

PREDIKSI PRODUKTIVITAS JAGUNG INDONESIA TAHUN 2019-2020 SEBAGAI UPAYA ANTISIPASI IMPOR MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

Anjar Wanto

Program Studi Teknik Informatika, STIKOM Tunas Bangsa Pematangsiantar, Indonesia

e-mail: anjarwanto@amiktunasbangsa.ac.id

Received : Maret, 2019

Accepted : April, 2019

Published : April, 2019

Abstract

Corn is a staple food that is still widely consumed by the population of Indonesia. Based on data from the Indonesian Statistics Agency, corn productivity in Indonesia from 2005 to 2015 calculated an unstable curve. Therefore this research was conducted to predict and see the large growth of maize in Indonesia for the following years so that the government has a reference to continuously strive to increase corn productivity in Indonesia in order to remain stable in order to meet the needs of Indonesian people to minimize corn imports. This study uses data on corn productivity in Indonesia in 2005-2015 sourced from the Indonesian Central Bureau of Statistics. The prediction algorithm used is the Backpropagation Neural Network. This algorithm is able to predict data well, especially data that is maintained for a certain period of time. To facilitate data analysis, the author uses the Matlab 2011b application. In this study, a training and testing process will be carried out using 5 network architecture models, namely 5-25-1, 5-43-1, 5-76-1, 5-78-1 and 7-128-1. Of the 5 architectural models, the best is 5-25-1 with the percentage of 88% and the MSE value of 0.00992433.

Keywords: Prediction, Productivity, Corn, ANN, Backpropagation

Abstrak

Jagung merupakan pangan pokok yang masih banyak dikonsumsi oleh penduduk Indonesia. Berdasarkan data Badan Statistik Indonesia, produktivitas jagung di Indonesia dari tahun 2005 hingga tahun 2015 mengalami kurva yang tidak stabil. Oleh karena itu dilakukan penelitian ini untuk memprediksi dan melihat seberapa besar tingkat perkembangan produktivitas jagung di Indonesia untuk tahun-tahun berikutnya, agar pemerintah memiliki referensi untuk terus mengupayakan peningkatan produktivitas jagung di Indonesia agar tetap stabil guna memenuhi kebutuhan masyarakat Indonesia serta meminimalisir import jagung. Penelitian ini menggunakan data produktivitas jagung di Indonesia tahun 2005-2015 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik Indonesia. Algoritma prediksi yang digunakan ialah Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Algoritma ini mampu memprediksi data dengan baik, terutama data yang berkelanjutan dalam jangka waktu tertentu. Untuk mempermudah analisis data, penulis menggunakan aplikasi Matlab 2011b. Pada penelitian ini akan dilakukan proses pelatihan dan pengujian menggunakan 5 model arsitektur jaringan, yaitu 5-25-1, 5-43-1, 5-76-1, 5-78-1 dan 7-128-1. Dari ke 5 model arsitektur ini yang terbaik adalah 5-25-1 dengan persentase akurasi 88% dan nilai MSE sebesar 0,00992433.

Kata Kunci: Prediksi, Produktivitas, Jagung, JST, Backpropagation

1. PENDAHULUAN

Jagung merupakan pangan pokok di Indonesia setelah beras/padi. Jagung adalah komoditas palawija utama di Indonesia ditinjau dari aspek pengusahaan dan penggunaan hasilnya, yaitu sebagai bahan baku pangan dan pakan. Selain itu, jagung juga merupakan sumber bahan baku bagi sektor industri termasuk industri pangan [1]. Potensi yang dimiliki jagung tidak hanya digunakan sebagai alternatif bahan pangan pokok saja, namun juga sebagai sumber bahan baku pembuatan bioenergi yang terbarukan. Kebutuhan akan jagung terus meningkat seiring dengan meningkatnya permintaan bahan baku pakan. Komposisi untuk bahan baku pakan ternak unggas membutuhkan jumlah jagung sekitar 50% dari total bahan yang diperlukan [2].

Di Indonesia sendiri produksi jagung di setiap provinsi tidaklah stabil, kadang mengalami kenaikan dan terkadang juga mengalami penurunan. Namun secara umum pada menjelang tahun 2013 hingga tahun 2015 produksi jagung di Indonesia mengalami peningkatan walaupun ada beberapa provinsi yang mengalami penurunan [3]. Karena pentingnya tanaman jagung bagi masyarakat Indonesia, maka perlu dilakukan sebuah prediksi untuk mengetahui seberapa besar perkembangan tingkat produktivitas jagung dimasa yang akan datang, sebagai referensi bagi pemerintah maupun petani jagung untuk memaksimalkan pengelolaan tanaman jagung sebagai langkah antisipasi penurunan produksi jagung. Prediksi produktivitas jagung berarti memperkirakan tingkat produktivitas di masa mendatang berdasarkan data-data pada tahun-tahun sebelumnya yang dianalisa menggunakan keilmuan maupun teknik statistik [4], [5]. Pada penelitian ini metode yang digunakan untuk melakukan prediksi jagung adalah Algoritma Backpropagation. Backpropagation merupakan salah satu metode jaringan saraf tiruan yang menggunakan pelatihan multiplayer yang bekerja secara sistematis berdasarkan ilmu matematis yang sangat kuat serta obyektif melalui model-model arsitektur jaringan yang dikembangkan sehingga diharapkan mampu melakukan prediksi produktivitas jagung dengan baik [6]–[11]. Backpropagation menggunakan banyak lapisan untuk melakukan perubahan bobot-bobot, dalam hal ini terkait dengan data-data times series produktivitas

jagung di Indonesia yang akan diprediksi [12]–[15]. Diharapkan dengan adanya penggunaan metode ini maka akan didapatkan hasil prediksi produktivitas jagung untuk tahun yang akan datang, sehingga nantinya dapat dijadikan sebagai tolak ukur bagi pemerintah dalam menentukan kebijakan serta petani dalam mengelola tanaman jagung. Hal itu dikarenakan algoritma backpropagation sering digunakan para pakar dan para peneliti untuk melakukan prediksi data, termasuk penulis sendiri yang menggunakan algoritma ini untuk memprediksi produktivitas jagung di Indonesia [16]–[18].

