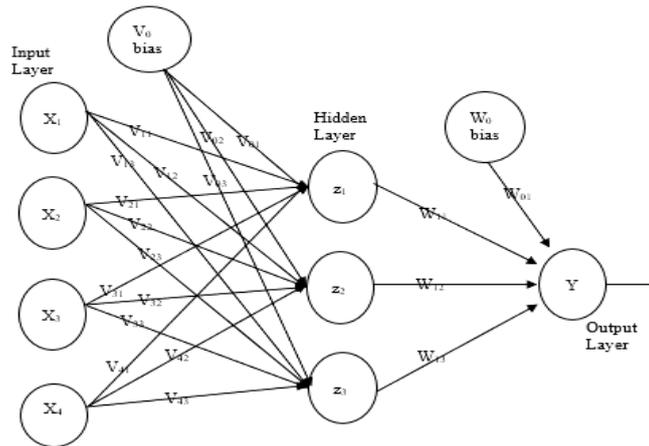
$n_{\text{output}}$  : Jumlah neuron pada *output layer*

- a. Inisialisasi parameter-parameter JST *backpropagation*

Inisialisasi parameter berkaitan dengan arsitektur jaringan yang bertujuan untuk memberikan nilai awal untuk membatasi keluaran lapisan aktivasi atau menghilangkannya gradien selama propagasi maju, sehingga jaringan akan membutuhkan waktu yang lebih sedikit untuk konvergen. Berikut merupakan tahap-tahap yang digunakan dalam proses pelatihan algoritma JST *backpropagation*.

#### Inisialisasi parameter-parameter JST *backpropagation*.

Berikut merupakan contoh skema JST dengan  $n_{\text{input}} = 4$ ,  $n_{\text{hidden}} = 3$ ,  $n_{\text{output}} = 1$ .



Gambar 2. Arsitektur JST Backpropagation Prediksi IPM

Berdasarkan gambar tersebut, dapat diketahui bahwa jumlah neuron *input* adalah 4 yang sesuai dengan banyaknya variabel independen, jumlah neuron *hidden layer* adalah 3 dan jumlah neuron *output* adalah 1 yang tentunya sesuai dengan konsep peramalan menggunakan *JST backpropagation* yang memang menggunakan 1 neuron *output* untuk prediksi.

- b. Inisialisasi bobot V dan bobot W awal

Inisialisasi bobot V dan bobot W bertujuan untuk memberikan nilai V dan nilai W awal. Ukuran bobot v dan bobot w adalah sebagai berikut.

$$\text{ukuran bobot } V = (n_{input} + 1) \times n_{hidden} = 5 \times 3$$

$$\text{ukuran bobot } W = (n_{hidden} + 1) \times n_{output} = 4 \times 1$$

Nilai masing-masing bobot ditentukan secara acak dengan membangkitkan data random yang rentangnya 0 dan 1. Rentang tersebut dipilih agar nilai bobot awal tidak terlalu besar.

**1) Proses perambatan maju**

Pada perambatan maju dilakukan perhitungan sinyal dari *input layer* ke *hidden layer*. Selain itu dilakukan perhitungan sinyal keluaran yang diteruskan dari *hidden layer*. Berikut merupakan tahapan dalam perambatan maju.

- a) Perhitungan nilai neuron pada *hidden layer* (nilai Z)

Perhitungan nilai  $Z_i (Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_n)$  dilakukan dengan persamaan berikut.

$$z_{in_j} = v_{0j} + \sum_{i=0}^n x_i v_{ij} \tag{2}$$

$$z_j = f(z_{in_j}) \tag{3}$$

Dimana,

$z_{in_j}$  : Sinyal dari *input layer* ke neuron *hidden layer* ke-j

$v_{0j}$  : Bias pada neuron *hidden layer* ke-j

$x_i$  : Neuron *input* ke-i

$v_{ij}$  : Bobot yang menghubungkan neuron *input* ke-i dan neuron *hidden layer* ke-j

