



Available online at : <http://bit.ly/InfoTekJar>

InfoTekJar : Jurnal Nasional Informatika dan Teknologi Jaringan

ISSN (Print) 2540-7597 | ISSN (Online) 2540-7600



Artificial Neural Network Pada Industri Non Migas Sebagai Langkah Menuju Revolusi Industri 4.0

Iin Parlina¹, Anjar Wanto², Agus Perdana Windarto²

¹ AMIK Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia

² STIKOM Tunas Bangsa, Pematangsiantar, Sumatera Utara, Indonesia

KEYWORDS

Artificial Neural Networks, Predictions, Sensitivity Analysis, Backpropagation, Export Value

CORRESPONDENCE

Phone: 0822-7323-3495

E-mail: iin@amiktunasbangsa.ac.id

A B S T R A C T

The research conducted aims to make predictions with artificial neural network (backpropagation) and sensitivity analysis in the non-oil processing industry for the value of industrial exports. Data was obtained from the Badan Pusat Statistik (BPS) in collaboration with the Ministry of Industry of the Republic of Indonesia in the last 7 years (2011-2017). The process is carried out by dividing the data into 2 parts (training and testing) to obtain the best architectural model. The data processing uses the help of Matlab 6.0 software. Model selection is done by try and try to get the best architectural model. In this study using 7 architectural models (15-2-1; 15-5-1; 15-10-1; 15-15-1; 15-2-5-1; 15-5-10-1 and 15-10-5-1) who have been trained and tested. By using the help of Matlab 6.0 software, the best architectural model is obtained 15-2-1 with an accuracy rate of 93%, epoch training = 189,881, MSE testing = 0.001167108 and MSE training = 0,000999622. The best architecture will be continued to predict the non-oil industry based on the most dominant export value using sensitivity analysis. From the architectural model a prediction of 5 out of 15 non-oil and gas industries contributes: Food & Beverage Industry, Textile & Apparel Industry, Basic Metal Industry, Rubber Industry, Rubber and Plastic Goods and Metal Goods Industry, Not Machines and Equipment, Computers, Electronics and Optics.

INTRODUCTION

Industri pengolahan non migas merupakan suatu kegiatan ekonomi yang mengubah suatu barang mekanis, kimia, atau dengan tangan sehingga menjadi barang jadi/setengah jadi, dan atau barang yang kurang nilainya menjadi yang lebih tinggi nilainya, dan sifatnya lebih dekat kepada pemakai akhir [1]. Pada *Industry 4.0* segala penciptaan barang dan jasa melibatkan rekayasa intelegensi, robot, otomatisasi dan pertukaran data melalui *Internet of Things* (IoT). Indonesia melalui Kementerian Perindustrian telah merancang sebuah roadmap yang terintegrasi dalam mendukung revolusi industri 4.0 dimana roadmap tersebut mendukung seluruh rantai nilai industri untuk melahirkan model bisnis baru dengan basis digital untuk mencapai kualitas produk yang lebih baik dan efisiensi yang maksimal. Dalam laporan yang disampaikan bank indonesia melalui Direktorat Statistik Ekonomi dan Moneter (2016) bahwa industri non migas menjadi sektor paling dominan menggantikan sektor pertanian, baik dari sisi pangsa maupun kontribusi terhadap pertumbuhan Produk Domestik Bruto (PDB) sehingga memberikan kontribusi positif terhadap pertumbuhan PDB. Berdasarkan data grafik kontribusi Industri non migas terhadap total PDB yang diolah oleh Badan

Pusat Statistik (BPS), industri sektor pengolahan non migas masih menjadi salah satu kontributor terbesar terhadap pembentukan PDB nasional. Pada tahun 2017 mencapai 20,16%. Laporan analisis perkembangan industri (2017) yang dikeluarkan oleh Kementerian Perindustrian Republik Indonesia menyebutkan sektor industri Makanan dan Minuman merupakan industri yang mencatatkan pertumbuhan paling tinggi mencapai 13,76%. Selain itu industri non migas lainnya yang mengalami kenaikan pertumbuhan pada 2017 adalah industri tekstil dan pakaian jadi; industri kayu, barang dari kayu dan gabus dan barang anyaman dari bambu, rotan dan sejenisnya; industri karet, barang dari karet dan plastik; serta industri mesin dan perlengkapan [2]. Semua industri pengolahan pada setiap sektor mengalami laju pertumbuhan terhadap PDB seperti yang ditunjukkan pada tabel berikut.