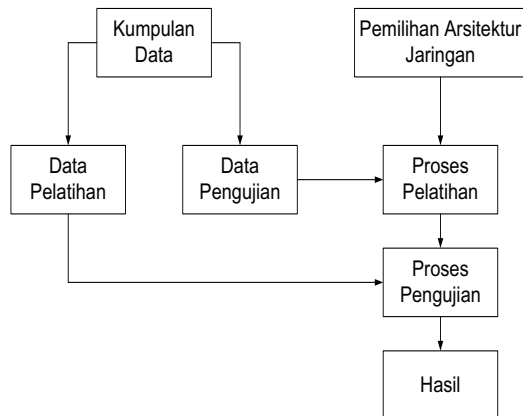
Telah dilakukan penelitian-penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan Jagung antara lain, penelitian untuk memprediksi harga komoditi jagung menggunakan K-NN dan Particle Swarm Optimization. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma K-NN berbasis Particle Swarm Optimization lebih baik dibandingkan K-NN standar dengan nilai RMSE 0,06 dan tingkat akurasi 98,7%. Penelitian ini menerangkan bahwa semakin meningkatnya volume impor jagung cukup beralasan mengingat harga jagung impor relative rendah dibandingkan harga jagung di pasar domestik, disertai terjaminnya kualitas produk, di sisi lain pertumbuhan produksi jagung Indonesia masih agak lamban akibat masih rendahnya tingkat produktivitas dan areal pertanaman sehingga menyebabkan terjadinya ketidakseimbangan antara produksi dan permintaan dalam negeri [19]. Selanjutnya dilakukan penelitian untuk Peramalan Jumlah Produksi tanaman Jagung di Kabupaten Grobogan dengan Model Arima Box-Jenkins menggunakan Program R. Penelitian ini menghasilkan peramalan produksi jagung yang fluktuatif dari 2016 hingga 2017. Prediksi mengalami kenaikan dan mencapai titik yang maksimal di *subround* I tahun 2016 dan mengalami penurunan sehingga mencapai titik yang minimum di *subround* III tahun 2016. Sedangkan pada tahun 2017 mengalami tren yang sama yaitu tren naik pada *subround* I dan turun di *subround* III [20].

2. METODE PENELITIAN

Metode Penelitian yang digunakan adalah Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation. Metode ini mampu melakukan prediksi berdasarkan data yang telah lampau (*times series*).

2.1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang dapat dilihat pada gambar 1 berikut :



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Berdasarkan gambar 1 dapat dijelaskan bahwa pertama sekali yang dilakukan ialah pemilihan atau pengumpulan dataset. Kumpulan data yang digunakan adalah dataset Produksi jagung Indonesia. Selanjutnya pada kumpulan data ini akan dilakukan tahapan preprocessing dan melakukan pembagian data menjadi beberapa bagian yaitu data yang digunakan untuk pelatihan (*training*) dan data yang digunakan untuk pengujian (*testing*). Langkah yang dilakukan berikutnya adalah penentuan model arsitektur jaringan agar nantinya data dapat dilakukan proses pelatihan dan proses pengujian, setelah semua selesai dilakukan akan diperoleh hasil berdasarkan model arsitektur yang digunakan. Selanjutnya dari beberapa arsitektur yang digunakan dipilihlah yang terbaik.

2.2 Sumber Data

Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset Produktivitas Jagung di Indonesia berdasarkan Provinsi tahun 2005-2015 (Tabel 1), hal ini dikarenakan data produksi jagung yang tersedia di website Badan Pusat Statistik Indonesia hanya sampai tahun 2015 saja [21].

Tabel 1. Data produktivitas jagung Indonesia
[Sumber : Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia]

Provinsi	Produktivitas Jagung (Kuintal/Hektar)				
	2005	2006	...	2014	2015
Aceh	31.99	32.73	...	42.72	42.76
Sumut	33.65	34.08	...	57.82	62.33
Sumbang	39.52	47.04	...	65.02	68.61
Riau	22.04	22.35	...	23.76	24.85

