

Prediksi Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten Wonosobo Menggunakan Algoritma Backpropagation

Human Development Index's Prediction in Wonosobo District using Backpropagation Algorithm

Nasmah Nur Amiroh¹, Donny Avianto²
^{1,2}Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta
E-mail: ¹nasmah.5200411196@student.uty.ac.id, ²donny@uty.ac.id

Abstrak

Nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM) diperoleh dari beberapa aspek kehidupan yang realitanya tidak sepenuhnya terlaksana. Ketidakmerataan infrastruktur pembangunan merupakan salah satu permasalahan akibat tidak terlaksananya program peningkatan pembangunan manusia, khususnya di Kabupaten Wonosobo. Permasalahan tersebut akan tentu akan memberikan dampak kualitas hidup masyarakat. Pada penelitian ini, pembangunan sistem dengan algoritma *backpropagation* dilakukan untuk memprediksi nilai IPM di Kabupaten Wonosobo guna mempermudah prediksi kualitas manusia di Kabupaten Wonosobo. Percobaan yang dilakukan yaitu dengan melakukan pelatihan, validasi, dan pengujian data IPM diperoleh dari BPS Kabupaten Wonosobo dengan rasio 80:20. Berdasarkan hasil penelitian, arsitektur 5-12-1 menggunakan *LR* 0,0001 dan *epoch* sebanyak 10000 menghasilkan nilai MSE sebesar 2.812623341 fungsi aktivasi sigmoid, arsitektur 5-3-1 menggunakan *LR* 0,0001 dan *epoch* sebanyak 10000 menghasilkan nilai MSE sebesar 0.2121786277 pada fungsi aktivasi ReLU, arsitektur 5-6-1 menggunakan *LR* 0,01 dan *epochs* 10000 menghasilkan nilai MSE sebesar 2.050127723 fungsi aktivasi TanH, dan arsitektur 5-2-1 menggunakan *LR* 0,01 dan *epoch* sebanyak 1000 menghasilkan nilai MSE sebesar 3.040008631. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *backpropagation* menggunakan fungsi aktivasi TanH menghasilkan akurasi terbaik untuk prediksi nilai IPM di Kabupaten Wonosobo. Hasil penelitian yang dihasilkan diharapkan dapat berguna untuk mengembangkan sistem prediksi yang lebih mutakhir kedepannya.

Kata kunci: Jaringan Saraf Tiruan, Indeks Pembangunan Manusia, Prediksi, Backpropagation.

Abstract

The value of the Human Development Index (HDI) is obtained from several aspects of life, which in reality are not fully implemented. The unevenness of development infrastructure is one of the problems due to the non-implementation of human development improvement programs, especially in Wonosobo Regency. These problems will certainly have an impact on the quality of life in the community. In this study, system development with the backpropagation algorithm was carried out to predict the HDI value in Wonosobo Regency to facilitate the prediction of human quality in Wonosobo Regency. Experiments were carried out by training, validating, and testing HDI data obtained from BPS Wonosobo Regency with a ratio of 80:20. Based on the research results, the 5-12-1 architecture with a learning rate of 0.0001 and 10000 epochs produces an MSE value of 2.812623341 on the sigmoid activation function, 5-3-1 architecture with a learning rate of 0.0001 and 10000 epochs produces an MSE value of 0.2121786277 on the ReLU activation function, 5-6-1 architecture with a learning rate of 0.01 and 10000 epochs produced an MSE value of 2.050127723 on the TanH activation function, and 5-2-1 architecture with a learning rate of 0.01 and 1000 epochs produced an MSE value of 3.040008631. The results show that the backpropagation algorithm using the TanH activation function produces the best

accuracy for predicting HDI values in Wonosobo Regency. Research with the resulting research results is expected to be used to develop a more sophisticated prediction system in the future.

Keywords: Artificial Neural Network, Human Index Development, Prediction, Backpropagation.

1. PENDAHULUAN

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) adalah sebuah alat pengukur status pembangunan kualitas manusia yang ada di suatu tempat. Pada mulanya IPM terdiri dari empat dimensi. Keempat dimensi tersebut antara lain Angka Harapan Hidup, Harapan Lama Sekolah, Rata-Rata Lama Sekolah, dan Pengeluaran per Kapita. Namun saat ini, dimensi penyusun IPM telah berubah menjadi tiga dimensi saja yaitu Umur Panjang dan Hidup Sehat, Pengetahuan, dan Standar Hidup Layak [1, 2]. Perubahan tersebut dilakukan oleh *United Nation for Development Programme* (UNDP) pada tahun 2010 karena indikator sebelumnya dianggap sudah tidak relevan lagi [1]. IPM penting untuk melihat perkembangan dari sisi manusia dan menjadi salah satu indikator pemerintah untuk melakukan penargetan pembangunan dan pengalokasian dana untuk pelayanan umum, dasar, serta kesejahteraan masyarakat [2, 3, 4, 5, 6].

Berdasarkan data BPS, Wonosobo merupakan kabupaten di Jawa Tengah dengan proyeksi persentase jumlah penduduk pada tahun 2020 sebesar 403,034% penduduk dengan jenis kelamin laki-laki dan 391,393% penduduk dengan jenis kelamin perempuan [4, 5]. Kabupaten Wonosobo berada diantara pegunungan seperti Gunung Sumbing, Gunung Sindoro, Gunung Prau, serta Dataran Tinggi Dieng. Kondisi geografis di Kabupaten Wonosobo memiliki keuntungan dan juga kekurangan [7, 8]. Keuntungan Wonosobo yaitu dengan memiliki lokasi yang dekat dan dikelilingi pegunungan sehingga menjadi daya tarik tersendiri sebagai destinasi wisata yang menarik pelancong lokal maupun mancanegara dengan keindahan alamnya. Sedangkan, kekurangannya adalah akses dalam pembangunan baik secara infrastruktur, fasilitas, maupun manusianya kurang memadai [7]. Hal tersebut disebabkan oleh letak geografisnya yang tidak memungkinkan untuk dijangkau dan dilakukan fasilitas pembangunannya [4]. Hal tersebut tentunya dapat menghambat peningkatan kualitas manusia yang merupakan salah satu agenda Nawacita Pemerintahan Presiden RI sejak tahun 2014, Joko Widodo-Jusuf Kalla, untuk mewujudkan dan meningkatkan program pengembangan dan pembangunan manusia [1, 2].