Tabel 1. Laju Pertumbuhan PDB Triwulan (%yoy)

Lapangan Usaha	Pertumbuhan Kumulatif			
	2013	2014	2015*	2016**
Industri Makanan dan Minuman	4.07	9.49	7.54	8.46
Industri Pengolahan Tembakau	-0.27	8.33	6.24	1.64

Lapangan Usaha	Pertumbuhan Kumulatif			
	2013	2014	2015*	2016**
Industri Tekstil dan Pakaian Jadi	6.58	1.56	-4.79	-0.13
Industri Kulit, Barang dari Kulit dan Alas Kaki	5.23	5.62	3.97	8.15
Industri Kayu, Barang dari Kayu dan Gabus dan Barang Anyaman dari Bambu, Rotan dan Sejenisnya	6.19	6.12	-1.63	1.80
Industri Kertas dan Barang dari Kertas; Percetakan dan Reproduksi Media Rekaman	-0.53	3.58	-0.16	2.16
Industri Kimia, Farmasi dan Obat Tradisional	5.10	4.04	7.16	5.48
Industri Karet, Barang dari Karet dan Plastik	-1.86	1.16	5.04	-8.34
Industri Barang Galian bukan Logam	3.34	2.41	6.03	5.46
Industri Logam Dasar	11.63	6.01	6.21	0.76
Industri Barang Logam; Komputer, Barang Elektronik, Optik; dan Peralatan Listrik	9.22	2.94	7.83	4.34
Industri Mesin dan Perlengkapan	-5.00	8.67	7.58	5.05
Industri Alat Angkutan	14.95	4.01	2.40	4.52
Industri Furnitur	3.64	3.60	5.17	0.47
Industri Pengolahan Lainnya; Jasa Reparasi dan Pemasangan Mesin dan Peralatan	-0.70	7.65	4.66	-2.91

Hal ini menjadi menarik mengingat industri pengolahan non migas memiliki kontribusi dalam perekonomian nasional. Kontribusi industri non migas bisa terhadap (1) pertumbuhan ekonomi, (2) ekspor non migas, (3) penyerapan tenaga kerja dan (4) pemerataan pembangunan. Berdasarkan hal tersebut, tujuan dilakukan penelitian adalah untuk membuat prediksi dengan menggunakan teknik ilmu komputer pada 15 industri pengolahan non migas berdasarkan jenis lapangan usaha, sehingga prediksi yang dihasilkan merupakan salah satu solusi yang ditawarkan untuk dapat melihat sektor industri pengolahan non migas apa yang memberikan kontribusi terbesar dalam menghadapi revolusi industri 4.0 terhadap nilai ekspor non migas. Sehingga pemerintah dalam hal ini dapat mengidentifikasi permasalahan, tantangan, dan peluang yang terjadi di sektor industri non migas dan menjadi referensi dalam pengambilan kebijakan.

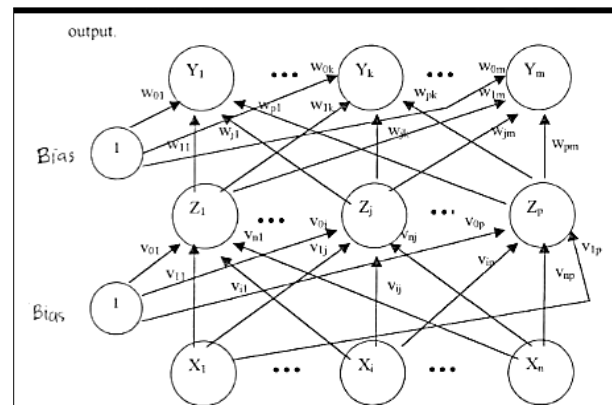
Banyak cabang ilmu komputer yang dapat menangani masalah tentang prediksi. *Artificial intelligence* (AI) salah satunya. AI memiliki beberapa metode *problem solving* [3]–[9], diantaranya jaringan saraf tiruan dan datamining. Ada banyak teknik yang dapat digunakan untuk implementasi jaringan saraf tiruan seperti *perceptron* dan *backpropagation* [10]. Banyak artikel ilmiah terkait membahas permasalahan prediksi dengan solusi algoritma *backpropagation*, Pertama yang dilakukan peneliti [11]. Pada

penelitian ini dijelaskan bahwa *backpropagation* mampu memprediksi total laba rugi komprehensif dengan tingkat akurasi adalah 80% dengan menggunakan model arsitektur 4-50-1 dengan *Means Square Error* 0,0009978666 dan *epoch* 1977. Penelitian kedua yang dilakukan peneliti [4]. Penelitian ini menjelaskan bahwa tingkat pemahaman mahasiswa terhadap matakuliah dapat diprediksi dengan *backpropagation* yang hasil akurasi 87,75%. Selain itu *backpropagation* memiliki kelebihan dalam pemakaian *hidden layer* dimana *hidden layer* dapat digunakan untuk dua atau lebih lapisan dengan bobot dan menggunakan aturan pengalaman belajar [12] dan sudah menggunakan *multi thread* [13]. Berdasarkan alasan tersebut diharapkan hasil penelitian ini dapat membuat suatu model arsitektur berupa prediksi dengan algoritma *backpropagation* yang dapat menganalisa sektor industri non migas yang paling berpotensi dalam mendukung pertumbuhan ekonomi dalam menghadapi era *industry 4.0*.