Provinsi	Produktivitas Jagung (Kuintal/Hektar)				
	2005	2006	...	2014	2015
Jambi	33.44	33.91	...	54.95	60.94
Sumsel	28.11	29.32	...	60.11	62.40
Bengkulu	26.28	26.00	...	46.51	52.07
Lampung	34.96	35.59	...	50.74	51.20
Kep. Babel	29.23	29.86	...	33.69	36.80
Kep. Riau	20.14	20.53	...	23.36	23.30
Jakarta	18.11	18.33	...	0.00	0.00
Jabar	50.01	49.51	...	73.24	75.69
Jateng	36.75	37.27	...	56.71	59.18
Yogyakarta	34.24	31.82	...	46.15	45.67
Jatim	36.47	36.49	...	47.72	50.52
Banten	28.82	29.94	...	33.36	33.74
Bali	26.58	27.76	...	24.34	26.46
NTB	24.49	25.60	...	62.09	67.08
NTT	23.06	23.10	...	25.18	25.08
Kalbar	33.77	35.74	...	36.79	32.57
Kalteng	16.59	28.68	...	31.37	32.66
Kalsel	30.83	34.20	...	56.56	58.61
Kaltim	23.68	23.81	...	26.34	36.32
Kalut	0.00	0.00	...	21.26	21.77
Sulut	27.26	29.53	...	38.31	37.15
Sulteng	25.26	25.96	...	40.87	40.34
Sulsel	34.18	33.73	...	51.46	51.79
Sulteng	22.39	22.40	...	25.23	28.46
Gorontalo	37.13	37.91	...	48.37	49.83
Sulbar	33.15	34.82	...	45.46	48.58
Maluku	23.42	23.04	...	27.85	42.78
Malut	16.28	16.47	...	30.26	30.13
Papua Bar.	15.95	16.03	...	17.24	17.32
Papua	16.04	16.74	...	23.67	24.36

2.3 Normalisasi Data

Berdasarkan dataset tabel 1, dataset akan dibagi menjadi 2 bagian. Data tahun 2005-2009 dengan target 2010 digunakan sebagai data pelatihan, sedangkan data tahun 2010-2014 dengan target 2015 digunakan sebagai data pengujian. Sebelum data diproses, data akan dinormalisasi terlebih dahulu dengan menggunakan fungsi Sigmoid (tidak pernah mencapai 0 maupun 1), maka transformasi data dilakukan pada interval yang lebih kecil yaitu (0.1;0.9), ditunjukkan dengan persamaan (1) [22]–[29].

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

Keterangan :

- x' = Hasil data yang telah dinormalisasi
- x = Data yang akan dinormalisasi
- a = Data yang paling kecil dari dataset
- b = Data yang paling besar dari dataset

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Normalisasi

Tabel 2 berikut ini merupakan normalisasi data pelatihan yang digunakan, tahun 2005 hingga 2009 dengan tahun 2010 sebagai target. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang sudah dijelaskan pada persamaan (1).

Tabel 2. Normalisasi data pelatihan

Provinsi	Produktivitas Jagung (Kuintal/Hektar)			
	2005	...	2009	Target
Aceh	0.52597	...	0.52597	0.60692
Sumut	0.54807	...	0.72690	0.76751
Sumbar	0.62623	...	0.86045	0.88881
Riau	0.39348	...	0.40080	0.40892
Jambi	0.54527	...	0.60266	0.59361
Sumsel	0.47430	...	0.57550	0.59601
Bengkulu	0.44993	...	0.54288	0.58242
Lampung	0.56551	...	0.73356	0.73276
Kep. Babel	0.48921	...	0.50786	0.51198
Kep. Riau	0.36818	...	0.38229	0.38189
Jakarta	0.34115	...	0.36631	0.37523
Jabar	0.76591	...	0.86711	0.90000
Jateng	0.58935	...	0.71531	0.74461
Yogyakarta	0.55593	...	0.66245	0.62996
Jatim	0.58562	...	0.64154	0.69148
Banten	0.48375	...	0.52810	0.53728
Bali	0.45393	...	0.48336	0.43089
NTB	0.42610	...	0.60439	0.63835
NTT	0.40706	...	0.43955	0.45579
Kalbar	0.54967	...	0.63782	0.59774
Kalteng	0.32091	...	0.47989	0.48322
Kalsel	0.51052	...	0.75992	0.78655
Kaltim	0.41531	...	0.42423	0.44035
Kalut	0.10000	...	0.10000	0.10000
Sulut	0.46298	...	0.57523	0.58722
Sulteng	0.43635	...	0.57297	0.60559
Sulsel	0.55513	...	0.72024	0.68948
Sulteng	0.39814	...	0.45060	0.43662
Gorontalo	0.59441	...	0.70719	0.72876
Sulbar	0.54141	...	0.76405	0.68056
Maluku	0.41185	...	0.41292	0.42317
Malut	0.31678	...	0.32104	0.35300
Papua Bar	0.31238	...	0.31864	0.32130
Papua	0.31358	...	0.32850	0.33316

Pada Tabel 3 dapat dilihat normalisasi data pengujian yang dipakai, yakni tahun 2010 sampai tahun 2014 dengan target tahun 2015. Data ini diambil berdasarkan pada tabel 1. Data ini juga dinormalisasi menggunakan fungsi sigmoid seperti yang sudah dijelaskan pada persamaan (1).

