

# Analisis dalam Melihat Perkembangan Indeks Harga Perdagangan Besar Menurut Sektor di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation

Zulfikar<sup>1</sup>, Anjar Wanto<sup>2</sup>, Zulaini Masruro Nasution<sup>3</sup>

STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar

Jl. Jend Sudirman BLOK A No 1, 2 & 3 Pematangsiantar, 0622-22431

zulfikaropick22@gmail.com<sup>1</sup>

anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id<sup>2</sup>

zulaini@amiktunasbangsa.ac.id<sup>3</sup>

**Abstract** - The Large Trade Price Index (IHPB) is one of the economic indicators that contains index numbers and shows changes in the price of goods purchased by traders from consumers. This study uses Artificial Neural Networks (ANN) with the Backpropagation method. Artificial neural networks are branches of artificial intelligence that mimic or imitate the workings of the human brain. The data of this study are secondary data sourced from the Central Statistics Agency (BPS) from 2000 to 2017. The data is divided into 2 parts, namely training data and testing data. There are 5 architectural models used in this study. 8-15-1, 8-25-1, 8-26-1, 8-30-1 and 8-40-1. From the 5 architectural models used 1 best model was obtained, namely 8-25-1 with an accuracy rate of 85%, MSE 0.00100074 and 10000 iterations. So this model is good for predicting large trade price indexes according to sectors in Indonesia in the future.

**Keywords:** Large Trade Price Index, ANN, Prediction, Backpropagation

**Abstrak** - Indeks Harga Perdagang Besar (IHPB) merupakan salah satu indikator ekonomi yang memuat angka indeks dan menunjukkan perubahan pada harga pembelian barang oleh para pedagang dari konsumen. Penelitian ini menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan metode *Backpropagation*. Jaringan syaraf tiruan merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang meniru atau mencontoh cara kerja otak manusia. Data penelitian ini merupakan data sekunder yang bersumber dari Badan Pusat Statistik (BPS) dari tahun 2000 sampai tahun 2017. Data dibagi menjadi 2 bagian yakni data pelatihan dan data pengujian. Ada 5 model arsitektur yang digunakan pada penelitian ini. 8-15-1, 8-25-1, 8-26-1, 8-30-1 dan 8-40-1. Dari ke 5 model arsitektur yang digunakan diperoleh 1 model terbaik yaitu 8-25-1 dengan tingkat akurasi 85%, MSE 0,00100074 dan iterasi 10000. Sehingga model ini bagus untuk memprediksi indeks harga perdagangan besar menurut sektor di Indonesia dimasa yang akan datang.

**Kata kunci:** Indeks Harga Perdagangan Besar, JST, Prediksi, *Backpropagation*.

## 1. PENDAHULUAN

Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) adalah indeks yang mengukur rata-rata perubahan harga antar waktu dari suatu paket jenis barang pada tingkat perdagangan besar atau penjualan secara partai besar. Indeks harga ini merupakan salah satu indikator untuk melihat perkembangan perekonomian secara umum serta sebagai bahan dalam analisa pasar dan moneter, dan disajikan dalam bentuk indeks umum dan juga sektoral yang meliputi pertanian,

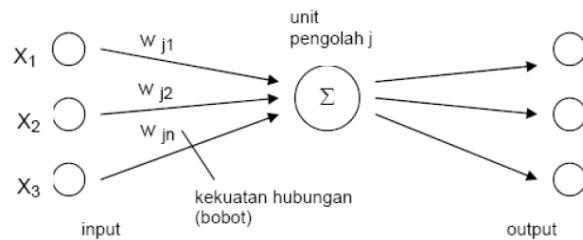
pertambangan dan penggalian, industri, impor, ekspor, migas dan nonmigas. Jumlah besar artinya tidak atau bukan eceran. Di sini memang sulit untuk menentukan tentang batasan jumlah besar di dalam suatu perdagangan, karena biasanya dilihat dari dua matra yang kadang-kadang tidak selalu bisa dipertemukan. Matra yang dimaksud adalah kuantitas dan nilai, pengertian jumlah besar tidak bisa diukur dengan kuantitas karena kuantitas yang besar belum tentu menjamin tingkat perdagangan besar [1]. Pertumbuhan ekonomi yang terjadi di Indonesia cukup pesat dan telah mengubah pola pikir masyarakat di bidang ekonomi umumnya dan bidang indeks harga perdagangan besar pada khususnya [2]. Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) merupakan salah satu indikator ekonomi yang memuat angka indeks dan menunjukkan perubahan pada harga pembelian barang oleh para pedagang besar dari konsumen. Harga perdagangan besar adalah harga transaksi yang terjadi antara penjual/pedagang besar pertama dengan pembeli/pedagang besar berikutnya dalam jumlah besar pada pasar pertama untuk suatu barang. Pedagang besar adalah pengusaha/pedagang yang menjual barang dalam jumlah besar untuk setiap jenis barang yang diperdagangkan (BPS 2018).