$z_j$  : Neuron *hidden layer* ke-j

$f(z_{in_j})$  : Fungsi aktivasi terhadap nilai  $z_{in_j}$

Untuk mencari nilai Z, digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* berikut:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{(-x)}} \tag{4}$$

Berikut merupakan perhitungan nilai z

$$z_j = f(z_{in_j}) = \frac{1}{1 + e^{(-z_{in_j})}} \quad (5)$$

b) Perhitungan nilai neuron pada output layer (nilai Y)

Perhitungan nilai  $Y_i(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$  dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut.

$$y_{in_k} = w_{0k} + \sum_{j=0}^n z_j w_{jk} \quad (6)$$

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (7)$$

Dimana,

$w_{0k}$  : Bias pada neuron output ke-k

$z_j$  : Neuron *hidden layer* ke-j

$w_{jk}$  : Bobot penghubung neuron *hidden layer* ke-j dan neuron *output layer* ke-k

$y_{in_k}$  : Sinyal dari *hidden layer* ke neuron *output layer* ke-k

$y_k$  : Neuron *output layer* ke-k

$f(y_{in_k})$  : Fungsi aktivasi terhadap nilai  $y_{in_k}$

Untuk mencari nilai Y, digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{(-x)}} \quad (4)$$

Berikut merupakan perhitungan nilai Y.

$$y_k = f(y_{in_k}) = \frac{1}{1 + e^{(-y_{in_k})}} \quad (8)$$

## 2) Proses perambatan mundur

Perambatan mundur dilakukan untuk memperbaharui bobot W dan memperbaharui bobot V. berikut merupakan tahapan dalam proses perambatan mundur.

a) Perhitungan perambatan Mundur dari *output layer* ke *hidden layer*.

Tahapan ini bertujuan untuk memperbaharui bobot W.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (9)$$

$$\delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k)$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (10)$$

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (11)$$

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

$$w_{0k}(\text{baru}) = w_{0k}(\text{lama}) + \Delta w_{0k} \quad (13)$$

Dimana,

$\delta_k$  : Faktor koreksi dari neuron output ke-k

$t_k$  : Target output pada neuron output ke-k

$y_k$  : Neuron output ke-k

$\alpha$  : Laju pembelajaran

$\Delta w_{jk}$  : Koreksi bobot penghubung neuron output ke-k dan neuron hidden layer ke-j

$\Delta w_{0k}$  : Koreksi bias pada neuron output ke-k

$\Delta w_{jk}(\text{baru})$  : Bobot terbaru penghubung neuron output ke-k dan neuron hidden layer ke-j

$\Delta w_{jk}$ (baru) : Bobot lama penghubung neuron output ke-k dan neuron hidden layer ke-j

- b) Perhitungan perambatan mundur dari *hidden layer* ke *input layer*

Tahapan ini bertujuan untuk memperbaharui bobot  $V$ . Berikut adalah persamaan yang digunakan dalam tahap ini.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^n \delta_k w_{jk} \quad (14)$$

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (15)$$

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (16)$$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (17)$$

$$v_{0j}(\text{baru}) = v_{0j}(\text{lama}) + \Delta v_{0j} \quad (18)$$

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (19)$$

Dimana,

$\delta_{in_j}$  : Sinyal faktor koreksi dari layer output ke neuron hidden layer ke-j

$\delta_j$  : Faktor koreksi dari neuron hidden layer ke-j

$\alpha$  : Laju pembelajaran

$\Delta v_{ij}$  : Koreksi bobot penghubung neuron hidden layer ke-j dan neuron input layer ke-i

$\Delta v_{0j}$  : Koreksi bias pada neuron hidden layer ke-j

$\Delta v_{ij}(\text{baru})$  : Bobot terbaru penghubung neuron hidden layer ke-j dan neuron input layer ke-i

$\Delta v_{ij}(\text{lama})$  : Bobot lama penghubung neuron hidden layer ke-j dan neuron input layer ke-i

### Proses Pengujian/Prediksi

- a) Proses perhitungan nilai neuron pada *hidden layer* (nilai  $Z$ ).