Tabel 3. Normalisasi data pengujian

Provinsi	Produktivitas Jagung (Kuintal/Hektar)			
	2010	...	2014	Target
Aceh	0.50238	...	0.55153	0.55195
Sumut	0.62985	...	0.71112	0.75879
Sumbar	0.72613	...	0.78722	0.82517
Riau	0.34521	...	0.35113	0.36265
Jambi	0.49181	...	0.68079	0.74410
Sumsel	0.49371	...	0.73533	0.75953
Bengkulu	0.48293	...	0.59158	0.65035
Lampung	0.60226	...	0.63629	0.64115
Kep. Babel	0.42702	...	0.45608	0.48895
Kep. Riau	0.32375	...	0.34690	0.34627
Jakarta	0.31847	...	0.10000	0.10000
Jabar	0.73501	...	0.87410	0.90000
Jateng	0.61167	...	0.69939	0.72550
Yogyakarta	0.52066	...	0.58778	0.58271
Jatim	0.56949	...	0.60437	0.63397
Banten	0.44710	...	0.45260	0.45661
Bali	0.36265	...	0.35726	0.37967
NTB	0.52732	...	0.75626	0.80900
NTT	0.38242	...	0.36614	0.36508
Kalbar	0.49509	...	0.48885	0.44425
Kalteng	0.40419	...	0.43156	0.44520
Kalsel	0.64496	...	0.69781	0.71947
Kaltim	0.37015	...	0.37840	0.48388
Kalut	0.10000	...	0.32471	0.33010
Sulut	0.48674	...	0.50491	0.49265
Sulteng	0.50132	...	0.53197	0.52637
Sulsel	0.56791	...	0.64390	0.64739
Sulteng	0.36720	...	0.36667	0.40081
Gorontalo	0.59909	...	0.61124	0.62667
Sulbar	0.56083	...	0.58049	0.61346
Maluku	0.35652	...	0.39436	0.55216
Malut	0.30082	...	0.41983	0.41846
Papua Bar	0.27566	...	0.28222	0.28306
Papua	0.28507	...	0.35018	0.35747

3.2 Parameter dengan Matlab

Pada penelitian ini, parameter kode yang digunakan dianalisis menggunakan aplikasi Matlab 2011b antara lain:

```
>> net = newff (minmax(P), [ Hidden,Target],
{'transig','logsig'}, 'traingd');
//Membentuk jaringan menggunakan fungsi tansig,
logsig dan fungsi traingd
>> net.LW{1,1};
// nilai bobot awal pada input layer dan hidden layer
>> net.b{1};
// nilai bias awal pada hidden layer
>> net.LW{2,1};
// nilai bobot awal pada hidden layer dan output layer
>> net.b{2};
// nilai bias kedua pada output layer
>> net.trainParam.epochs=10000;
```

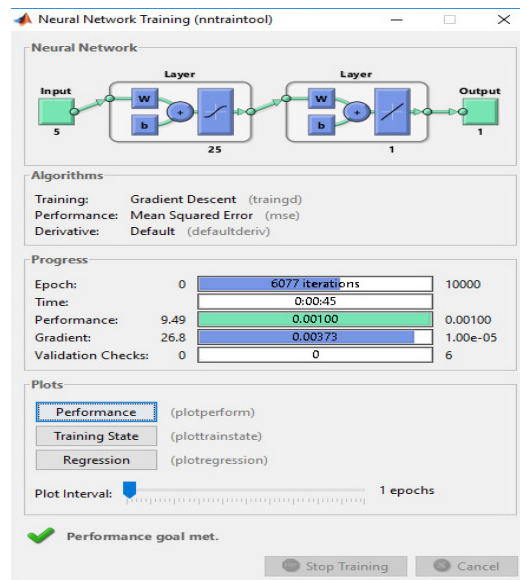
```

//Jumlah Epoch (perulangan) yang digunakan
>> net.trainParam.goal=0.001;
//Nilai goal yang digunakan
>> net.trainParam.Lr=0.01;
// laju pembelajaran yang digunakan
>> net.trainParam.show=1000;
// frekuensi perubahan MSE
>> net=train(net,P,T);
// menampilkan hasil dari data training dan data
testing yang telah di masukkan pada aplikasi matlab

```

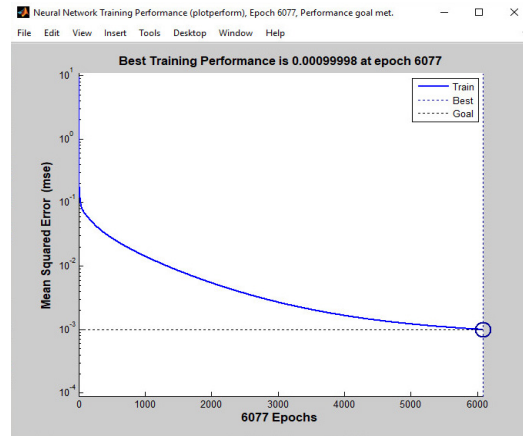
3.3 Hasil Pembahasan

Model arsitektur jaringan yang digunakan pada penelitian ini, yaitu: 5-25-1, 5-43-1, 5-76-1, 5-78-1, 5-128-1. Dari 5 model arsitektur, yang terbaik yakni 5-25-1 dengan tingkat akurasi 83% dengan epoch 6077 iterasi.



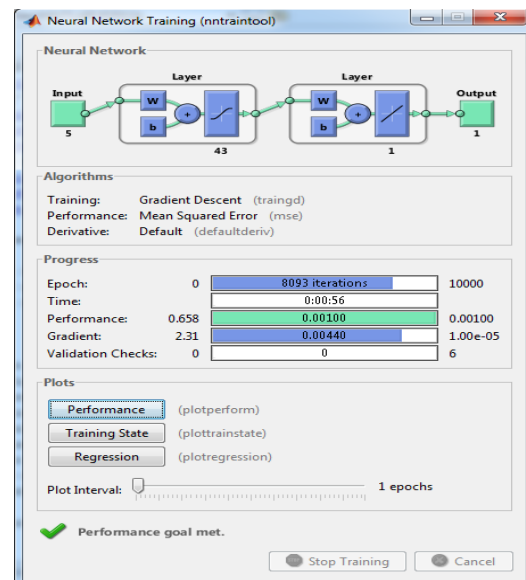
Gambar 2. Pelatihan dengan Model Arsitektur 5-25-1

Pada gambar 2 dapat dijelaskan bahwa hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur terbaik 5-25-1 menghasilkan epoch sebesar 6077 selama 45 detik.