METHOD

A. Backpropagation

Backpropagation (BP) merupakan bagian JST yang disusun dengan mengolah elemen-elemen yang berada di lapisan terkait [11] dan diberi bobot di mana BP merupakan representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran di otak manusia [4].



Gambar 1. Arsitektur BP

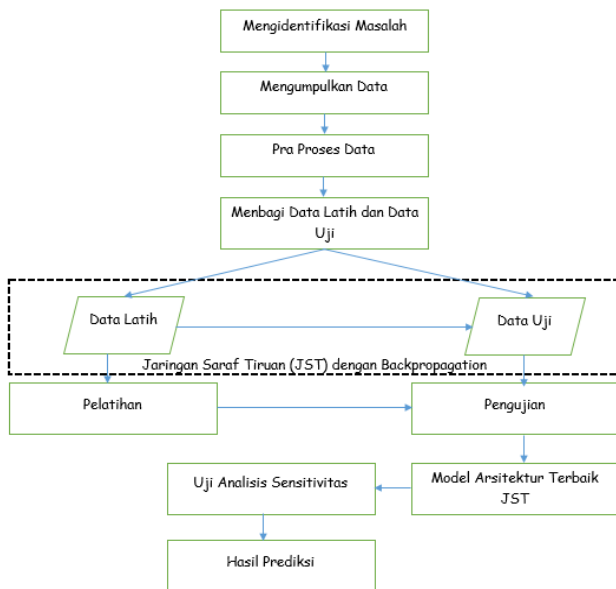
Berdasarkan gambar 1, penggunaan BP terdiri dari (1) tahap *training* dan tahap *testing*.

B. Analisis Sensitivitas

Analisis sensitivitas berguna untuk melihat dan mengetahui variabel mana yang lebih berpengaruh untuk mencapai *output* akurat dari model arsitektur yang dikembangkan [14].

C. Metode

Pada bagian ini kerangka penelitian kerja yang digunakan dalam menyelesaikan masalah penelitian adalah sebagai berikut:



Gambar 2. Kerangka Penelitian

Pada gambar 2 dijelaskan proses prediksi industri non migas sebagai langkah menuju revolusi industri 4.0 yang dilihat dari nilai ekspor (1) mengumpulkan data, (2) studi pustaka, (3) mengidentifikasi masalah, (4) praproses, (6) menentukan model melalui data latih dan uji, (7) memperoleh model arsitektur terbaik JST, (8) menguji model jst terbaik dengan analisis sensitivitas dan (9) Hasil prediksi

RESULTS AND DISCUSSION

A. Penetapan Input dan Output

Pengolahan data industri non migas berdasarkan lapangan usaha diolah dengan *backpropagation*. Data direpresentasikan ke bilangan 0–1 karena fungsi pembelajaran menggunakan *sigmoid biner (logsig)*. Untuk *input* merupakan data ekspor industri non migas berdasarkan lapangan usaha (2011–2017) dan untuk *output* adalah prediksi industri non migas berdasarkan lapangan usaha. Dalam hal ini untuk menentukan prediksi dengan *backpropagation*, data dibagi menjadi 2, antara lain: data pelatihan (*training*) dan pengujian (*testing*). Setiap *input* dan *output* memiliki data yang berbeda bagi pelatihan dan pengujian untuk menghasilkan prediksi industri non migas sebagai langkah menuju revolusi industri 4.0.

B. Penetapan Input

Penetapan data *input* adalah industri non migas berdasarkan lapangan usaha yang terdiri dari 15 komoditas seperti tabel berikut:

Tabel 2. Variabel *input*

No	Komoditas	Inisial
1	Industri Makanan & Minuman	X1
2	Industri Pengolahan Tembaku	X2
3	Industri Tekstil & Pakaian Jadi	X3
4	Industri Kulit, Barang Dari Kulit dan Alas Kaki	X4
5	Industri Kayu, Barang Dari Kayu dan Gabus dan Barang Anyaman Dari Bambu, Rotan dan Sejenisnya	X5
6	Industri Kertas dan Barang Dari Kertas	X6