Perhitungan nilai  $Z_1$ ,  $Z_2$  dan  $Z_3$  dilakukan dengan menggunakan persamaan (2) dan persamaan (3). Untuk mencari nilai  $Z$ , digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner*:

- b) Perhitungan nilai neuron pada *output layer* (nilai  $Y$ )

Perhitungan nilai  $Y$  dilakukan dengan menggunakan persamaan (6). Untuk mencari nilai  $Y$ , digunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* yang dapat dilihat dari persamaan (8).

Setelah mendapatkan nilai  $Y$ , proses perambatan maju pun berakhir.

### Denormalisasi Data

Denormalisasi data digunakan untuk mengembalikan data yang sudah dinormalisasi ke bentuk data awal. Berikut merupakan rumus denormalisasi data.

$$y(\text{denormalisasi}) = (y \times \max(IPM)) - (y \times \min(IPM)) + (\min(IPM))$$

### Menghitung Persentase Akurasi Prediksi

Perhitungan persentase akurasi hasil prediksi JST *backpropagation* dapat dilakukan dengan terlebih dahulu menjabarkan persamaan (20).

*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{Y_i} \times 100\% \quad (20)$$

dengan,

$e_i$  = selisih antara data aktual ke- $i$  dengan prediksi ke- $i$

$n$  = banyaknya data observasi

$Y_i$  = data aktual ke- $i$ .

Perhitungan persentase akurasi hasil prediksi pada setiap data uji dapat diketahui dengan cara berikut.

- a) Menghitung persentase *error*

Langkah pertama yang harus dilakukan sebelum menghitung akurasi hasil prediksi adalah menghitung persentase *error* dengan persamaan berikut.

$$\text{persentase error}(\%) = \frac{|e_i|}{Y_i} \times 100\% \quad (21)$$

Mengetahui rata-rata persentase *error* dilakukan dengan menggunakan persamaan (20).

b) Menghitung Persentase Akurasi

Setelah mendapatkan persentase *error*, maka persentase akurasi hasil prediksi dapat diketahui dengan menggunakan persamaan berikut.

$$\text{persentase akurasi}(\%) = 100\% - \text{persentase error} \quad (22)$$

### 3. Hasil dan Pembahasan

#### A. Statistik Deskriptif Data

Variabel independen yang mempengaruhi angka IPM di Provinsi NTT pada tahun 2010-2022 yaitu harapan lama sekolah rata-rata lama sekolah dan umur harapan hidup masing-masing memiliki nilai/angka yang cenderung naik dari tahun ke tahun. Sementara itu, variabel independen pengeluaran riil per kapita memiliki nilai yang fluktuatif dari tahun 2010-2022. Angka variabel dependen IPM Provinsi NTT terus meningkat dari tahun 2010-2022.

#### B. Prediksi IPM Kabupaten di Provinsi NTT dengan Kombinasi Parameter

Pada penelitian IPM)tahun 2010-2022 kabupaten di Provinsi NTT digunakan 4 variabel independen sebagai variabel input serta menggunakan 90% data latih dan 10% data uji. Prediksi IPM menggunakan kombinasi parameter *learning rate* dan *epoch*. Implementasi *backpropagation* adalah membuat *script* modul lalu menjalankannya dalam *script backpropagation* dengan bahasa pemrograman python menggunakan VS Code ekstensi Jupyter Notebook untuk mendapatkan hasil prediksi IPM kabupaten di Provinsi NTT tahun 2023.

a) **Modul JST Backpropagation**

Modul adalah objek python dengan atribut yang diberi nama yang bisa diikat (*bind*) dan dijadikan referensi. Pembuatan modul dalam penelitian ini dilakukan untuk menciptakan fungsi pemrograman dari rumus-rumus peramalan menggunakan metode *backpropagation* yang dapat dipanggil guna menjalankan proses perambatan maju dan perambatan mundur data IPM serta menguji akurasi hasil prediksi menggunakan MAPE sehingga program dapat berjalan dengan baik dan prediksi bisa didapatkan.

b) **Normalisasi Data**

Dasil normalisasi data IPM Kabupaten di Provinsi NTT, dapat diketahui bahwa angka-angka setiap variable sudah berada pada range 0-1, sehingga proses normalisasi telah dilakukan.

c) **Inisialisasi Bobot V dan Bobot W**

Inisialisasi bobot V dan bobot W bertujuan untuk memberikan nilai V dan nilai W awal.