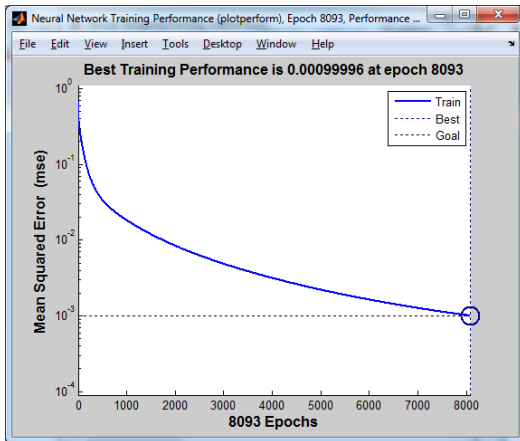
Gambar 3. Performance Training dengan Model Arsitektur 5-25-1

Pada gambar 3 dapat dijelaskan bahwa hasil Best Training Performance dengan model arsitektur 5-25-1 adalah sebesar 0.00099998 pada epoch 6077.



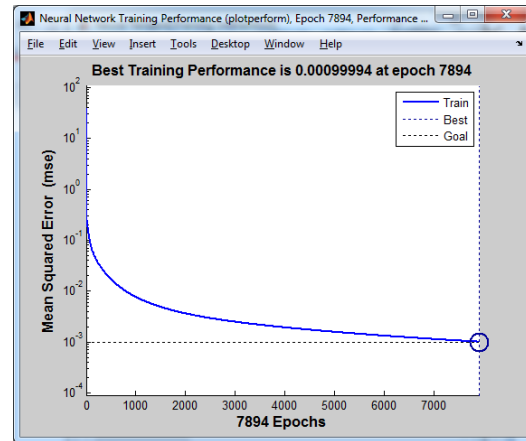
Gambar 4. Pelatihan dengan Model Arsitektur 5-43-1

Pada gambar 4 dapat dijelaskan bahwa hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-43-1 menghasilkan epoch sebesar 8093 selama 56 detik



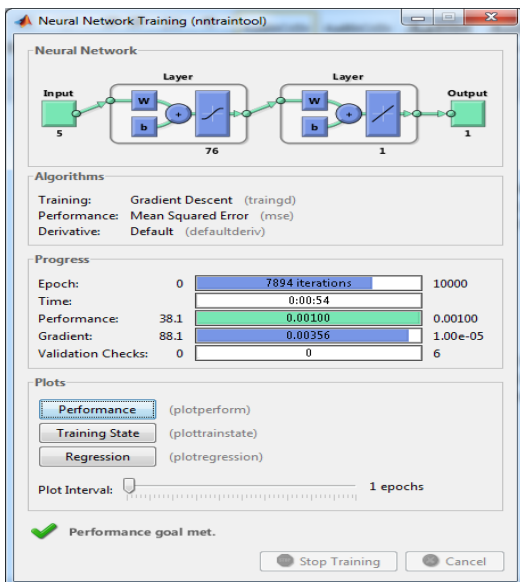
Gambar 5. Performance Training dengan Model Arsitektur 5-43-1

Pada gambar 5 dapat dijelaskan bahwa hasil Best Training Performance dengan model arsitektur 5-43-1 adalah sebesar 0.00099996 pada epoch 8093.



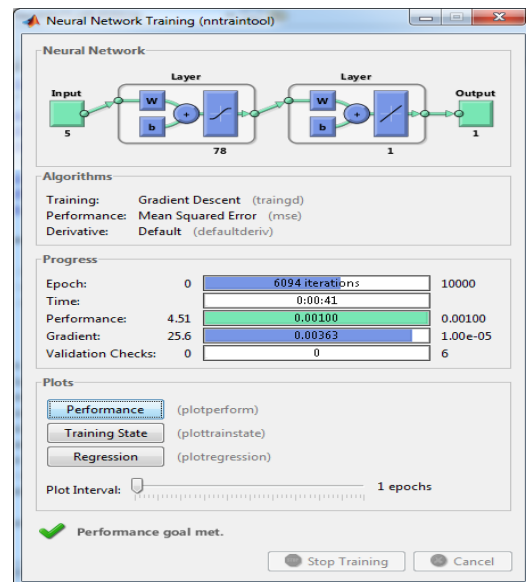
Gambar 7. Performance Training dengan Model Arsitektur 5-76-1

Pada gambar 7 dapat dijelaskan bahwa hasil Best Training Performance dengan model arsitektur 5-76-1 adalah sebesar 0.00099994 pada epoch 7894.