No	Komoditas	Inisial
7	Industri Farmasi, Produk Obat Kimia dan Obat Tradisional	X7
8	Industri Karet, Barang Dari Karet dan Plastik	X8
9	Industri Barang Galian Bukan Logam	X9
10	Industri Logam Dasar	X10
11	Industri Barang Logam, Bukan Mesin dan Peralatannya, Komputer, Barang Elektronik dan Optik	X11
12	Industri Mesin dan Perlengkapan	X12
13	Industri Alat Angkutan Lainnya	X13
14	Industri Furnitur	X14
15	Industri Pengolahan Lainnya	X15

C. Penetapan Output

Penetapan data *output* adalah prediksi industri pengolahan non migas berdasarkan lapangan usaha. Variabel *output* (Y) yang digunakan adalah hasil ekspor industri pengolahan non migas dalam kurun tahun 2011–2017 (Juta US\$). Pada tahap ini dihasilkan suatu model arsitektur terbaik dari uji coba yang dilakukan. cara menentukan model arsitektur terbaik dengan *backpropagation* adalah menentukan *error minimum* dari proses *training* dan *testing* yang dilakukan. Batasan *error minimum* berkisar 0,05 – 0,001.

D. Pengolahan Data

Data penelitian diperoleh dari Badan Pusat Statistik yang bekerjasama dengan Kementerian Perindustrian Republik Indonesia selama 7 tahun (2011–2017) untuk nilai ekspor industri pengolahan non migas. Data dikonversi (0-1) dengan menggunakan formula:

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

Dimana Xi adalah hasil konversi data, x adalah nilai yang dikonversi, b adalah nilai maksimum dari suatu data dan a adalah minimum dari suatu data. Berikut data nilai ekspor industri pengolah non migas (2011–2017) sebelum dilakukan konversi.

Tabel 3. Data Nilai ekspor industri pengolahan non migas 2011–2017 (Juta US\$).

	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
X1	28.133,1	28.186,9	26.561,3	29.652,4	26.539,3	26.394,4	31.851,4
X2	648,4	732,5	834,3	942,3	922,8	959,7	1.085,9
X3	13.293,5	12.513,4	12.725,0	12.778,8	12.317,9	11.872,8	12.575,1
X4	3.615,0	3.864,5	4.220,6	4.469,8	4.853,7	5.014,5	5.362,6
X5	3.352,9	3.433,8	3.598,7	3.996,2	3.902,0	3.755,9	3.838,7
X6	5.732,2	5.541,6	5.681,4	5.553,2	5.383,9	5.067,5	6.309,4
X7	439,2	489,6	496,6	575,1	646,8	644,3	631,8
X8	15.692,7	11.820,2	10.737,7	8.474,8	7.156,4	6.857,6	8.610,0
X9	1.097,0	989,5	981,9	947,7	915,7	887,0	912,4
X10	12.716,0	10.501,0	9.578,1	9.851,9	8.607,0	8.249,3	11.853,1
X11	10.604,7	10.691,0	9.520,5	9.492,7	7.630,1	7.475,5	7.095,9
X12	3.137,7	3.074,7	3.578,6	3.421,4	2.870,1	3.426,3	2.970,0
X13	2.171,0	1.924,9	1.850,1	1.538,2	1.507,9	2.124,7	1.948,9
X14	1.724,7	1.749,7	1.718,8	1.767,1	1.713,9	1.617,8	1.617,8
X15	2.057,9	2.078,5	2.238,8	4.208,2	5.307,5	6.161,1	4.817,7

Selanjutnya data pada tabel 3 dikonversi menggunakan formula (1) sehingga diperoleh hasil seperti tabel berikut:

Tabel 4. Hasil Konversi Data Nilai ekspor industri pengolahan non migas 2011–2017 (Juta US\$).

	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
X1	0,8053	0,8067	0,7653	0,8440	0,7647	0,7610	0,9000
X2	0,1053	0,1075	0,1101	0,1128	0,1123	0,1133	0,1165
X3	0,4274	0,4075	0,4129	0,4143	0,4025	0,3912	0,4091
X4	0,1809	0,1872	0,1963	0,2027	0,2124	0,2165	0,2254
X5	0,1742	0,1763	0,1805	0,1906	0,1882	0,1845	0,1866
X6	0,2348	0,2299	0,2335	0,2302	0,2259	0,2179	0,2495