Dengan melihat perkembangan IHPB mereka bisa memperkirakan keadaan harga dimasa yang akan datang. Barang-barang yang dihitung dalam IHPB dikelompokkan ke dalam sektor-sektor tertentu dan tiap sektor dibagi menjadi beberapa subsektor yang meliputi pertanian, pertambangan dan penggalian, industri, impor, total ekspor meliputi ekspor nonmigas dan ekspor migas, indeks umum meliputi indeks umum tanpa ekspor migas, indeks umum tanpa ekspor, indeks umum tanpa impor, migas, indeks umum tanpa impor dan ekspor. Maka diperlukan suatu keputusan untuk menentukan naik turunnya IHPB dengan melakukan prediksi dengan jaringan saraf tiruan menggunakan algoritma *backpropagation*. Salah satu metode/algoritma yang baik digunakan untuk memperlihatkan suatu data *time series* adalah metode *backpropagation*.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut [3]–[5]. Istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. Model struktur jaringan saraf tiruan dapat dilihat pada gambar 2.1.



(Sumber : Windarto, Lubis, dan Solikhun, 2018 [6])

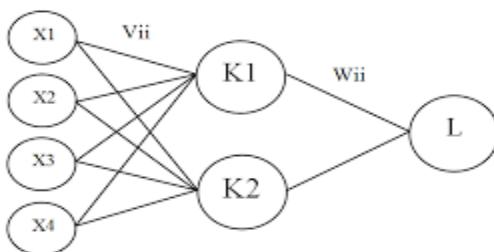
**Gambar 1.** Model Struktur Jaringan Saraf Tiruan

## 2.2. Algoritma *Backpropagation*

Propagasi balik atau *back-propagation* merupakan salah satu teknik pembelajaran/pelatihan *supervised learning* yang paling banyak digunakan. Metode ini merupakan salah satu metode yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Di dalam jaringan propagasi balik, setiap unit yang berada di lapisan *input* terhubung dengan setiap unit yang ada di lapisan tersembunyi. Setiap unit yang ada di lapisan tersembunyi terhubung dengan setiap unit yang ada di lapisan *output*. Jaringan ini terdiri dari banyak lapisan (*multilayer network*). Ketika jaringan diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan, maka pola tersebut menuju unit-unit lapisan tersembunyi untuk selanjutnya diteruskan pada unit-unit di lapisan keluaran [6]. Metode ini bekerja melalui proses secara iteratif dengan menggunakan sekumpulan contoh data (*data training*), membandingkan nilai prediksi dari jaringan dengan setiap contoh. Dalam setiap proses, bobot relasi dalam jaringan dimodifikasi untuk meminimalkan nilai *Mean Square Error* (MSE) antara nilai prediksi dari jaringan dengan nilai sesungguhnya. Modifikasi relasi ANN tersebut dilakukan dengan arah mundur, dari layer keluaran hingga layer pertama dari layer *hidden* sehingga metode ini disebut sebagai *back propagation*

## 2.3. Model Arsitektur *Backpropagation*

*Backpropagation* merupakan jaringan dengan lapisan jamak (*multilayer network*) yang memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki 3 jenis *layer* yakni *layer input*, *layer tersembunyi*, *layer output*. *Backpropagation* dapat menyelesaikan permasalahan yang kompleks dibandingkan dengan metode/algoritma yang lainnya [7]–[13].