Dengan bahasa pemrograman python data random dibangkitkan dan diperoleh nilai bobot V dan bobot W awal sebagai berikut.

Tabel 1. Bobot V

i \ j	1	2	3
0	0,10	0,10	0,10
1	0,60	0,58	0,64
2	0,73	0,80	0,74
3	0,51	0,75	0,09
4	0,16	0,01	0,64

Tabel 2. Bobot W

j \ k	1
0	0,10
1	0,69
2	0,29
3	0,14

d) **Penetapan Data Latih dan Data Uji**

Penetapan data latih bertujuan untuk membangun sebuah model dan mendapatkan bobot yang sesuai, sedangkan penetapan data uji digunakan untuk mengetahui tingkat keakuratan hasil dengan nilai sebenarnya. Pada perhitungan ini akan digunakan iterasi 1000 dan laju pembelajaran sebesar 0,1 karena sudah cukup optimal dalam pengujian. Hal ini ditunjukkan

dengan nilai MSE yang sudah sangat kecil. Berikut adalah hasil pembagian data latih dan data uji menggunakan MSE.

Tabel 3. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Arsitektur	Proporsi	MSE
$n_{input} = 4$ $n_{hidden} = 3$ $n_{output} = 1$ laju pembelajaran ( $\alpha$ ) = 0,1 minimum error = 0,001 iterasi = 1000	90% data latih dan 10 % data uji	0,0022845
	80% data latih dan 20% data uji	0,0023049
	70% data latih dan 30% data uji	0,0024099

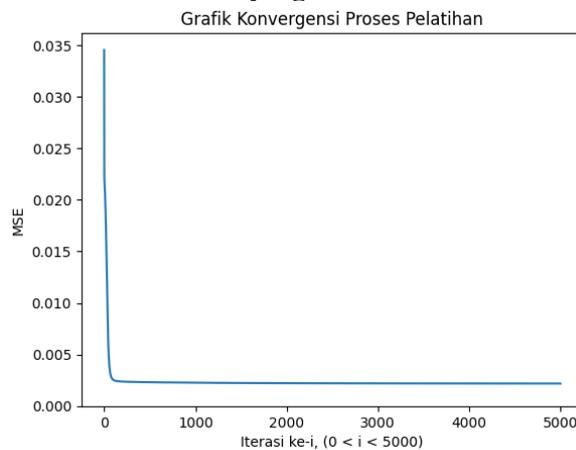
Dari Tabel 3 tersebut terlihat bahwa pembagian data latih dan data uji terbaik adalah 90% data latih dan 10 % data uji karena memiliki nilai MSE terkecil yaitu 0,0022845.

**e) Proses Pelatihan dan Pengujian Data**

Analisis setiap arsitektur parameter akan didapatkan hasil pelatihan dan grafik konvergensi proses pelatihan. Berikut merupakan proses pelatihan dan pengujian data menggunakan arsitektur jaringan dengan kombinasi parameter terbaik dilihat dari nilai MAPE terkecil yang dapat dilihat dari tabel 4. Pelatihan dan pengujian data terbaik dengan iterasi = 5000 dan laju pembelajaran = 0,15,  $n_{input}=4$ ,  $n_{hidden} = 3$ ,  $n_{output} = 1$ , minimum error = 0,001