	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
X7	0,1000	0,1013	0,1015	0,1035	0,1053	0,1052	0,1049
X8	0,4885	0,3898	0,3623	0,3046	0,2711	0,2635	0,3081
X9	0,1168	0,1140	0,1138	0,1130	0,1121	0,1114	0,1121
X10	0,4127	0,3563	0,3327	0,3397	0,3080	0,2989	0,3907
X11	0,3589	0,3611	0,3313	0,3306	0,2831	0,2792	0,2695
X12	0,1687	0,1671	0,1800	0,1760	0,1619	0,1761	0,1645
X13	0,1441	0,1378	0,1359	0,1280	0,1272	0,1429	0,1384
X14	0,1327	0,1334	0,1326	0,1338	0,1325	0,1300	0,1300
X15	0,1412	0,1417	0,1458	0,1960	0,2240	0,2457	0,2115

Pada tabel 4, data dibagi menjadi 2 bagian, yakni data *training* (2011-2014) dengan *input* =3 (2011-2013), *output*=1 (2014) dan *testing* (2014-2017) dengan *input* =3 (2014-2016), *output*=1 (2017) seperti yang ditunjukkan pada tabel 5 dan 6 berikut:

Tabel 5. Data *Training*

	2011	2012	2013	2014
X1	0,8053	0,8067	0,7653	0,8440
X2	0,1053	0,1075	0,1101	0,1128
X3	0,4274	0,4075	0,4129	0,4143
X4	0,1809	0,1872	0,1963	0,2027
X5	0,1742	0,1763	0,1805	0,1906
X6	0,2348	0,2299	0,2335	0,2302
X7	0,1000	0,1013	0,1015	0,1035
X8	0,4885	0,3898	0,3623	0,3046
X9	0,1168	0,1140	0,1138	0,1130
X10	0,4127	0,3563	0,3327	0,3397
X11	0,3589	0,3611	0,3313	0,3306
X12	0,1687	0,1671	0,1800	0,1760
X13	0,1441	0,1378	0,1359	0,1280
X14	0,1327	0,1334	0,1326	0,1338
X15	0,1412	0,1417	0,1458	0,1960

Tabel 6. Data *Testing*

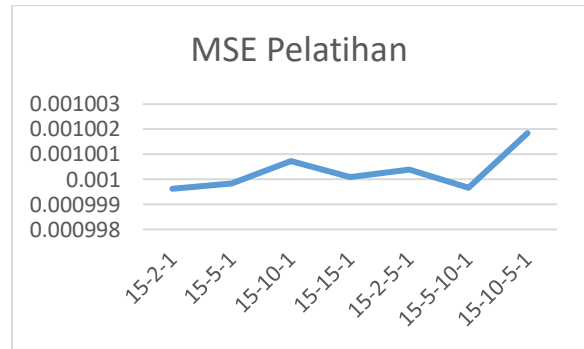
	2014	2015	2016	2017
X1	0,8440	0,7647	0,7610	0,9000
X2	0,1128	0,1123	0,1133	0,1165
X3	0,4143	0,4025	0,3912	0,4091
X4	0,2027	0,2124	0,2165	0,2254
X5	0,1906	0,1882	0,1845	0,1866
X6	0,2302	0,2259	0,2179	0,2495
X7	0,1035	0,1053	0,1052	0,1049
X8	0,3046	0,2711	0,2635	0,3081
X9	0,1130	0,1121	0,1114	0,1121
X10	0,3397	0,3080	0,2989	0,3907
X11	0,3306	0,2831	0,2792	0,2695
X12	0,1760	0,1619	0,1761	0,1645
X13	0,1280	0,1272	0,1429	0,1384
X14	0,1338	0,1325	0,1300	0,1300
X15	0,1960	0,2240	0,2457	0,2115

Pada tabel 5 dan 6, pengolahan data dibantu dengan *software* matlab 5.1. Dalam menentukan model arsitektir di *backpropagation* dilakukan dengan *try and try*. Dari sejumlah hasil *try and try*, peneliti menggunakan tujuh model yang memiliki akurasi diatas 50%, antara lain: 15-2-1; 15-5-1; 15-10-1; 15-15-1; 15-2-5-1; 15-5-10-1 dan 15-10-5-1 dengan parameter:

Kode <i>Training</i>	Kode <i>Testing</i>
>> net=newff(minmax(P),[hidden layer,output layer],{'tansig','logsig'},'traingd');	>> PP=[input data pengujian]
>> net.b{1};	>> TT=[output pengujian]
>> net.LW{2,1};	[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,PP,[],TT)