**Gambar 2.** Model Arsitektur *Backpropagation*

Keterangan :

Arsitektur jaringan yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2.4. yang terdiri dari tiga lapisan, yaitu : 4 lapis masukan (*input*), 2 lapis tersembunyi (*hidden layer*), dan 1 lapis keluaran (*output*). Dari gambar 2.3. dapat dijelaskan bahwa arsitektur *backpropagation* dengan  $n$  buah masukkan ( $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ ) ditambah sebuah bias, sebuah lapis tersembunyi yang terdiri dari  $j$  unit tambahan sebuah bias, serta  $k$  buah unit keluaran.

Setiap pola-pola informasi *input* dan *output* yang diberikan pada jaringan syaraf tiruan diproses dalam *neuron*. *Neuron-neuron* tersebut terkumpul didalam lapisan-lapisan yang disebut *neuron layers*. Lapisan-lapisan penyusun jaringan syaraf tiruan tersebut dapat dibagi menjadi tiga (3) [14][15], yaitu :

1. Lapisan *input*.

Unit-unit di dalam lapisan input disebut unit-unit *input*. Unit-unit *input* tersebut menerima pola inputan data dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.

2. Lapisan tersembunyi.

Unit-unit di dalam lapisan tersembunyi disebut unit-unit tersembunyi. Dimana *output*nya tidak langsung dapat diamati.

3. Lapisan *output*.

Unit-unit di dalam lapisan output disebut unit-unit *output*. *Output* dari lapisan ini merupakan solusi jaringan syaraf tiruan terhadap suatu permasalahan.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Normalisasi Data

Dalam melakukan pelatihan dan pengujian, terlebih dahulu dilakukan normalisasi untuk mempermudah melakukan pelatihan dan pengujian data. Formula normalisasi dapat dilihat pada persamaan berikut [16]–[29]:

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

**Tabel 1.** Data *Training* Awal (2000-2007)/ Target Tahun 2008

Kelompok Komoditi IHPB	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	Target
1.Pertanian	100,00	115,25	125,36	130,17	137,40	148,23	171,61	213,99	274,94
2.Pertambangan dan Penggalian	100,00	108,32	121,49	123,44	134,60	147,06	168,64	187,33	223,32
3.Industri	100,00	111,69	124,02	130,33	135,72	158,13	194,56	218,28	272,96
4.Impor	100,00	114,20	111,73	114,33	127,24	148,57	162,36	186,26	234,94
5.Total Ekspor	100,00	112,23	108,11	108,50	121,23	146,04	153,62	166,89	209,36
a.Ekspor Non Migas	100,00	111,81	108,74	106,50	112,44	124,51	129,52	143,06	165,97
b.Ekspor Migas	100,00	113,56	106,13	114,75	148,63	209,92	228,76	241,23	334,67
Indeks Umum	100,00	112,70	117,79	121,57	130,60	151,40	171,70	195,17	245,56
Indeks Umum Tanpa Ekspor Migas	100,00	112,87	121,30	126,32	134,01	153,63	179,45	207,30	261,09
Indeks Umum Tanpa Ekspor	100,00	112,64	118,59	122,04	129,36	147,34	167,21	191,56	237,78
Indeks Umum Tanpa Impor	100,00	112,39	119,05	123,09	131,31	151,99	173,96	197,33	248,13
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor Migas	100,00	112,29	120,15	123,79	129,84	147,07	168,50	192,97	238,53
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor	100,00	112,46	124,26	130,02	136,10	155,19	186,04	215,41	271,17

**Tabel 2.** Data *Training* Setelah Dinormalisasi (2000-2007)/ Target Tahun 2008

Kelompok Komoditi IHPB	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	Target
1.Pertanian	0,10000	0,15199	0,18645	0,20285	0,22750	0,26442	0,34412	0,48860	0,69638
2.Pertambangan dan Penggalian	0,10000	0,12836	0,17326	0,17991	0,21795	0,26043	0,33400	0,39771	0,52040