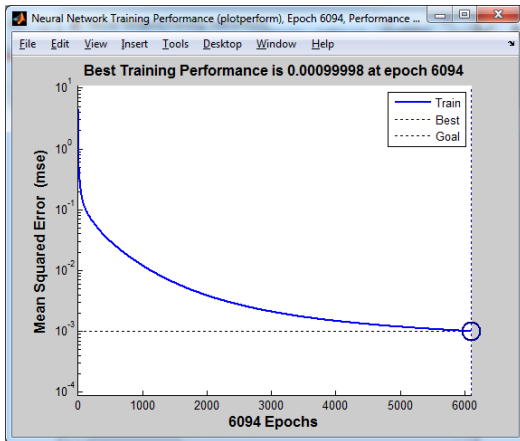
Gambar 6. Pelatihan dengan Model Arsitektur 5-76-1

Pada gambar 6 dapat dijelaskan bahwa hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-76-1 menghasilkan epoch sebesar 7894 selama 54 detik.

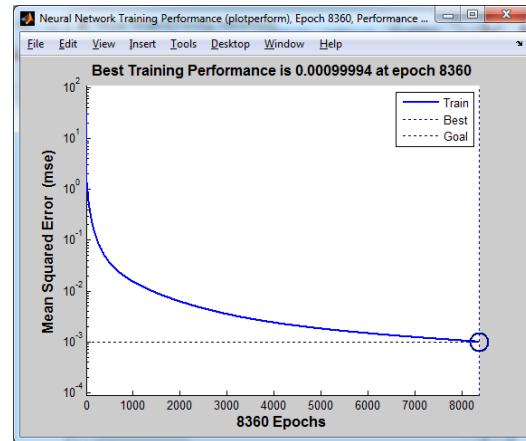


Gambar 8. Pelatihan dengan Model Arsitektur 5-78-1

Pada gambar 8 dapat dijelaskan bahwa hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-78-1 menghasilkan epoch sebesar 6094 selama 41 detik.



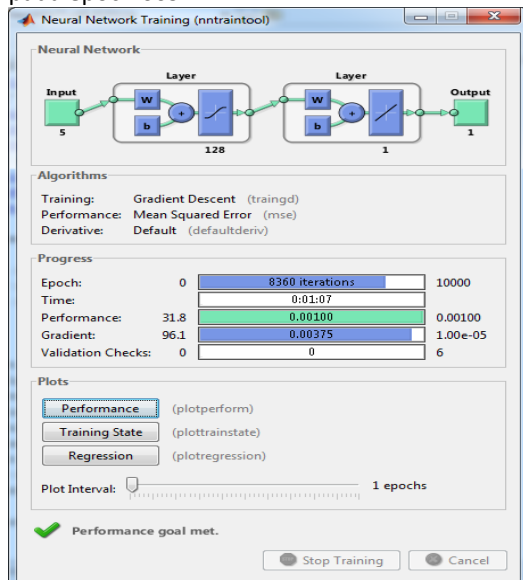
Gambar 9. Performance Training dengan Model Arsitektur 5-78-1



Gambar 11. Performance Training dengan Model Arsitektur 5-128-1

Pada gambar 9 dapat dijelaskan bahwa hasil Best Training Performance dengan model arsitektur 5-25-1 adalah sebesar 0.00099998 pada epoch 6094.

Pada gambar 11 dapat dijelaskan bahwa hasil Best Training Performance dengan model arsitektur 5-128-1 adalah sebesar 0.00099994 pada epoch 8360.



Gambar 10. Pelatihan dengan Model Arsitektur 5-128-1

Pada gambar 10 dapat dijelaskan bahwa hasil pelatihan dengan menggunakan model arsitektur 5-128-1 menghasilkan epoch sebesar 8360 selama 1 menit 7 detik

Hasil akurasi dari model arsitektur arsitektur terbaik dengan algoritma backpropagation dapat dilihat pada Tabel 4 dan Tabel 5, yakni 5-25-1. Perhitungan dengan menggunakan aplikasi Matlab dan Microsoft Excel. Akurasi yang diperoleh sebesar 88%.

Tabel 4. Data Latih Model arsitektur terbaik (5-25-1)

No	Data Latih			
	Target	Output	Error	SSE
1	0.60692	0,58200	0,02492	0,00062121
2	0.76751	0,72280	0,04471	0,00199898
3	0.88881	0,93540	-0,04659	0,00217017
4	0.40892	0,40700	0,00192	0,00000369
5	0.59361	0,62690	-0,03329	0,00110832
6	0.59601	0,59220	0,00381	0,00001448
7	0.58242	0,55990	0,02252	0,00050731
8	0.73276	0,76420	-0,03144	0,00098870
9	0.51198	0,53680	-0,02482	0,00061583
10	0.38189	0,38220	-0,00031	0,00000010
11	0.37523	0,35890	0,01633	0,00026677
12	0.90000	0,86820	0,03180	0,00101124
13	0.74461	0,69120	0,05341	0,00285233
14	0.62996	0,64140	-0,01144	0,00013087
15	0.69148	0,68590	0,00558	0,00003111
16	0.53728	0,55120	-0,01392	0,00019367
17	0.43089	0,49330	-0,06241	0,00389474
18	0.63835	0,58820	0,05015	0,00251491
19	0.45579	0,45140	0,00439	0,00001929
20	0.59774	0,64250	-0,04476	0,00200378
21	0.48322	0,45710	0,02612	0,00068238
22	0.78655	0,78510	0,00145	0,00000211
23	0.44035	0,43790	0,00245	0,00000598
24	0.10000	0,09760	0,00240	0,00000576
25	0.58722	0,58360	0,00362	0,00001308