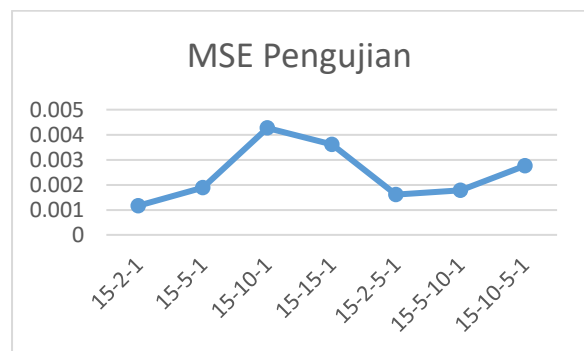
Kode <i>Training</i>	Kode <i>Testing</i>
>> net.b{2};	
>>net.trainParam.epochs=2500000;	
>> net.trainParam.goal = 0.001;	
>> net.trainParam.Lr = 0.1;	
>> net.trainParam.show = 500;	
>> net=train(net,P,T)	
[a,Pf,Af,e,Perf]=sim(net,P,[],T)	

Dari hasil *training* dan *testing* untuk tujuh model arsitektur JST dengan menggunakan bantuan *software* Matlab 6.1 memperoleh hasil yang berbeda. Hal ini dapat dilihat dari beberapa parameter penilaian anatar lain: *Means Square Error* (MSE) Pelatihan, MSE Pengujian, *Epoch* dan Akurasi. Berikut hasil analisa dari tujuh model arsitektur yang sudah diolah dengan bantuan *software* Matlab 6.1 seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut:



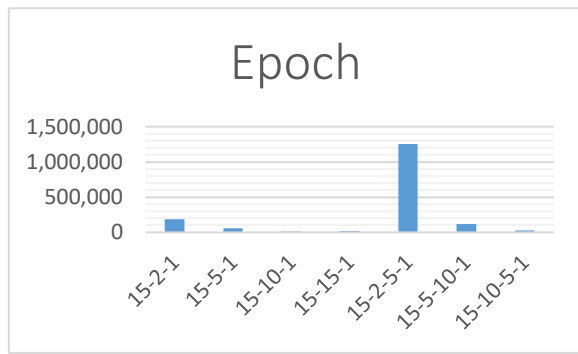
Gambar 3. MSE Pelatihan

Pada gambar 3 hasil MSE pelatihan untuk tujuh model arsitektur memiliki hasil yang berbeda. Dalam hal ini MSE Pelatihan yang semakin kecil memiliki nilai yang bagus. Model 15-2-1 memiliki MSE pelatihan terkecil dengan nilai 0,00099622



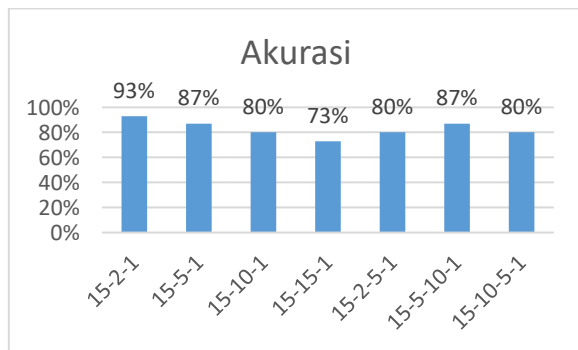
Gambar 4. MSE Pengujian

Pada gambar 4 hasil MSE pengujian dilakukan setelah melakukan MSE Pelatihan. Hasil baik yang diperoleh di MSE pelatihan tidak selalu baik pada MSE pengujian. Dalam hal ini MSE pengujian yang memiliki nilai semakin kecil memiliki nilai yang bagus. Dari tujuh model JST yang diuji, model 15-2-1 memiliki MSE pengujian terkecil dengan nilai 0,001167108



Gambar 5. Epoch

Pada gambar 5 hasil Epoch merupakan iterasi yang dilakukan model arsitektur JST dalam mencapai goal. Dalam hal ini goal yang dicapai 0,001. Semakin mendekati nilai 0 goal yang diinginkan maka proses iterasi suatu model akan berbeda. Dari tujuh model arsitektur yang dilatih dan diuji, Model 15-10-1 adalah model yang memiliki epoch paling kecil yakni 11.185, sementara model arsitektur 15-2-5-1 adalah model yang memiliki epoch paling besar yakni 1.255.918.



Gambar 6. Akurasi

Pada gambar 6, hasil akurasi dari tujuh model yang dilatih dan diuji memiliki tingkat akurasi kebenaran dalam memprediksi diatas 70%. Dalam hal ini model arsitektur 19-2-1 memiliki akurasi kebenaran paling tinggi mencapai 93%.