Kelompok Komoditi IHPB	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	Target
3.Industri	0,10000	0,13985	0,18189	0,20340	0,22177	0,29817	0,42236	0,50322	0,68963
4.Impor	0,10000	0,14841	0,13999	0,14885	0,19286	0,26558	0,31259	0,39406	0,56002
5.Total Ekspor	0,10000	0,14169	0,12765	0,12898	0,17237	0,25695	0,28279	0,32803	0,47281
a.Ekspor Non Migas	0,10000	0,14026	0,12980	0,12216	0,14241	0,18356	0,20063	0,24679	0,32489
b.Ekspor Migas	0,10000	0,14623	0,12090	0,15028	0,26578	0,47472	0,53895	0,58146	0,90000
Indeks Umum	0,10000	0,14329	0,16065	0,17353	0,20432	0,27522	0,34443	0,42444	0,59622
Indeks Umum Tanpa Ekspor Migas	0,10000	0,14387	0,17261	0,18973	0,21594	0,28283	0,37085	0,46579	0,64916
Indeks Umum Tanpa Ekspor	0,10000	0,14309	0,16337	0,17514	0,20009	0,26138	0,32912	0,41213	0,56970
Indeks Umum Tanpa Impor	0,10000	0,14224	0,16494	0,17871	0,20674	0,27724	0,35213	0,43180	0,60498
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor Migas	0,10000	0,14190	0,16869	0,18110	0,20173	0,26046	0,33352	0,41694	0,57225
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor	0,10000	0,14248	0,18270	0,20234	0,22307	0,28815	0,39331	0,49344	0,68353

**Tabel 3.** Data Testing Awal (2009-2016) / Target Tahun 2017

Kelompok Komoditi IHPB	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Target
1.Pertanian	208,84	231,43	248,78	263,25	287,44	175,05	240,68	358,41	369,68
2.Pertambangan dan Penggalian	206,49	212,31	221,50	231,20	239,05	117,22	119,87	118,43	121,08
3.Industri	164,79	172,01	180,32	187,48	194,09	122,83	128,89	133,92	138,65
4.Impor	156,61	160,90	177,37	189,17	199,25	137,37	134,19	128,10	135,00
5.Total Ekspor	134,10	137,80	154,11	163,15	168,71	138,73	130,47	133,31	144,69
a.Ekspor Non Migas	142,41	142,05	148,03	153,15	157,95	129,07	136,98	146,11	151,85
b.Ekspor Migas	108,16	124,52	173,11	194,38	202,32	168,10	110,65	94,42	122,90
Indeks Umum	162,71	170,59	183,31	192,69	201,95	132,44	138,26	149,16	156,09
Indeks Umum Tanpa Ekspor Migas	171,10	180,20	183,91	192,59	201,93	130,47	139,78	152,18	157,92
Indeks Umum Tanpa Ekspor	165,71	173,27	191,88	201,35	211,70	130,76	140,35	153,41	159,14
Indeks Umum Tanpa Impor	163,99	172,62	184,56	193,43	202,52	131,43	139,12	153,62	160,55
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor Migas	167,74	176,05	185,38	193,36	202,54	128,95	141,04	157,62	163,10
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor	175,29	185,79	196,07	204,87	215,31	128,91	142,09	160,60	166,01

**Tabel 4.** Data Testing Setelah Dinormalisasi (2009-2016) / Target Tahun 2017

Kelompok Komoditi IHPB	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Target
1.Pertanian	0,43254	0,49820	0,54862	0,59068	0,66098	0,33434	0,52508	0,86725	0,90000
2.Pertambangan dan Penggalian	0,42571	0,44263	0,46934	0,49753	0,52034	0,16626	0,17397	0,16978	0,17748
3.Industri	0,30452	0,32550	0,34965	0,37046	0,38968	0,18257	0,20018	0,21480	0,22855
4.Impor	0,28075	0,29321	0,34108	0,37538	0,40467	0,22483	0,21559	0,19789	0,21794