**Pelatihan data:**

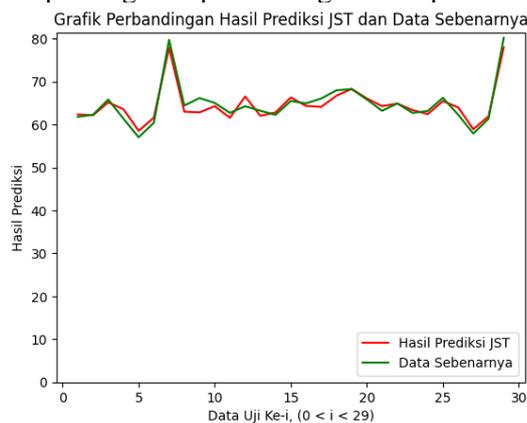
Proses pelatihan memperlihatkan nilai MSE setiap iterasi. Semakin banyak iterasi, maka MSE akan semakin kecil dan mendekati 0 yang divisualisasikan dalam gambar berikut.



Gambar 3. Grafik Pelatihan Iterasi 5000 dan Laju Pembelajaran 0,15

**Proses pengujian data:**

Hasil prediksi menunjukkan bahwa angka IPM kabupaten pada tahun 2023 adalah  $77.976481 \approx 78$  (kategori tinggi). Berikut merupakan grafik perbandingan hasil prediksi dan data sebenarnya.



Gambar 5. Grafik Perbandingan Prediksi dan Data Sebenarnya  
Iterasi 5000 dan Laju Pembelajaran 0,15

Grafik 5 menunjukkan bahwa pola data hasil prediksi menggunakan JST *backpropagation* mirip dengan pola data sebenarnya sehingga dapat dikatakan bahwa kombinasi iterasi = 5000 dan laju pembelajaran = 0,15 sangat baik digunakan dalam prediksi.

#### Perbandingan Hasil Akurasi Prediksi

Berikut hasil analisis prediksi dengan kombinasi parameter menggunakan nilai MAPE.

Tabel 4. Hasil Akurasi Prediksi

Kombinasi Parameter		Nilai MAPE
<i>Learning rate</i> = 0,05	<i>Epoch</i> = 100	2,16906137 %
	<i>Epoch</i> = 1000	1,88872594 %
	<i>Epoch</i> = 5000	1,82837408 %
<i>Learning rate</i> = 0,10	<i>Epoch</i> = 100	2,52785832 %
	<i>Epoch</i> = 1000	1,81468459 %
	<i>Epoch</i> = 5000	1,74897789 %
<i>Learning rate</i> = 0,15	<i>Epoch</i> = 100	1,97255901 %
	<i>Epoch</i> = 1000	1,7671439 %
	<i>Epoch</i> = 5000	1,72040494 %

Dari Tabel 4 dapat diketahui bahwa kombinasi parameter terbaik adalah kombinasi parameter *epoch*=5000 dan *learning rate*= 0,15 dengan nilai MAPE terkecil yaitu 1,72%.

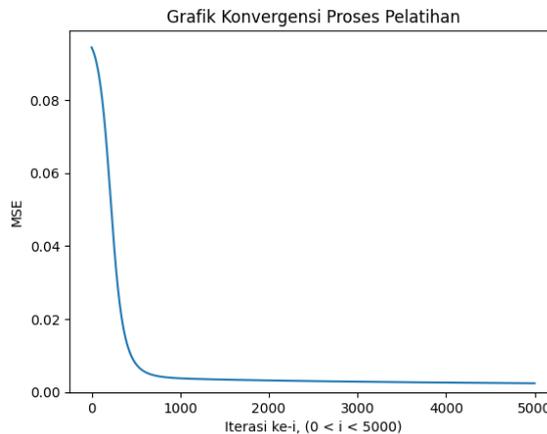
Analisis kombinasi parameter terbaik dengan arsitektur jaringan 4-3-1 dan dengan proporsi 90% data latih 10% data uji didapatkan hasil prediksi IPM Kota Kupang di Provinsi NTT pada tahun 2023 yaitu 77976481  $\approx$  78. Angka tersebut menunjukkan kategori IPM tinggi.