E. Penentuan Model Terbaik

Pemilihan arsitektur terbaik dari tujuh model (15-2-1; 15-5-1; 15-10-1; 15-15-1; 15-2-5-1; 15-5-10-1 dan 15-10-5-1) yang di training dan testing dengan bantuan software Matlab memiliki hasil yang berbeda baik dari epoch, akurasi, MSE training dan MSE testing. Arsitektur terbaik tersebut digunakan untuk mempredikasi sektor industri non migas yang paling berpotensi dalam mendukung pertumbuhan ekonomi dalam menghadapi era industry 4.0. Penilaian terbaik dilakukan dengan cara melihat beberapa aspek seperti epoch, error minimum, waktu dan akurasi kebenaran. Sehingga diperoleh arsitektur terbaik adalah 15-2-1. Berikut keseluruhan hasil arsitektur seperti yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 7. Hasil keseluruhan model arsitektur

Parameter	15-2-1	15-5-1	15-10-1
MSE Pelatihan	0,000999622	0,000999824	0,001000725
MSE Pengujian	0,001167108	0,001879438	0,004265726
Epoch	189.881	56.687	11.185
Akurasi	93%	87%	80%

15-2-5-1	15-5-10-1	15-10-5-1	15-15-1
0,001000397	0,000999662	0,001001844	0,001000086
0,001608783	0,001777304	0,002767899	0,003608098
1.255.918	115.811	30.385	19.926
80%	87%	80%	73%

F. Prediksi Industri Pengolahan Non Migas

Hasil penentuan model arsitektur terbaik (15-2-1) selanjutnya digunakan untuk menentukan prediksi sektor industri non migas yang paling berpotensi dengan menggunakan analisis sensitivitas. Analisis ini digunakan untuk menentukan variabel yang paling dominan dari serangkaian variabel yang diuji coba. Berikut hasil prediksi industri pengolahan non migas seperti yang ditunjukkan pada tabel berikut:

Tabel 8. Hasil prediksi industri pengolahan non migas

No	Komoditas	Parameter	Data	Rank
1	Industri Makanan & Minuman	Data	0,7610	1
		Target	0,9000	
		JST	0,9216	
		Error Test	-0,0216	
2	Industri Pengolahan Tembakau (X2)	Data	0,1133	13
		Target	0,1165	
		JST	0,9452	
		Error Test	-0,8287	
3	Industri Tekstil & Pakaian Jadi (X3)	Data	0,3912	2
		Target	0,4091	
		JST	0,9456	
		Error Test	-0,5365	
4	Industri Kulit, Barang Dari Kulit dan Alas Kaki (X4)	Data	0,2165	7
		Target	0,2254	
		JST	0,9439	
		Error Test	-0,7185	
5	Industri Kayu, Barang Dari Kayu dan Gabus dan Barang Anyaman Dari Bambu, Rotan dan Sejenisnya (X5)	Data	0,1845	9
		Target	0,1866	
		JST	0,9454	
		Error Test	-0,7588	
6	Industri Kertas dan Barang Dari Kertas (X6)	Data	0,2179	6
		Target	0,2495	
		JST	0,9457	
		Error Test	-0,6962	
7	Industri Farmasi, Produk Obat Kimia dan Obat Tradisional (X7)	Data	0,1052	15
		Target	0,1049	
		JST	0,9451	
		Error Test	-0,8402	
8	Industri Karet, Barang Dari Karet dan Plastik (X8)	Data	0,2635	4
		Target	0,3081	
		JST	0,9472	
		Error Test	-0,6391	
9	Industri Barang Galian Bukan Logam (X9)	Data	0,1114	14
		Target	0,1121	
		JST	0,9453	
		Error Test	-0,8332	
10	Industri Logam Dasar (X10)	Data	0,2989	3
		Target	0,3907	
		JST	0,9471	
		Error Test	-0,5564	
11	Industri Barang Logam, Bukan Mesin dan Peralatannya, Komputer, Barang Elektronik dan Optik (X11)	Data	0,1761	5
		Target	0,2695	
		JST	0,9476	
		Error Test	-0,6781	
12	Industri Mesin dan Perlengkapan (X12)	Data	0,2792	10
		Target	0,1645	
		JST	0,9450	
		Error Test	-0,7805	
13	Industri Alat Angkutan Lainnya (X13)	Data	0,1429	11
		Target	0,1384	
		JST	0,9440	
		Error Test	-0,8056	

No	Komoditas	Parameter	Data	Rank
14	Industri Furnitur (X14)	Data	0,1300	12
		Target	0,1300	
		JST	0,9454	
		Error Test	-0,8154	
15	Industri Pengolahan Lainnya (X15)	Data	0,2457	8
		Target	0,2115	
		JST	0,9406	
		Error Test	-0,7291	

Berdasarkan hasil prediksi pada tabel 8, dapat dijelaskan bahwa ada 5 dari 15 sektor industri non migas yang memberikan kontribusi berupa nilai ekspor yang dilihat dari lapangan usaha (komoditas) antara lain: Industri Makanan & Minuman (X1), Industri Tekstil & Pakaian Jadi (X3), Industri Logam Dasar (X10), Industri Karet, Barang Dari Karet dan Plastik (X8) dan Industri Barang Logam, Bukan Mesin dan Peralatannya, Komputer, Barang Elektronik dan Optik (X11).