5.Total Ekspor	0,21532	0,22608	0,27348	0,29975	0,31591	0,22878	0,20477	0,21303	0,24610
a.Ekspor Non Migas	0,23948	0,23843	0,25581	0,27069	0,28464	0,20070	0,22369	0,25023	0,26691
b.Ekspor Migas	0,13993	0,18748	0,32870	0,39052	0,41359	0,31414	0,14717	0,10000	0,18277
Indeks Umum	0,29847	0,32138	0,35834	0,38561	0,41252	0,21050	0,22741	0,25909	0,27923
Indeks Umum Tanpa Ekspor Migas	0,32286	0,34931	0,36009	0,38532	0,41246	0,20477	0,23183	0,26787	0,28455
Indeks Umum Tanpa Ekspor	0,30719	0,32917	0,38325	0,41078	0,44086	0,20562	0,23349	0,27145	0,28810
Indeks Umum Tanpa Impor	0,30219	0,32728	0,36198	0,38776	0,41418	0,20756	0,22991	0,27206	0,29220
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor Migas	0,31309	0,33724	0,36436	0,38755	0,41423	0,20036	0,23549	0,28368	0,29961
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor	0,33504	0,36555	0,39543	0,42101	0,45135	0,20024	0,23855	0,29234	0,30807

### 3.2 Analisis

Setelah dilakukan normalisasi, maka akan dilakukan pelatihan menggunakan *software Matlab R2011b*. Adapun parameter-parameter yang diperlukan dalam proses pelatihan adalah sebagai berikut :

```
>> net=newff(minmax(P),[Hiden,Hidden,Target],{'tansig','purelin','tansig'},'traingd');
>> net.IW{1,1};
>> net.b{1};
>> net.LW{2,1};
>> net.b{2};
>> net.LW{3,2};
>> net.trainparam.epochs=100000;
>> net.trainparam.LR=0.01;
>> net.trainParam.goal = 0.001;
>> net.trainParam.show = 1000;
>> net.b{3};
>> net=train(net,P,T);
```

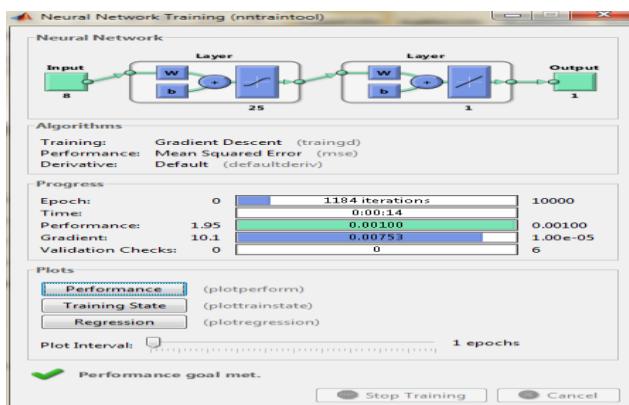
### 3.3. Pelatihan dan Pengujian Data

Pada penelitian ini menggunakan 5 (lima) model arsitektur pelatihan dan pengujian data yakni 8-15-1, 8-25-1, 8-26-1, 8-30-1 dan 8-40-1. Berdasarkan model arsitektur 8-15-1 dapat dijabarkan bahwa 8 merupakan data *neuron input layer*, 15 merupakan data *neuron hidden layer* dan 1 merupakan data *neuron output layer*, begitu pula halnya dengan keterangan model arsitektur yang lain. Arsitektur terbaiknya yaitu 8-25-1 dengan tingkat akurasi sebesar 85%. Dapat dilihat pada tabel 3.5. berikut.