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Wonosobo perlu dilakukan evaluasi untuk mengetahui kesesuaian nilainya dengan agenda pembangunan berkelanjutan, khususnya pada komponen pembangunan manusia. Penerapan sistem prediksi bisa menjadi suatu alternatif tindakan yang dapat diterapkan untuk penyelesaian masalah. Prediksi melibatkan estimasi tentang kejadian di masa depan yang sering kali memerlukan waktu tertentu, sehingga memungkinkan untuk merencanakan tindakan secara sistematis dan pragmatis. Dalam hal ini, tingkat kepercayaan pada hasil prediksi dapat meningkat karena mempertimbangkan faktor-faktor yang relevan dalam cara berpikir, pelaksanaan, dan penyelesaian masalah. [6]. Sistem prediksi dengan IPM sebagai salah satu indikatornya dapat membantu pemerintah mengambil kebijakan seperti kebijakan dalam penyaluran dana, pemberian fasilitas, serta merancang kebijakan untuk Kabupaten Wonosobo dalam periode pemerintahan selanjutnya [1, 2, 3, 6, 8]. Adanya pemanfaatan teknologi informasi, termasuk penggunaan Kecerdasan Buatan atau *Artificial Intelligence* (AI), dapat mempermudah pengembangan sistem pada penelitian ini. Salah satu metode atau algoritma yang umum digunakan untuk mengembangkan sistem prediksi yaitu *backpropagation* yang diterapkan dalam Jaringan Saraf Tiruan dengan berbagai keunggulannya [9, 10, 11].

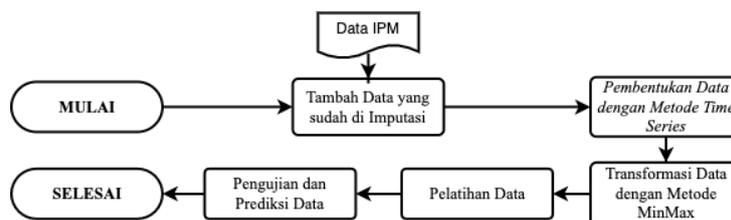
Menurut Noeryanti [12], dalam pembangunan sistem prediksi, khususnya prediksi IPM, membutuhkan data IPM tanpa adanya variabel tambahan dari dimensi lain karena tidak memengaruhi hasil prediksi. Jenis data bisa berupa hasil survey penduduk yang digunakan untuk memproyeksikan kependudukan di suatu tempat dan survei sosial ekonomi nasional (susenas) yang disesuaikan indikator perhitungan IPM. Data IPM biasanya berbentuk *time series* yang telah melalui proses perhitungan oleh BPS dan dinormalisasi [6, 13]. Dalam proses prediksi IPM, penormalisasian data dilakukan menggunakan metode min-max ataupun metode lainnya yang

setara sesuai dengan kebutuhan. Seperti halnya dibuktikan oleh penelitian yang dilakukan oleh Khoir & Sela [14] bahwasannya proses normalisasi data yang dilakukan sangat berpengaruh dalam sistem prediksi khususnya prediksi IPM serta penggunaan parameter untuk melakukan prediksi akan memengaruhi hasil prediksi yang dihasilkan. Adapun indikator, parameter, dan *hyperparameter* dalam percobaan yang dinilai tidak sesuai dan relevan akan menghasilkan nilai prediksi yang kurang tepat atau memiliki akurasi yang kurang baik, karena adanya penambahan variabel prediksi yang tidak memiliki signifikansi pada hasil.

Berdasarkan pada kekurangan pada proses *preprocessing*, parameter, dan *hyperparameter* yang kurang bervariasi untuk mendapatkan hasil perbandingan nilai IPM terbaik, di sini peneliti menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk mendapatkan nilai IPM terbaik. Algoritma *Backpropagation Neural Network* sebagai metode pembelajaran [15] yang digunakan untuk memprediksi suatu masalah di suatu tempat terbilang cukup akurat [16] dibuktikan dalam penelitian oleh Haryati [17] yang memprediksi IPM di NTB dengan data 2010-2018 dengan hasil akurasi 99,76%, Syaharuddin, et al. [13] yang melakukan peramalan IPM di NTB dari tahun 2009-2020 dengan hasil akurasi 99,45%, dan Wanto, et al. [18] yang membahas mengenai analisis penurunan gradien dan fungsi aktivasi menggunakan *JST backpropagation* yang mendapatkan hasil akurasi terbaik 91%. Algoritma *Backpropagation* sendiri belum pernah diterapkan di Kabupaten Wonosobo untuk memprediksi nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang tentunya bisa digunakan sebagai tolak ukur dalam banyak aspek [19, 20]. BPS telah mengubah metode penghitungan rata-rata pada metode agregasi, yang sebelumnya menggunakan pendekatan aritmatik pendekatan geometrik, untuk memperhitungkan perkembangan indikator yang relevan dalam data IPM dengan indikator penunjang sebagai karakteristik data. Hal ini dilakukan agar memenuhi kebutuhan data yang lebih akurat. Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan dan mengembangkan sebuah sistem prediksi nilai IPM di Kabupaten Wonosobo yang digunakan untuk mengetahui hasil terbaik dari penggunaan indikator, parameter, dan *hyperparameter* percobaan yang lebih bervariasi pada arsitektur, *learning rate*, *epochs*, dan fungsi aktivasi dalam prediksi IPM serta membantu BPS untuk memberikan gambaran untuk menciptakan saran dan rujukan kebijakan lanjutan yang digunakan untuk membantu peningkatan kualitas manusia dan infrastruktur di Wonosobo.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan algoritma *backpropagation* untuk memprediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Kabupaten Wonosobo. Pada penelitian ini, penulis menggunakan beberapa tahapan penelitian ditampilkan dalam *flowchart*. Berikut tahapan penelitian pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Tahap ini merupakan tahapan yang digunakan untuk mengumpulkan sekumpulan informasi untuk mengembangkan sistem. Pada tahapan ini, beberapa hal yang perlu dilakukan agar bisa memenuhi data yang dibutuhkan oleh sistem. Berikut merupakan hal-hal yang dilakukan dalam tahapan pengumpulan data.