CONCLUSIONS

Berdasarkan hasil dan pembahasan, diambil kesimpulan bahwa algoritma *backpropagation* dapat diterapkan dalam memprediksi industri pengolahan non migas berdasarkan lapangan usaha sebagai langkah menuju revolusi industri 4.0. Kaitan *Industry 4.0* dalam hal ini melibatkan rekayasa intelegensi dimana *artificial intelligence (backpropagation)* sebagai bagian dari cara mengambil keputusan di revolusi *industry 4.0*. Hasil dengan memanfaatkan rekayasa intelegensi dalam memprediksi sektor industri pengolahan non migas diharapkan memberikan kontribusi kepada pemerintah dalam melihat sektor komoditas paling berpotensi dalam mendukung pertumbuhan ekonomi.

ACKNOWLEDGMENT

Ucapan terima kasih kami sampaikan kepada Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat, Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi atas pendanaan Penelitian Dosen Pemula (PDP) tahun pelaksanaan 2019.

REFERENCES

- [1] B. N. P. D. S. E. dan Moneter, "Laporan Pemetaan Ekonomi Sektor Industri NonMigas," *Bank Indonesia*, pp. 1–33, 2006.
- [2] K. Perindustrian, "Analisis Perkembangan Industri 2017," *Kementerian Perindustrian Republik Indonesia*, pp. 1–32, 2017.
- [3] D. M. Sinaga, S. M. Dewi, and A. P. Windarto, "Penerapan Algoritma ELECTRE Pada Pemilihan Produk Skincare," vol. 13, no. 2, 2018.
- [4] Sumijan, A. P. Windarto, A. Muhammad, and Budiharjo, "Implementation of Neural Networks in Predicting the Understanding Level of Students Subject," *Int. J. Softw. Eng. Its Appl.*, vol. 10, no. 10, pp. 189–204, 2016.
- [5] A. P. Windarto, S. Tinggi, I. Komputer, and T. Bangsa, "Implementation of Data Mining on Rice Imports by

Major Country of Origin Implementation of Data Mining on Rice Imports by Major Country of Origin Using Algorithm Using K-Means Clustering Method," no. November, 2017.

- [6] A. Wanto and A. P. Windarto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," *J. Penelit. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 2, pp. 37–44, 2017.
- [7] T. Imandasari and A. P. Windarto, "Sistem Pendukung Keputusan dalam Merekomendasikan Unit Terbaik di PDAM Tirta Lihou Menggunakan Metode Promethee," *J. Teknol. dan Sist. Komput.*, vol. 5, no. 4, p. 159, 2017.
- [8] A. P. W. Budiharjo and A. Muhammad, "Comparison of Weighted Sum Model and Multi Attribute Decision Making Weighted Product Methods in Selecting the Best Elementary School in Indonesia," *Int. J. Softw. Eng. Its Appl.*, vol. 11, no. 4, pp. 69–90, 2017.
- [9] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "Model Arsitektur Neural Network Dengan Backpropagation Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional," *Kumpul. J. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 2, pp. 147–158, 2018.
- [10] T. Budiharjo, Soemartono, T., Windarto, A.P., Herawan, "Predicting school participation in indonesia using backpropagation algorithm model," *Int. J. Control Autom.*, 2018.
- [11] A. P. Windarto, M. R. Lubis, and Solikhun, "Implementasi Jst Pada Prediksi Total Laba Rugi Komprehensif Bank Umum Konvensional Dengan Backpropagation," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, pp. 411–418, 2018.
- [12] M. N. H. Siregar, "Neural Network Analysis With Backpropagation In Predicting Human Development Index (HDI) Component by Regency / City In North Sumatera," *International Journal Of Information System Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 22–33, 2017.
- [13] Indrabayu, N. Harun, M. S. Pallu, and A. Achmad, "Prediksi Curah Hujan Di Wilayah Makassar Menggunakan Metode Wavelet - Neural Network," *J. Ilm. "Elektrikal Enjiniring" UNHAS*, vol. 9, no. 2, p. 10, 2011.
- [14] M. M. Hidayat, D. Purwitasari, and H. Ginardi, "Analisis Prediksi Drop Out Berdasarkan Perilaku Sosial Mahasiswa Dalam Educational Data Mining Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan," 2013.