#### f) Prediksi IPM Provinsi NTT

Dengan menggunakan tahapan analisis pada poin (e) berikut hasil prediksi IPM NTT.

##### Pelatihan data:

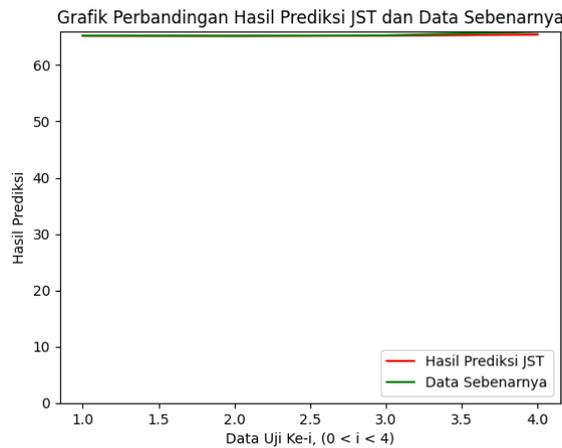
Proses pelatihan memperlihatkan nilai MSE setiap iterasi. Semakin banyak iterasi, maka MSE akan semakin kecil dan mendekati 0 yang divisualisasikan dalam gambar berikut.



Gambar 6. Grafik Pelatihan Iterasi 5000 dan Laju Pembelajaran 0,15

##### Proses pengujian data:

Hasil prediksi menunjukkan bahwa angka IPM Provinsi NTT pada tahun 2023 adalah 65,393212  $\approx$  65 yang dalam kategori sedang.



Gambar 7. Grafik Perbandingan Prediksi dan Data Sebenarnya Iterasi 5000 dan Laju Pembelajaran 0,15

Grafik 7 menunjukkan bahwa pola data hasil prediksi menggunakan JST *backpropagation* mirip dengan pola data sebenarnya sehingga dapat dikatakan bahwa kombinasi iterasi = 5000 dan laju pembelajaran = 0,15 sangat baik untuk prediksi.

Berikut adalah hasil prediksi dengan melihat nilai MAPE terkecil.

Tabel 5. Hasil Akurasi Prediksi

Kombinasi Parameter		Nilai MAPE
<i>Learning rate</i> = 0,05	<i>Epoch</i> = 100	3,33042189%
	<i>Epoch</i> = 1000	1,59634361%
	<i>Epoch</i> = 5000	0,36384547%
<i>Learning rate</i> = 0,10	<i>Epoch</i> = 100	3,47654346%
	<i>Epoch</i> = 1000	0,64827029%
	<i>Epoch</i> = 5000	0,2715382%
<i>Learning rate</i> = 0,15	<i>Epoch</i> = 100	2,86668361%
	<i>Epoch</i> = 1000	0,44435865%
	<i>Epoch</i> = 5000	0,22690492%

Dari Tabel 5 dapat diketahui bahwa kombinasi parameter terbaik adalah kombinasi parameter dengan *epoch*=5000 dan *learning rate*= 0,15 dengan nilai MAPE terkecil yaitu 0,22690492%.

Dari analisis kombinasi parameter terbaik dengan arsitektur jaringan 4-3-1 dan dengan proporsi 90% data latih 10% data uji, telah didapatkan hasil prediksi IPM Provinsi NTT pada tahun 2023 yaitu 65.393212 ≈ 65 angka tersebut menunjukkan kategori IPM sedang. Analisis setiap pengujian juga menghasilkan nilai MAPE yang sangat kecil serta menghasilkan akurasi prediksi yang besar. Dari pembuktian tersebut dapat dikatakan bahwa model semua arsitektur jaringan baik untuk digunakan dalam prediksi.