a. Observasi

Pada penelitian ini, Observasi merupakan salah satu tahapan akuisisi pengetahuan

mengenai IPM di Kabupaten Wonosobo dengan melakukan observasi secara langsung di BPS Kabupaten Wonosobo yang terletak di Jl. Mayjen Bambang Sugeng Km. 2,2 Wonosobo dengan situs resmi (<https://wonosobokab.bps.go.id/>). Hal ini dilakukan untuk mencari informasi mengenai IPM di Kabupaten Wonosobo sebagai topik penelitian ini.

b. Studi Literatur

Studi literatur berguna untuk melakukan proses pengumpulan, evaluasi, dan atau mencari sumber informasi. Hal ini dilakukan untuk memenuhi kebutuhan data yang relevan dan kredibel dengan topik penelitian. Proses dilakukan dengan mencari informasi melalui *e-book*, buku, *website*, jurnal, dan dokumen sejenis yang relevan dengan dengan topik.

2.2 Analisis dan Perancangan

Sistem yang dibuat pada penelitian ini digunakan untuk memprediksi nilai IPM di Kabupaten Wonosobo. Proses prediksi menggunakan parameter data yang sebelumnya dilakukan proses *preprocessing*, data berupa data *time series* dan dinormalisasi. Berikut merupakan tahapan yang dilakukan dalam melakukan perancangan sistem pada penelitian ini.

2.2.1 Preprocessing Data

Preprocessing adalah proses pengubahan data mentah menjadi data yang bersih, terstruktur, dan berkualitas yang siap diproses. Berikut adalah merupakan tahapan preprocessing yang wajib dilakukan.

a. Missing Value

Objek penelitian adalah Data Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang berasal dari situs web resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Wonosobo. Data ini mencakup periode waktu selama 27 tahun, dari tahun 1996 hingga 2022. Pada data tersebut terdapat *missing value* yang perlu diatasi dengan proses imputasi dengan formula *mean substitution*. Tabel 1 memperlihatkan data IPM yang telah dan belum melalui tahap imputasi.

Tabel 1. Data IPM (a) sebelum dan (b) sesudah imputasi

Tahun	Data	Tahun	Data
1996	65,07	1996	65,07
1997		1997	64,08
1998		1998	64,08
1999	63,09	1999	63,09
2000		2000	63,58
2001		2001	63,58
2002	64,07	2002	64,07
2003		2003	65,08
2004	66,09	2004	66,09
2005	67,06	2005	67,06
2006	68,08	2006	68,08
2007	69,02	2007	69,02
2008	69,05	2008	69,05
2009	70,01	2009	70,01
2010	62,05	2010	62,05
2011	63,07	2011	63,07
2012	64,18	2012	64,18
2013	64,57	2013	64,57
2014	66,09	2014	66,09
2015	66,04	2015	66,04
2016	66,19	2016	66,19
2017	66,89	2017	66,89
2018	67,81	2018	67,81
2019	68,27	2019	68,27
2020	68,22	2020	68,22
2021	68,43	2021	68,43
2022	68,89	2022	68,89

Berdasarkan Tabel 1 data yang digunakan merupakan data dari tahun 1996-2022. Proses imputasi dengan metode mean substitution diterapkan pada nilai yang hilang atau missing pada

tahun 1997, 1998, 2000, 2001, dan 2003. *Mean substitution* memiliki formula sebagai berikut.

$$x = \frac{\sum xi}{n} \tag{1}$$

Dengan keterangan, x = nilai rata-rata; xi = nilai data ke-i; n = banyaknya data.

b. *Time Series*

Setelah data yang hilang diolah, data IPM di Kabupaten Wonosobo dilakukan penyusunan ulang data yang dilakukan dengan menggunakan metode *time series* dan dikelompokkan dengan rentang waktu 5 tahun. Tabel 2 menunjukkan tampilan data IPM tersebut setelah disusun menggunakan metode *time series*.

Tabel 2. Data Hasil *Time Series*

Pola	T-5	T-4	T-3	T-2	T-1	Target
1	65,07	64,07	65,08	63,09	68,08	68,08
2	64,08	65,08	63,09	63,58	68,08	64,07
3	64,08	63,09	63,58	63,58	64,07	65,08
4	63,09	63,58	63,58	64,07	65,08	66,09
5	63,58	63,58	64,07	65,08	66,09	67,06
6	63,58	64,07	65,08	66,09	67,06	68,08
7	64,07	65,08	66,09	67,06	68,08	69,02
8	65,08	66,09	67,06	68,08	69,02	69,05
9	66,09	67,06	68,08	69,02	69,05	70,01
10	67,06	68,08	69,02	69,05	70,01	62,05
11	68,08	69,02	69,05	70,01	62,05	63,07
12	69,02	69,05	70,01	62,05	63,07	64,18
13	69,05	70,01	62,05	63,07	64,18	64,57
14	70,01	62,05	63,07	64,18	64,57	66,09
15	62,05	63,07	64,18	64,57	66,09	66,04

Berdasarkan Tabel 2, data dibagi menjadi dua kategori, 15 data digunakan untuk *training data* dan latih 5 data terakhir digunakan sebagai *testing data*.