**Tabel 5.** Arsitektur Algoritma *Backpropagation*

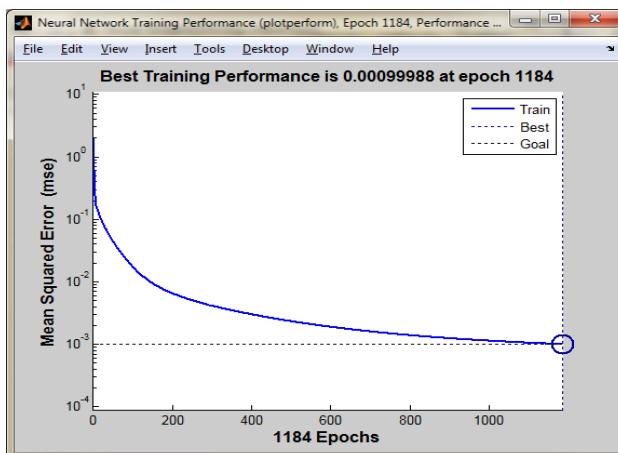
No	Arsitektur	Training			Testing	
		Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
1	8-15-1	4764	00.49	0,00099956	1,57408921	8 %
2	8-25-1	1184	00.14	0,00100074	0,11564972	85 %
3	8-26-1	3089	00.34	0,00099917	0,24325816	38 %
4	8-30-1	1187	00.15	0,00099937	0,27290747	31 %
5	8-40-1	2360	00.21	0,00099941	0,79647449	69 %

Berdasarkan tabel 3.5. tingkat akurasi pengujian 5 model arsitektur maka dapat disimpulkan bahwa model arsitektur 8-25-1 dengan *epoch* sebesar 1184 iterasi dalam waktu 00.14 detik menghasilkan tingkat akurasi yakni sebesar 85% merupakan model arsitektur terbaik untuk digunakan dalam propes prediksi tahun berikutnya.



**Gambar 3.** Hasil Data Pelatihan Dengan Arsitektur 8-25-1

Dari gambar model arsitektur 8-25-1 diatas dapat dijelaskan bahwa *Epoch* yang terjadi sebesar 1184 dengan lama waktu 14 detik.



**Gambar 4.** Hasil *Epoch* Pelatihan Dengan Arsitektur 8-25-1

Dari gambar model arsitektur 8-25-1 dijelaskan bahwa dari *Epoch pelatihan* dapat diperoleh *Mean Square Error* (MSE) sebesar 0,00100074.

**Tabel 6.** Arsitektur Terbaik *Backpropagation* 8-25-1

Data Training					Data Testing					
Pola	Target	Output	Error	SSE	Target	Output	Error	SSE	Hasil	
Pola 1	0,69638	0,72070	-0,02432	0,00059156	0,90000	0,51630	0,38370	0,14722569	0	
Pola 2	0,52040	0,49950	0,02090	0,00043694	0,17748	0,51630	-0,33882	0,11479689	1	
Pola 3	0,68963	0,73070	-0,04107	0,00168691	0,22855	0,51630	-0,28775	0,08280147	1	
Pola 4	0,56002	0,51840	0,04162	0,00173191	0,21794	0,51600	-0,29806	0,08884012	1	
Pola 5	0,47281	0,50890	-0,03609	0,00130228	0,24610	0,48160	-0,23550	0,05545937	1	
Pola 6	0,32489	0,33250	-0,00761	0,00005784	0,26691	0,51340	-0,24649	0,06075669	1	
Pola 7	0,90000	0,90150	-0,00150	0,00000225	0,18277	0,62410	0,80687	0,65104348	0	
Pola 8	0,59622	0,58440	0,01182	0,00013972	0,27923	0,51630	-0,23707	0,05620020	1	
Pola 9	0,64916	0,68310	-0,03394	0,00115174	0,28455	0,51630	-0,23175	0,05370677	1	
Pola 10	0,56970	0,52160	0,04810	0,00231341	0,28810	0,51630	-0,22820	0,05207591	1	
Pola 11	0,60498	0,63030	-0,02532	0,00064103	0,29220	0,51630	-0,22410	0,05022239	1	
Pola 12	0,57225	0,58110	-0,00885	0,00007824	0,29961	0,51630	-0,21669	0,04695558	1	
Pola 13	0,68353	0,62990	0,05363	0,00287573	0,30807	0,51630	-0,20823	0,04336177	1	
			Jlh SSE	0,01300956			Jlh SSE	1,50344633		85 %
			MSE	0,00100074			MSE	0,11564972		

Keterangan :