No	Data Latih			
	Target	Output	Error	SSE
26	0.60559	0,55130	0,05429	0,00294768
27	0.68948	0,69720	-0,00772	0,00005959
28	0.43662	0,45670	-0,02008	0,00040329
29	0.72876	0,67890	0,04986	0,00248618
30	0.68056	0,75580	-0,07524	0,00566117
31	0.42317	0,43510	-0,01193	0,00014235
32	0.35300	0,34160	0,01140	0,00012987
33	0.32130	0,34370	-0,02240	0,00050154
34	0.33316	0,33340	-0,00024	0,00000006
Total SSE				0,03398855
MSE				0,00106214

Tabel 5. Data Uji Model arsitektur terbaik (5-25-1)

No	Data Uji				Hasil
	Target	Output	Error	SSE	
1	0,55195	0,55380	-0,00185	0,00000343	1
2	0,75879	0,69430	0,06449	0,00415928	1
3	0,82517	0,80120	0,02397	0,00057449	1
4	0,36265	0,35250	0,01015	0,00010303	1
5	0,74410	0,62700	0,11710	0,01371263	0
6	0,75953	0,64090	0,11863	0,01407362	0
7	0,65035	0,59230	0,05805	0,00336982	1
8	0,64115	0,67290	-0,03175	0,00100776	1
9	0,48895	0,46260	0,02635	0,00069458	1
10	0,34627	0,35480	-0,00853	0,00007280	1
11	0,10000	0,29200	-0,19200	0,03686400	1
12	0,90000	0,95400	-0,05400	0,00291600	1
13	0,72550	0,66290	0,06260	0,00391860	1
14	0,58271	0,58600	-0,00329	0,00001085	1
15	0,63397	0,61890	0,01507	0,00022703	1
16	0,45661	0,50520	-0,04859	0,00236075	1
17	0,37967	0,32460	0,05507	0,00303238	1
18	0,80900	0,76170	0,04730	0,00223703	1
19	0,36508	0,42020	-0,05512	0,00303808	1
20	0,44425	0,54830	-0,10405	0,01082718	1
21	0,44520	0,44210	0,00310	0,00000959	1
22	0,71947	0,63140	0,08807	0,00775706	1
23	0,48388	0,39910	0,08478	0,00718792	1
24	0,33010	-0,02950	0,35960	0,12930960	0
25	0,49265	0,53470	-0,04205	0,00176785	1
26	0,52637	0,56640	-0,04003	0,00160234	1
27	0,64739	0,58100	0,06639	0,00440772	1
28	0,40081	0,38380	0,01701	0,00028920	1
29	0,62667	0,65240	-0,02573	0,00066180	1
30	0,61346	0,60230	0,01116	0,00012461	1
31	0,55216	0,31510	0,23706	0,05619750	0
32	0,41846	0,38210	0,03636	0,00132182	1
33	0,28306	0,34410	-0,06104	0,00372558	1
34	0,35747	0,35390	0,00357	0,00001275	1
Total SSE				0,31757868	88
MSE				0,00992433	

Pada tabel 4 dan tabel 5 terdapat data 1 s/d 34, ini merupakan data provinsi. Nilai Target diperoleh dari tabel data latih dan data uji yang

sudah dinormalisasi. Nilai *Output* diperoleh dari rumus $[a, Pf, Af, e, Perf] = sim(net, P, [], [], T)$ yang dimasukkan pada aplikasi Matlab dari input dan data target data latih serta data uji. Nilai *Error* diperoleh dari : $Target - Output$. SSE diperoleh dari : $Error^2$ (^: Pangkat). Total SSE adalah jumlah dari keseluruhan SSE. MSE diperoleh dari : jumlah SSE / 34 (jumlah data). Hasil bernilai Benar (1) apabila nilai error $\leq 0,09$, sedangkan Salah (0) apabila sebaliknya. Sedangkan akurasi sebesar 88% diperoleh dari Hasil yang benar dibagi 34 (jumlah data provinsi) dikalikan 100.

Pada Tabel 6 dapat dilihat perbandingan dari 5 model arsitektur yang digunakan. Model terbaik adalah 5-25-1 yang menghasilkan akurasi sebesar 88%.

Tabel 5. Perbandingan hasil akurasi

Arsitektur	Data Latih			Data Uji	
	Epoch	Waktu	MSE	MSE	Akurasi
5-25-1	3216	00:42	0,00106214	0,00992433	88%
5-43-1	8093	00:56	0,00106270	0,07048895	82%
5-76-1	7894	00:54	0,00106244	0,04562793	68%
5-78-1	6094	00:41	0,00106296	0,03417675	79%
5-128-1	8360	01:07	0,00106302	0,10996633	74%

Pada tabel 6 dapat dilihat hasil prediksi Produksi jagung di Indonesia untuk 5 tahun selanjutnya, yakni tahun 2016-2020. Adapun hasil ini diperoleh dari perhitungan dengan menggunakan model arsitektur terbaik (5-25-1) menggunakan aplikasi Matlab dan Microsoft Excel.