c. *Transformasi Data*

Normalisasi data dijalankan sebelum metode JST dilakukan. Untuk proses normalisasi data pada penelitian ini dengan menggunakan metode *scaling minmax*. Berikut perhitungan normalisasi data untuk *scaling*.

$$x = \left(\frac{xi - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} * (1 - 0) \right) + 0 \tag{2}$$

Setelah proses perhitungan menggunakan metode *scaling*, hasilnya disimpan untuk dihitung menggunakan metode JST *backpropagation*. Seluruh data hasil transformasi setelah dinormalisasi terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Transformasi MinMax

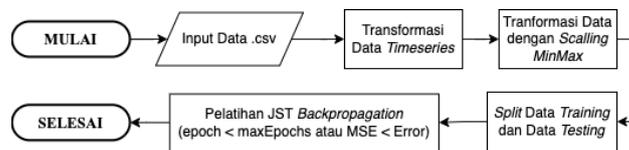
Pola	T-5	T-4	T-3	T-2	T-1	Target
1	0,37939698	0,25502513	0,25502513	0,13065327	0,19221106	0,19221106
2	0,25502513	0,25502513	0,13065327	0,19221106	0,19221106	0,25376884
3	0,25502513	0,13065327	0,19221106	0,19221106	0,25376884	0,38065327
4	0,13065327	0,19221106	0,19221106	0,25376884	0,38065327	0,50753769
5	0,19221106	0,19221106	0,25376884	0,38065327	0,50753769	0,62939698
6	0,19221106	0,25376884	0,38065327	0,50753769	0,62939698	0,75753769
7	0,25376884	0,38065327	0,50753769	0,62939698	0,75753769	0,87562814
8	0,38065327	0,50753769	0,62939698	0,75753769	0,87562814	0,87939698
9	0,50753769	0,62939698	0,75753769	0,87562814	0,87939698	1
10	0,62939698	0,75753769	0,87562814	0,87939698	1	0
11	0,75753769	0,87562814	0,87939698	1	0	0,1281407
12	0,87562814	0,87939698	1	0	0,1281407	0,26758794
13	0,87939698	1	0	0,1281407	0,26758794	0,31658291
14	1	0	0,1281407	0,26758794	0,31658291	0,50753769
15	0	0,1281407	0,26758794	0,31658291	0,50753769	0,50125628

Data yang sudah ditransformasi menggunakan MinMax seperti pada Tabel 3 merupakan data yang akan proses lebih lanjut pada proses *training* dan *testing*.

2.2.2 Training, Validation, dan Testing

a. Training

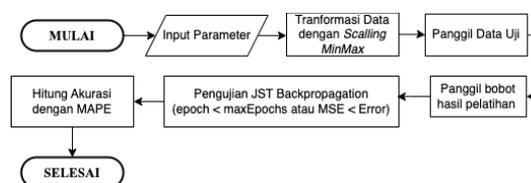
Proses pelatihan data pada penelitian ini dibangun dan implementasikan dengan bahasa pemrograman python yang terintegrasi dengan flask. Pada tahap ini, proses pengupdatean bobot atau parameter yang digunakan secara berulang dengan menggunakan algoritma *backpropagation* untuk menghasilkan akurasi terbaik. Proses pelatihan model machine learning menggunakan data latih sebesar 80% dari total data. Flowchart dari algoritma *training* data dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2 Flowchart Algoritma *Training* Data

b. Testing dan Validation

Tahap pengujian data atau *testing* dilakukan untuk menguji model *machine learning* yang sudah dibuat dan dilatih sebelumnya menggunakan data *testing* sebesar 20% dari data keseluruhan. Sedangkan, proses validasi dilakukan untuk mengevaluasi model hasil pelatihan dan pengujian guna memastikan konsistensi dan kemahiran model dalam belajar dan melakukan pengujian. Gambar 3 menunjukkan diagram alir untuk algoritma *testing* dan *validation* data.

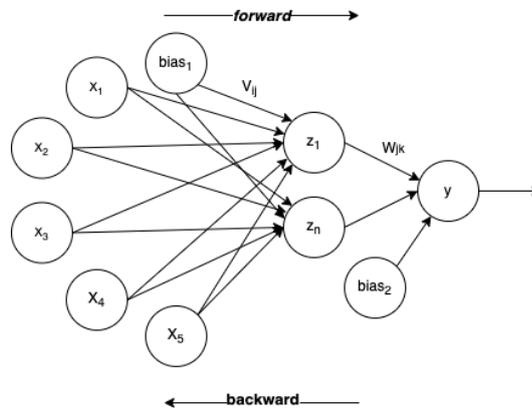


Gambar 3 Flowchart Algoritma *Testing* dan *Validation* Data

c. Model Prediksi

Metode *backpropagation* sering digunakan dalam proses peramalan karena dapat mengoptimalkan bias dan bobot yang akan digunakan dalam proses tersebut. Dengan mengoptimalkan bobot, *Mean Square Error* (MSE) [21, 22] akan menghasilkan nilai yang lebih kecil, dan nilai prediksi menjadi lebih sesuai dengan nilai sebenarnya, bahkan dengan data yang

kompleks [11, 23]. Gambar 7 merupakan arsitektur dari algoritma *backpropagation* prediksi IPM di Kabupaten Wonosobo.



Gambar 4 Arsitektur Algoritma *Backpropagation* prediksi IPM di Kabupaten Wonosobo

Sesuai pada Gambar 4, arsitektur yang digunakan dalam penelitian yaitu 5- n -1. Pada, *hidden layers* terdapat n yang merupakan banyaknya *layer hidden* yang digunakan dalam penelitian antara lain 2, 3, 5, 6, 9, dan 12. Langkah-langkah penyelesaian algoritma *backpropagation* yang digunakan antara lain adalah sebagai berikut:

Step 0: Pemberian nilai awal pada bobot dilakukan secara acak dengan memperhatikan batasan *learning rate* dan *epochs* sesuai.