1 = Benar 0 = Salah

**Tabel 7.** Hasil Prediksi 5 Tahun Kedepan Dengan *Backpropagation* (2018-2022)

Kelompok Komoditi IHPB	2018	2019	2020	2021	2022
1.Pertanian	371,17	373,04	375,97	379,24	382,37
2.Pertambangan dan Penggalian	144,67	181,64	242,71	311,30	363,42
3.Industri	182,61	232,21	262,75	311,64	366,42
4.Impor	167,51	206,81	274,99	329,30	367,42
5.Total Ekspor	179,53	230,59	271,41	324,11	363,95
a.Ekspor Non Migas	157,90	179,59	241,50	314,46	368,52
b.Ekspor Migas	144,39	182,60	236,66	307,81	364,00
Indeks Umum	173,19	200,63	264,78	318,10	368,17
Indeks Umum Tanpa Ekspor Migas	164,77	209,45	259,71	333,34	363,08
Indeks Umum Tanpa Ekspor	182,61	214,77	262,12	319,85	369,07
Indeks Umum Tanpa Impor	175,59	202,05	263,07	316,24	368,38
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor Migas	175,93	215,40	261,76	327,65	366,93
Indeks Umum Tanpa Impor dan Ekspor	184,41	217,35	254,97	319,67	365,13

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini antara lain :

- Hasil prediksi perkembangan indeks harga perdagangan besar menurut sektor di Indonesia mengalami peningkatan yang cukup stabil dibanding peningkatan sebelumnya.
- Setelah dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan 5 model arsitektur yakni 8-15-1, 8-25-1, 8-26-1, 8-30-1 dan 8-40-1, maka didapatkan 1 arsitektur terbaik dengan model 8-25-1 yang memiliki tingkat akurasi tertinggi yaitu sebesar 85% dan dengan learning rate 0,05, jumlah iterasi sebanyak 1184 dengan waktu 00:14 detik dan Mean Squared Error (MSE) 0,11564972.
- Pemilihan model arsitektur terbaik sangat berpengaruh untuk mendapatkan tingkat keakurasi yang optimal.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. A. P. Y. Putra and I. W. W. Kesumajaya, "PENGARUH PRODUKSI, INDEKS HARGA PERDAGANGAN BESAR DAN KURS DOLLAR AMERIKA SERIKAT TERHADAP EKSPOR KAYU LAPIS DI INDONESIA," *E-Jurnal EP Unud*, vol. 6, no. 8, pp. 1544–1572, 2017.
- [2] S. Idris, R. Goejantoro, and Y. N. Nasution, "Pemodelan Dan Peramalan Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) Dengan Menggunakan ARFIMA," *Jurnal EKSPONENSIAL Volume*, vol. 5, no. 2, pp. 137–146, 2014.
- [3] A. Wanto and A. P. Windarto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," *Jurnal & Penelitian Teknik Informatika Sinkron*, vol. 2, no. 2, pp. 37–44, 2017.
- [4] A. Wanto, A. P. Windarto, D. Hartama, and I. Parlina, "Use of Binary Sigmoid Function And Linear Identity In Artificial Neural Networks For Forecasting Population Density," *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 43–54, 2017.
- [5] A. Wanto, M. Zarlis, Sawaluddin, and D. Hartama, "Analysis of Artificial Neural Network Backpropagation Using Conjugate Gradient Fletcher Reeves in the Predicting Process," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 930, no. 1, pp. 1–7, 2017.
- [6] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "MODEL ARSITEKTUR NEURAL NETWORK DENGAN BACKPROPOGATION PADA PREDIKSI TOTAL LABA RUGI KOMPREHENSIF BANK UMUM KONVENTIONAL," *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 5, no. 2, pp. 147–158, 2018.
- [7] S. P. Siregar and A. Wanto, "Analysis of Artificial Neural Network Accuracy Using Backpropagation Algorithm In Predicting Process (Forecasting)," *International Journal Of Information System & Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 34–42, 2017.
- [8] J. R. Saragih, M. Billy, S. Saragih, and A. Wanto, "Analisis Algoritma Backpropagation Dalam Prediksi Nilai Ekspor (Juta USD)," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, vol. 15, no. 2, pp. 254–264, 2018.
- [9] E. Hartato, D. Sitorus, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Tiruan Untuk Prediksi Luas Panen Biofarmaka di Indonesia," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 49–56, 2018.
- [10] S. Setti and A. Wanto, "Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World," *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, vol. 3, no. 2, pp. 110–115, 2018.
- [11] R. E. Pranata, S. P. Sinaga, and A. Wanto, "Estimasi Wisatawan Mancanegara Yang Datang ke Sumatera Utara Menggunakan Jaringan Saraf," *Jurnal semanTIK*, vol. 4, no. 1, pp. 97–102, 2018.
- [12] A. A. Fardhani, D. Insani, N. Simanjuntak, and A. Wanto, "Prediksi Harga Eceran Beras Di Pasar Tradisional Di 33 Kota Di Indonesia Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 25–30, 2018.
- [13] J. Wahyuni, Y. W. Parannya, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara," *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
- [14] Y. A. Lesnussa, S. Latuconsina, and E. R. Persulessy, "Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA ( Studi kasus : Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon )," *Jurnal Matematika Integratif*, vol. 11, no. 2, pp. 149–160, 2015.
- [15] M. A. Razak and E. Riksakomara, "Peramalan Jumlah Produksi Ikan dengan Menggunakan Backpropagation Neural Network (Studi Kasus: UPTD Pelabuhan Perikanan Banjarmasin)," *JURNAL TEKNIK ITS*, vol. 6, no. 1, pp. 142–148, 2017.
- [16] A. Wanto *et al.*, "Levenberg-Marquardt Algorithm Combined with Bipolar Sigmoid Function to Measure Open Unemployment Rate in Indonesia," in *Conference Paper*, 2018, pp. 1–7.
- [17] I. A. R. Simbolon, F. Yatussa'ada, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation dalam Memprediksi Persentase Penduduk Buta Huruf di Indonesia," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 4, no. 2, pp. 163–169, 2018.
- [18] S. P. Siregar, A. Wanto, and Z. M. Nasution, "Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara," in *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi (SENSASI)*, 2018, pp. 526–536.
- [19] A. Wanto, "Optimasi Prediksi Dengan Algoritma Backpropagation Dan Conjugate Gradient