Tabel 6. Hasil prediksi produktivitas jagung 5 tahun kedepan (tahun 2016 - 2020)

Provinsi	Produktivitas Jagung (Hasil Prediksi)				
	2016	2017	2018	2019	2020
Aceh	44,18	43,16	44,90	45,51	45,01
Sumut	62,39	65,64	64,27	56,73	68,62
Sumbar	64,71	54,05	58,39	59,28	54,41
Riau	23,49	26,23	30,29	25,66	25,80
Jambi	54,98	51,57	42,58	47,36	54,94
Sumsel	61,38	56,98	61,82	64,59	60,19
Bengkulu	46,51	48,72	49,08	45,42	50,51
Lampung	53,07	51,21	50,59	52,32	50,32
Kep. Babel	36,62	33,53	40,34	39,78	36,70
Kep. Riau	23,71	25,23	26,79	25,33	26,79
Jakarta	0,35	0,21	0,00	2,69	3,26
Jabar	78,55	85,43	80,53	77,98	75,21
Jateng	62,22	61,87	57,65	57,77	58,68
Yogyakarta	46,34	47,71	48,15	44,21	46,42
Jatim	47,41	46,52	46,33	50,29	51,88

Provinsi	Produktivitas Jagung (Hasil Prediksi)				
	2016	2017	2018	2019	2020
Banten	36,31	35,59	36,58	37,17	37,34
Bali	29,69	29,15	26,66	27,39	25,34
NTB	75,06	79,54	86,82	94,00	97,35
NTT	28,38	26,41	28,16	29,24	27,49
Kalbar	40,15	41,96	38,44	37,84	37,29
Kalteng	32,48	33,68	35,44	32,41	36,17
Kalsel	56,33	60,92	59,46	56,46	59,36
Kaltim	26,68	30,82	29,05	29,96	36,53
Kalut	21,49	22,12	22,74	25,72	27,79
Sulut	40,18	42,78	42,55	36,74	39,11
Sulteng	43,68	43,41	41,84	44,02	45,26
Sulsel	50,18	51,09	53,47	51,20	49,20
Sulteng	26,06	27,20	30,79	27,36	29,81
Gorontalo	47,60	48,45	51,31	49,46	47,83
Sulbar	46,77	44,66	44,86	50,62	49,99
Maluku	36,61	35,57	33,34	31,93	33,68
Malut	33,70	31,28	27,32	31,97	38,54
Papua Bar	18,90	17,97	17,33	21,44	25,67
Papua	24,99	25,51	21,52	25,03	32,48

4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang bisa diambil dari penelitian ini antara lain: bahwa dengan engan arsitektur 5-25-1 dapat melakukan prediksi dengan akurasi 88%. Sedangkan berdasarkan tabel hasil prediksi, dapat dilihat bahwa produktivitas jagung di Indonesia secara umum mengalami peningkatan pada tahun 2016 hingga 2020, akan tetapi data prediksi yang diambil adalah data tahun 2019 dan 2020 karena data ini adalah data terjadi tahun sekarang dan yang akan datang. Apabila hal ini mampu diaktualisasikan oleh pemerintah, bukan hal yang mustahil Indonesia tidak akan melakukan impor jagung kembali. Sebagai saran untuk penelitian selanjutnya hendaknya tidak hanya menggunakan algoritma backpropagation saja, tetapi juga menggunakan metode optimasi seperti Conjugate Gradient maupun Quasi-Newton.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. D. Listyaningsih, H. P. Astuti, and I. B. Wijayanti, "Pengaruh Konsumsi Susu Jagung dan Senam Lansia Terhadap Tekanan Darah dan Kadar Kolesterol pada Lansia," *Jurnal KesMaDaSka*, vol. 9, no. 1, pp. 115–119, 2018.
- [2] D. M. Rahmah, F. Rizal, and A. Bunyamin, "Model Dinamis Produksi Jagung Di Indonesia," *Jurnal Teknotan*, vol. 11, no. 1, pp. 30–40, 2017.
- [3] I. P. Sarasutha, "Kinerja Usaha Tani Dan Pemasaran Jagung Di Sentra Produksi," *Jurnal Litbang Pertanian*, vol. 21, no. 2, pp. 39–47, 2002.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] M. Fauzan *et al.*, "Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm Using Consumer Price Index Data in Indonesia," 2018, pp. 1–7.
- [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] A. Wanto *et al.*, “Analysis of Standard Gradient Descent with GD Momentum And Adaptive LR for SPR Prediction,” 2018, pp. 1–9.
- [14] 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.
- [15] 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. 37–43, Oct. 2017.
- [16] J. Wahyuni, Y. W. Paranthi, and A. Wanto, “Analisis Jaringan Saraf Dalam Estimasi Tingkat Pengangguran Terbuka Penduduk Sumatera Utara,” *Jurnal Infomedia*, vol. 3, no. 1, pp. 18–24, 2018.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] M. E. Lasulika, “Prediksi Harga Komoditi Jagung Menggunakan K-NN dan Particle Swarm Optimization,” *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 9, no. 3, pp. 233–238, 2017.
- [20] W. P. Nurmawati and R. Subekti, “Peramalan Jumlah Produksi Tanaman Jagung di Kabupaten Grobogan dengan Model Arima Box-Jenkins Menggunakan Program R,” in *Prosiding Konferensi Nasional Penelitian Matematika dan Pembelajarannya (KNPMP)*, 2018, no. III, pp. 685–693.
- [21] BPS, “Produktivitas Jagung Menurut Provinsi (kuintal/ha),” *Badan Pusat Statistik (BPS) Indonesia*, 2018. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/dynamictable/2015/09/09/869/produktivitas-jagung-menurut-provinsi-kuintal-ha-1993-2015.html>.
- [22] 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.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] A. Wanto *et al.*, “Levenberg-Marquardt Algorithm Combined with Bipolar Sigmoid Function to Measure Open Unemployment Rate in Indonesia,” 2018, pp. 1–7.
- [28] 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.
- [29] 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.