Step 1: Selama kondisi *stop* masih salah atau masih menemukan *error* dan belum mencapai batas yang ditentukan pada model, maka lanjut ke-langkah 2 sampai dengan 8.

Step 2: Setiap pola data *time series* yang ada dilakukan proses langkah ke 2 hingga 8.

Pengumpanan Maju (Feedforward):

Step 3: Inputan ($x_i, i = 0.3793, 0.2550, 0.2550, 0.1306, 0.1992, \dots, n.$) akan menerima isyarat masukkan x_i yang akan dilanjutkan ke node-node pada *hidden layers*.

Step 4: Dari node *hidden layers* ($z_j, z = 1, \dots, p$) akan dijumlah bobot sinyal inputnya. Pada proses ini n merupakan banyaknya iterasi yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu 1-1000 dan 1-10000.

$$Z_{in_{jk}} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \tag{3}$$

Dengan penerapan fungsi aktivasi yang dihitung:

$$Z_j = f'(Z_{in_j}) \tag{4}$$

Beberapa jenis fungsi aktivasi seperti Sigmoid, ReLU, TanH, dan Softmax telah diaplikasikan pada penelitian ini untuk mengirimkan sinyal keluaran ke setiap unit yang ada pada lapisan output.

Step 5: Setiap node keluaran dari *hidden layers* diteruskan ke *output layers* ($y_k, k = 1, \dots, m$) yang akan dijumlah bobot syarat masukannya,

$$Y_{in_k} = w_{0j} + \sum_{k=1}^p z_j v_{jk} \tag{5}$$

Dengan menggunakan fungsi aktivasi hitung:

$$Y_j = f(Y_{in_k}) \tag{6}$$

Perambatan Galat Mundur (*Backpropagation*)

Step 6: Pada tiap-tiap node *output* ($y_k, k = 1, \dots, m$) akan mendapatkan suatu pola *training* dari inputan yang sudah ada.

Perhitungan galat (*error*) dilakukan dengan cara:

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(y_{in_k}) \tag{8}$$

Kemudian, menghitung dan mengoreksi bobot serta biasnya:

$$\begin{aligned} \Delta w_{jk} &= a\delta_k x_j \\ \Delta w_{0k} &= a\delta_k \end{aligned} \tag{9}$$

Step 7: Masing-masing node *hidden* ($z_j, z = 1, \dots, p$) akan menjumlahkan inputan delta (dari unit yang berada pada lapisan atasnya).

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \tag{10}$$

Perhitungan untuk node *hidden*, faktor δ :

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(Z_{in_j}) = \delta_{in_j} Z_j \tag{11}$$

Kemudian, dilakukan perubahan bobot v_{ji} (digunakan untuk mengubah bobot v_{ji}),

$$\Delta v_{ji} = a\delta_j x_i \quad (j = 0, \dots, p; i = 1, \dots, m) \tag{12}$$

Pembobotan

Step 8: Menghitung semua bobot yang berubah ke *node output*,

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (j = 0, \dots, p; k = 1, \dots, m) \tag{13}$$

Bobot yang sudah berubah lalu diteruskan ke *hidden layers*,

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji} \quad (j = 0, \dots, p; i = 1, \dots, m) \tag{14}$$

Pelatihan dilakukan dengan proses di atas, sehingga jaringan yang didapatkan digunakan untuk melakukan *testing* dan *validation* data. Akan tetapi, *testing* dan *validation* data hanya akan menggunakan *step* 4 dan 5 pada proses perhitungan *feed forward*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Hasil Pelatihan

Proses pelatihan untuk memprediksi nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM) Kabupaten Wonosobo telah dilakukan beberapa kali menggunakan arsitektur, parameter, dan hyperparameter yang berbeda. Percobaan dilakukan dengan menggunakan arsitektur 5-2-1, 5-3-1, 5-5-1, 5-6-1, 5-9-1, dan 5-12-1 dengan *epochs* sebanyak 1000 dan 10000, serta learning rate 0.1 (1×10^{-1}), 0.01 (1×10^{-2}), dan 0.0001 (1×10^{-4}). Hasil percobaan pada tahap *training* ini seperti yang ditunjukkan oleh Tabel 4.