- Beale-Powell Restarts," *Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 370–380, Jan. 2018.
- [20] B. K. Sihotang and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
- [21] M. A. P. Hutabarat, M. Julham, and A. Wanto, "Penerapan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Produksi Tanaman Padi Sawah Menurut Kabupaten/Kota di Sumatera Utara," *Jurnal semantIK*, vol. 4, no. 1, pp. 77–86, 2018.
- [22] Y. Andriani, H. Silitonga, and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan untuk prediksi volume ekspor dan impor migas di Indonesia," *Register - Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 30–40, 2018.
- [23] A. Wanto, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Kemiskinan Pada Kabupaten/Kota Di Provinsi Riau," *Kumpulan jurnal Ilmu Komputer (KLIK)*, vol. 5, no. 1, pp. 61–74, 2018.
- [24] I. S. Purba and A. Wanto, "Prediksi Jumlah Nilai Impor Sumatera Utara Menurut Negara Asal Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurnal Teknologi Informasi Techno*, vol. 17, no. 3, pp. 302–311, 2018.
- [25] A. Wanto, "Prediksi Angka Partisipasi Sekolah dengan Fungsi Pelatihan Gradient Descent With Momentum & Adaptive LR," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika (ALGORITMA)*, vol. 3, no. 1, pp. 9–20, 2019.
- [26] N. Nasution, A. Zamsuri, L. Lisnawita, and A. Wanto, "Polak-Ribiere updates analysis with binary and linear function in determining coffee exports in Indonesia," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 420, no. 12089, pp. 1–9, 2018.
- [27] A. Wanto, "Prediksi Produktivitas Jagung Indonesia Tahun 2019-2020 Sebagai Upaya Antisipasi Impor Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *SINTECH (Science and Information Technology)*, vol. 1, no. 1, pp. 53–62, 2019.
- [28] B. Febriadi, Z. Zamzami, Y. Yunefri, and A. Wanto, "Bipolar function in backpropagation algorithm in predicting Indonesia's coal exports by major destination countries," *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, vol. 420, no. 12089, pp. 1–9, 2018.
- [29] A. Wanto *et al.*, "Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction," 2018, pp. 1–9.