#### 4. Kesimpulan

Penelitian IPM di Provinsi Nusa Tenggara Timur pada tahun 2010-2022 dengan metode *backpropagation* dihasilkan kesimpulan, yaitu:

Variabel independen yang mempengaruhi angka IPM di Provinsi NTT pada tahun 2010-2022 yaitu harapan lama sekolah rata-rata lama sekolah dan umur harapan hidup masing-masing memiliki nilai/angka yang cenderung naik dari tahun ke tahun. Sementara itu, variabel independen pengeluaran riil per kapita memiliki nilai yang fluktuatif dari tahun 2010-2022. Angka pengeluaran riil per kapita terus mengalami peningkatan dari tahun 2010 sampai tahun 2019 hingga pada tahun 2020 terus menurun hingga tahun 2021 yang dipengaruhi covid-19.

Angka pengeluaran riil per kapita kemudian meningkat lagi di tahun 2022. Variabel dependen IPM Provinsi NTT memiliki nilai yang terus meningkat dari tahun 2010-2022. Prediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) pada Kota Kupang di Provinsi Nusa Tenggara Timur menggunakan metode *backpropagation* didapatkan hasil prediksi pada tahun 2023 yaitu  $77976481 \approx 78$  (kategori IPM tinggi). Dari analisis akurasi prediksi terhadap IPM pada Kota Kupang di Provinsi NTT didapatkan kombinasi parameter terbaik adalah  $epoch=5000$  dan  $learning\ rate=0,15$  dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil yaitu 1,72%. Prediksi IPM di Provinsi NTT menggunakan metode *backpropagation* didapatkan hasil prediksi pada tahun 2023 yaitu  $65.393212 \approx 65$  angka (kategori IPM sedang). Dari analisis akurasi prediksi terhadap IPM di Provinsi NTT didapatkan kombinasi parameter terbaik adalah  $epoch=5000$  dan  $learning\ rate=0,15$  dengan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) terkecil yaitu 0,22690492%.

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah melakukan prediksi dengan menambahkan parameter yang lebih banyak atau menggunakan *Grid Search Cross Validation* yang dapat melakukan pemilihan kombinasi model dan hyperparameter dengan cara menguji coba satu persatu kombinasi dan melakukan validasi untuk setiap kombinasi. Saran lainnya adalah Melakukan analisis dengan membandingkan hasil prediksi menggunakan metode lain karena metode *backpropagation* masih belum bisa memprediksi IPM beberapa tahun ke depan, dengan demikian prediksi ke depannya bisa lebih baik lagi. Untuk pemerintah dan masyarakat Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) sebaiknya terus bekerja sama membangun NTT di bidang umur panjang dan hidup sehat, pengetahuan, dan standar hidup layak agar angka IPM yang tergolong sedang di tahun 2023 bisa meningkat di masa yang akan datang.

### Ucapan Terima Kasih

Dalam penyusunan tulisan ini, banyak pihak yang telah memberikan dukungan kepada penulis. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada seluruh dosen dan pimpinan Jurusan Statistika Fakultas Sains Terapan Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta..

### Daftar Pustaka

- [1] Andrian Y. & Ningsih E. (2017). Prediksi curah hujan di Kota Medan menggunakan metode *backpropagation* neural network. Seminar Nasional Informatika (SNIf) Vol. 1 No 184–18.
- [2] BPS. (2023). Indeks Pembangunan Manusia. <https://www.bps.go.id/subject/26/indeks-pembangunan-manusia.html>
- [3] BPS NTT. (2023). indeks Pembangunan Manusia. [ntt.bps.go.id. https://ntt.bps.go.id/subject/26/indeks-pembangunan-manusia.html](https://ntt.bps.go.id/subject/26/indeks-pembangunan-manusia.html)
- [4] Chamidah N. & Kunci K. (2012). Pengaruh Normalisasi Data pada Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagasi Gradient Descent Adaptive Gain ( BPGDAG ) untuk Klasifikasi. 1(1) 28–33.
- [5] Wardah S. & Iskandar. (2016). Analisis Peramalan Penjualan Produk Keripik Pisang Kemasan Bungkus (Studi Kasus: Home Industry Arwana Food Tembilahan). Jurnal Teknik Industri 11(3) 135–142.