Table 4 Tabel Hasil Training Data

Arsitektur Model	Epochs	LR	MSE			
			Sigmoid	ReLU	TanH	Softmax
5-2-1	1000	1×10^{-1}	22.50363556	5.082927747	5.387504827	9.220906972
	1000	1×10^{-2}	2.896207857	3.864826281	3.412491531	3.040008631
	1000	1×10^{-4}	28.42193343	11.47653207	8.721406793	23.33348162
5-2-1	10000	1×10^{-1}	23.43338592	5.083063694	24.81553861	10.94382546
	10000	1×10^{-2}	23.26543771	11.48467232	25.23681578	12.00842531
	10000	1×10^{-4}	3.821950864	5.102727574	3.003871829	3.787820095
5-3-1	1000	1×10^{-1}	19.77468303	5.102352985	17.47912754	18.31062183
	1000	1×10^{-2}	3.088900423	2.63723069	2.519445153	5.250186685
	1000	1×10^{-4}	30.89247094	48.770179	241.5394047	48.60431121
5-3-1	10000	1×10^{-1}	23.20739706	5.102318932	14.9442637	26.4818368
	10000	1×10^{-2}	17.30864403	2.637303291	7.945407507	21.44619004
	10000	1×10^{-4}	3.846456293	0.2121786277	3.390510171	26.4818368
5-5-1	1000	1×10^{-1}	12.7879819	11.77619914	23.71700353	18.57570119
	1000	1×10^{-2}	4.68129974	9.472715901	2.762829459	7.102194333
	1000	1×10^{-4}	10.53526109	78.61377646	55.38895491	39.27373079
5-5-1	10000	1×10^{-1}	16.95973924	10.07457473	13.59346604	20.16683722
	10000	1×10^{-2}	13.7454299	56.16976257	2.050127723	16.2759885
	10000	1×10^{-4}	3.30328835	7.907574833	2.639009419	4.917645441
5-6-1	1000	1×10^{-1}	14.6587746	12.0826004	18.67543318	16.4031714
	1000	1×10^{-2}	10.47721284	15.77725985	5.584037182	5.335482677
	1000	1×10^{-4}	7.770025897	8.637558031	13.73307722	15.24135304
5-6-1	10000	1×10^{-1}	13.13535123	9.741501722	12.8494705	13.91522992
	10000	1×10^{-2}	12.14309629	17.68735117	2.050127723	20.85282124
	10000	1×10^{-4}	3.735449591	5.753122695	11.19081669	3.780192704
5-9-1	1000	1×10^{-1}	13.69295299	14.0545319	12.62501793	16.14629402
	1000	1×10^{-2}	3.224879311	4.478680256	6.032058867	5.154845444
	1000	1×10^{-4}	12.49210283	6.147964832	18.88071842	20.93727241
5-9-1	10000	1×10^{-1}	14.49008543	11.02854552	7.695586948	7.695586948
	10000	1×10^{-2}	14.68270634	3.012294022	8.813558543	8.813558543
	10000	1×10^{-4}	2.825185853	4.578516929	2.584807893	3.374034349
5-12-1	1000	1×10^{-1}	16.39487353	7.382120958	14.07875924	14.98633025
	1000	1×10^{-2}	6.380879952	6.721316194	11.44304485	11.72418774
	1000	1×10^{-4}	9.706575939	25.75024845	77.72647134	22.97488918
5-12-1	10000	1×10^{-1}	14.46434868	7.038399719	13.57838486	9.428805362
	10000	1×10^{-2}	10.35497075	6.420833849	11.15165089	10.30943217
	10000	1×10^{-4}	2.812623341	1.895768923	3.420392788	4.353941016

Dari hasil pelatihan yang tertera pada Tabel 4, terdapat empat nilai MSE yang dihasilkan dari penggunaan empat fungsi aktivasi yang berbeda. Meskipun hasil aktivasi Sigmoid Biner, ReLU, TanH, dan Softmax tidak terlalu berbeda jauh.

b. Hasil Pengujian dan Validasi

Pengujian dan validasi yang dilakukan pada penelitian ini menggunakan beberapa percobaan berbeda. Validasi dan pengujian menggunakan variasi *epochs* 1000 dan 10000, variasi *learning rate* 0.1 (1×10^{-1}), 0.01 (1×10^{-2}), dan 0.0001 (1×10^{-4}), serta menggunakan arsitektur 5-2-1, 5-3-1, 5-5-1, 5-6-1, 5-9-1, dan 5-12-1. Tabel 5 di bawah ini menunjukkan hasil dari validasi dan pengujian data yang telah dilakukan.

Table 5 Tabel Hasil Validation dan Training Data

Arsitektur Model	Epochs	LR	Akurasi Validation (%)				Akurasi Testing (%)			
			Sigmoid	ReLU	TanH	Softmax	Sigmoid	ReLU	TanH	Softmax
5-2-1	1000	1×10^{-1}	99.68	99.94	99.95	99.945	94.42	96.74	97.83	95.86
	1000	1×10^{-2}	99.98	99.95	99.99	99.965	97.60	95.40	97.40	97.53
	1000	1×10^{-4}	99.85	99.83	99.96	99.889	92.21	91.89	95.81	92.97
5-2-1	10000	1×10^{-1}	99.65	99.94	99.66	99.951	94.52	96.74	95.38	95.77
	10000	1×10^{-2}	99.65	99.96	99.65	99.949	94.57	95.38	94.25	95.17
	10000	1×10^{-4}	99.96	99.94	99.97	99.96	97.21	96.73	97.53	97.23
5-3-1	1000	1×10^{-1}	99.90	99.90	99.91	99.961	94.86	96.73	95.27	94.62
	1000	1×10^{-2}	99.97	99.97	99.96	99.974	97.52	97.68	97.78	96.89
	1000	1×10^{-4}	99.94	99.79	99.06	99.919	91.97	89.88	77.37	89.90
5-3-1	10000	1×10^{-1}	99.73	99.94	99.74	99.77	93.92	96.73	95.40	93.76
	10000	1×10^{-2}	99.77	99.92	99.81	99.926	94.87	97.68	96.82	94.289
	10000	1×10^{-4}	99.95	99.92	99.93	99.77	97.22	97.64	97.41	93.76
5-5-1	1000	1×10^{-1}	99.77	99.94	99.86	99.856	95.99	95.28	94.24	95.08
	1000	1×10^{-2}	99.96	99.95	99.98	99.93	97.67	95.77	98.4	96.97
	1000	1×10^{-4}	99.96	99.87	99.79	99.939	95.37	87.35	89.21	90.95
5-5-1	10000	1×10^{-1}	99.72	99.92	99.88	99.744	94.90	95.83	95.77	94.96
	10000	1×10^{-2}	99.57	99.90	99.97	99.731	95.52	90.39	98.14	95.10
	10000	1×10^{-4}	99.96	99.97	99.97	99.967	97.43	96.07	97.75	96.94
5-6-1	1000	1×10^{-1}	99.87	99.94	99.87	99.841	95.64	95.22	95.00	95.11
	1000	1×10^{-2}	99.96	99.90	99.97	99.928	96.49	94.62	97.32	97.51
	1000	1×10^{-4}	99.92	99.93	99.91	99.948	96.04	95.70	88.25	94.32
5-6-1	10000	1×10^{-1}	99.90	99.91	99.89	99.775	95.81	95.91	95.90	96.19
	10000	1×10^{-2}	99.77	99.93	99.97	99.711	95.94	94.36	98.14	94.367
	10000	1×10^{-4}	99.97	99.99	99.87	99.975	97.33	96.64	95.70	97.37
5-9-1	1000	1×10^{-1}	99.88	99.96	99.91	99.905	95.83	94.8	96.06	94.97
	1000	1×10^{-2}	99.98	99.97	99.97	99.665	97.89	97.58	97.39	97.32
	1000	1×10^{-4}	99.95	99.97	99.95	99.905	94.89	96.40	93.70	93.32
5-9-1	10000	1×10^{-1}	99.88	99.93	99.94	99.949	95.60	95.55	96.87	96.87
	10000	1×10^{-2}	99.88	99.94	99.62	99.628	95.62	97.94	96.55	96.55
	10000	1×10^{-4}	99.97	99.98	99.97	99.97	97.63	96.98	97.85	97.52
5-12-1	1000	1×10^{-1}	99.88	99.76	99.88	99.599	95.26	96.84	95.83	94.90
	1000	1×10^{-2}	99.98	99.80	99.93	99.73	97.35	97.16	95.97	95.67
	1000	1×10^{-4}	99.88	99.81	99.65	99.903	95.57	92.59	87.16	93.01
5-12-1	10000	1×10^{-1}	99.88	99.76	99.94	99.937	95.65	96.91	95.99	96.26
	10000	1×10^{-2}	99.92	99.73	99.86	99.847	96.57	97.48	96.15	95.98
	10000	1×10^{-4}	99.98	99.93	99.97	99.971	97.67	98.27	97.58	97.10

Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 5 terdapat empat nilai akurasi validasi dan *testing* yang dibedakan berdasarkan penggunaan fungsi aktivasi yaitu Sigmoid, ReLU, Tanh, dan Softmax. Hasil nilai akurasi validasi dihitung menggunakan *mean squared error* (MSE) dan *testing* data dihitung dengan formula *mean absolute percentage error* (MAPE). Hasil pada tabel data menunjukkan bahwa akurasi berdasarkan rata-rata akurasi yang diperoleh fungsi aktivasi sigmoid memiliki nilai lebih tinggi.

Setelah melakukan beberapa kali percobaan pelatihan, pengujian, dan validasi seperti yang telah dijelaskan di atas, penerapan backpropagation menghasilkan nilai yang hampir serupa. Hasil pelatihan terbaik didapatkan pada arsitektur model 5-12-1 menggunakan *LR* 0,0001 (1×10^{-4}) dan *epoch* sebanyak 10000 yang menghasilkan nilai MSE sebesar 2.812623341 pada fungsi aktivasi sigmoid, arsitektur model 5-3-1 menggunakan *LR* 0,0001 (1×10^{-4}) dan *epoch* sebanyak 10000 menghasilkan nilai MSE sebesar 0.2121786277, pada fungsi aktivasi ReLU, arsitektur model 5-6-1 menggunakan *LR* 0,01 (1×10^{-2}) dan *epochs* 10000 menghasilkan nilai MSE sebesar 2.050127723 pada fungsi aktivasi TanH, serta pada arsitektur model 5-2-1 menggunakan *LR* 0,01(1×10^{-2}) dan *epoch* sebanyak 1000 yang menghasilkan nilai MSE sebesar 3.040008631.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil beberapa eksperimen dilakukan pada penelitian ini, dapat diketahui bahwa metode yang diusulkan untuk memprediksi Indeks Pembangunan Manusia di Wonosobo mampu menghasilkan akurasi hingga 99.8 % pada data validasi dan sebesar 98,4% pada data *testing* menggunakan formula *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Modelan terbaik didapatkan dari arsitektur 5-5-1 yang menerapkan penggunaan *learning rate* sebesar 0.01 (1×10^{-2}), *epoch* 1000, dan menggunakan fungsi aktivasi TanH. Hasil prediksi yang diperoleh dari model terbaik untuk tahun berikutnya yaitu sebesar 63.539867. Berdasarkan penelitian terdahulu yang melakukan prediksi IPM di berbagai daerah di Indonesia, hasil penelitian pada paper ini memiliki hasil yang sama tinggi dan berada di urutan ke-2 dilihat dari sisi akurasi yang dihasilkan. Dengan hasil yang penelitian tersebut, diharapkan dapat membantu meningkatkan kualitas manusia dan infrastruktur di Wonosobo dengan kebijakan pemerintah yang sudah dirancang sesuai keadaan lapangan dan pemikiran yang kritis dan pragmatis.

4.2 Saran

Proses implementasi jaringan saraf tiruan *backpropagation* yang digunakan untuk memprediksi nilai Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di Kabupaten Wonosobo masih memiliki kekurangan, berikut merupakan saran yang bisa digunakan untuk pengembangan selanjutnya yaitu:

1. Sistem perlu dilakukan optimasi model agar bisa mendapatkan hasil yang lebih maksimal dan sesuai,
2. Menggabungkan algoritma *backpropagation* dengan algoritma lain untuk bisa mendapatkan akurasi yang lebih maksimal,

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Badan Pusat Statistik Indonesia, "Konsep Indeks Pembangunan Manusia (IPM)," 2022. <https://www.bps.go.id/subject/26/indeks-pembangunan-manusia.html> (accessed Oct. 21, 2022).
- [2] BPS, *Indeks Pembangunan Manusia Kabupaten Humbang Hasundutan*. 2018.
- [3] Badan Pusat Statistik Indonesia, *Indeks Pembangunan Manusia 2021*, 2021st ed. Jakarta: Badan Pusat Statistik, 2022. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/publication/2022/05/11/48b6466dcf14b562df9f17e2/indeks-pembangunan-manusia-2021.html>
- [4] Badan Pusat Statistik Wonosobo, "Indeks Pembangunan Manusia Kabupaten Wonosobo 2021," in *Badan Pusat Statistik Kabupaten Wonosobo 33070.2134*, Badan Pusat Statistik Kabupaten Wonosobo, Ed., 2021st ed. Wonosobo: Badan Pusat Statistik Kabupaten Wonosobo, 2022, p. 59. [Online]. Available: <https://wonosobokab.bps.go.id/publication/2021/12/31/0123a981267e54e084eb73a8/indeks-pembangunan-manusia-kabupaten-wonosobo-2021.html>
- [5] Badan Pusat Statistik Kabupaten Wonosobo, "Proyeksi Penduduk Wonosobo Menurut Jenis Kelamin Tahun 2010 - 2020," p. 2022, 2022, [Online]. Available: <https://wonosobokab.bps.go.id/statictable/2016/11/28/123/proyeksi-penduduk-wonosobo-menurut-jenis-kelamin-tahun-2010---2020.html>
- [6] Ade Onny Siagian, "Struktur Peramalan System Multi-Model untuk pemodelan matematika pada Forecast Indeks Pembangunan Manusia Provinsi Bali," *DIAJAR: Jurnal Pendidikan dan Pembelajaran*, vol. 1, no. 1, pp. 86–94, 2022, doi: 10.54259/diajar.v1i1.204.
- [7] S. Akbar, E. Noviyanti, U. L. S. Khadijah, and A. Nugraha, "Wisuda Lengger Giyanti Sebagai Daya Tarik Wisata Wisuda Lengger Giyanti As a Tourist Attraction in Wonosobo Regency," *Tornare - Journal of Sustainable Tourism Research*, vol. 1, no. 1, pp. 22–30, 2019, doi: <https://doi.org/10.24198/tornare.v1i1.25364>.

- [8] G. Z. Muflih, S. Sunardi, and A. Yudhana, "Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Prediksi Curah Hujan di Wilayah Kabupaten Wonosobo," *MUST: Journal of Mathematics Education, Science and Technology*, vol. 4, no. 1, p. 45, 2019, doi: 10.30651/must.v4i1.2670.
- [9] P. Alkhairi, I. S. Damanik, and A. P. Windarto, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan untuk Mengukur Korelasi Beban Kerja Dosen Terhadap Peningkatan Jumlah Publikasi," *Prosiding Seminar Nasional Riset Information Science (SENARIS)*, vol. 1, no. September, pp. 581–601, 2019, doi: 10.30645/senaris.v1i0.65.
- [10] H. Okprana, M. R. Lubis, and J. T. Hadinata, "Prediksi Kelulusan TOEFL Menggunakan Metode Resilient Backpropagation," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 6, no. 2, p. 275, 2020, doi: 10.26418/jp.v6i2.41224.
- [11] E. Siregar, H. Mawengkang, E. B. Nababan, and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Method with Sigmoid Bipolar and Linear Function in Prediction of Population Growth," *J Phys Conf Ser*, vol. 1255, no. 1, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012023.
- [12] Noeryanti, M. Titah Jatipaningrum, and S. Fariasi, "Memprediksi Indeks Pembangunan Manusia di Daerah Istimewa Yogyakarta Berdasarkan Data 10 Tahun Terakhir Menggunakan Metode Fuzzy Mamdani dan Metode Backpropagation," *Jurnal Rekayasa Dan Inovasi Teknik Industri*, 2021.
- [13] Syaharuddin, D. Pramita, T. Nusantara, and Subanji, "Forecasting Using Back Propagation with 2-Layers Hidden," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1845/1/012030.
- [14] D. M. Khoir and E. I. Sela, "Implementasi Jaringan Saraf Tiruan untuk Memprediksi Indeks Pembangunan Manusia di Provinsi Daerah Istimewa Yogyakarta," pp. 6–7, 2018, [Online]. Available: <http://eprints.uty.ac.id/id/eprint/1182>
- [15] J. Zeniarja and A. Luthfiarta, "Prediksi Churn Dan Segmentasi Pelanggan Menggunakan Backpropagation Neural Network Berbasis Evolution Strategies," *Techno. Com*, vol. 14, no. 1, pp. 49–54, 2015.
- [16] I. S. Purba and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Techno.Com*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018, doi: 10.33633/tc.v17i3.1769.
- [17] M. Haryati, O. W. Arsani, Khaerunnisa, and M. Wahyudi, "Analisis Tingkat Akurasi Model Backpropagation Dalam Prediksi Indeks Pembangunan Manusia (IPM) di NTB," *Jartika*, vol. 2, no. 2, pp. 94–102, 2019.
- [18] A. Wanto, J. Na'am, Yuhandri, A. P. Windarto, and Mesran, "Analisis Penurunan Gradien dengan Kombinasi Fungsi Aktivasi pada Algoritma JST untuk Pencarian Akurasi Terbaik," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 4, no. 2018, pp. 1197–1205, 2020, doi: 10.30865/mib.v4i4.2509.
- [19] W. Utomo, "Prediksi Nilai Ujian Nasional Produktif Sekolah Menengah Kejuruan Menggunakan Metode Neural Network," *Techno.COM*, vol. 14, no. 1, pp. 33–41, 2015.
- [20] A. Santoso and S. Hansun, "Prediksi IHSG dengan Backpropagation Neural Network," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 313–318, 2019, doi: 10.29207/resti.v3i2.887.
- [21] N. L. Br Sitepu, "Jaringan Saraf Tiruan Memprediksi Nilai Pemelajaran Siswa Dengan Metode Backpropagation (Studi kasus : SMP Negeri 1 Salapian)," *Journal of Information and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 54–58, 2021, doi: 10.32938/jitu.v1i2.1006.
- [22] E. Yulihastin, T. W. Hadi, M. R. Abdillah, I. R. Fauziah, and N. S. Ningsih, "Propagation of Convective Systems Associated with Early Morning Precipitation and Different Northerly Background Winds over Western Java," *Journal of the Meteorological Society of Japan*, vol. 100, no. 1, pp. 99–113, 2022, doi: 10.2151/jmsj.2022-005.
- [23] S. Setti and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World," *Jurnal Online Informatika*, vol. 3, no. 2, p. 110, 2019, doi: 10.15575/join.v3i2.205.