

Prediksi Harga Sembako di DKI Jakarta Menggunakan Artificial Neural Network

KHOLIDAH SYADIAH¹, YULISON HERRY CHRISNANTO², GUNAWAN ABDILLAH NAMA³

^{1,2,3} Jurusan Teknik Informatika, Fakultas SI

Universitas Jenderal Achmad Yani

Jl. Terusan Sudirman, Cimahi

Email : kholidahsyadiahif@gmail.com¹, y.chrisnanto@gmail.com², abi_zakiyy@gmail.com³

ABSTRAK

Indonesia merupakan salah satu negara berkembang yang pertumbuhannya stabil. Hal ini dapat dilihat dari data statistik yang dikeluarkan oleh Badan Pusat statistik nasional. Pertumbuhan ekonomi yang stabil tidak diimbangi dengan stabilnya harga komoditas sembako di Indonesia khususnya di provinsi DKI Jakarta. Kondisi tersebut terlihat dari harga komoditas sembako (Sembilan Bahan Pokok) yang bergerak fluktuatif. Kenaikan harga BBM, cuaca serta adanya hari-hari besar menjadi faktor umum yang mempengaruhi harga komoditas sembako. Akibatnya harga komoditas sembako tidak dapat ditentukan karena kondisi-kondisi yang mempengaruhinya. Oleh karena itu, diperlukan model komputasi yang dapat memprediksi harga komoditas sembako di DKI Jakarta menggunakan metode yang memiliki akurasi yang baik. Pada penelitian sebelumnya pernah dilakukan penelitian prediksi harga dengan komoditas yang berbeda menggunakan metode Artificial Neural Network dengan akurasi 78% hingga 86%. Penelitian ini menghasilkan Sistem Prediksi Harga Sembako di DKI Jakarta menggunakan metode Artificial Neural Network. Dengan hasil terbaik didapatkan dengan parameter learning rate 0.01 dan toleransi error 0.01 dengan maksimum iterasi 500 yaitu akurasi sebesar 82% komoditas beras, 80% untuk komoditas Cabe dan 78% untuk komoditas bawang merah yang dihasilkan dari pengujian terhadap data uji.

Kata kunci: komoditas sembako; artificial neural network (ann); backpropagation.

I. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara berkembang yang pertumbuhannya stabil. Hal ini dapat dilihat dari data statistik yang dikeluarkan oleh Badan Pusat statistik nasional yang menunjukkan angka pertumbuhan ekonomi Indonesia yang berada pada kisaran angka 5 persen dalam kurun waktu 3 tahun terakhir yaitu tahun 2016 sebesar 4,88 persen, tahun 2017 sebesar 5,02 persen dan tahun 2018 sebesar 5,07 persen. Kondisi ini juga didukung dengan banyaknya provinsi di Indonesia yang pertumbuhannya stabil dan cenderung melampaui angka nasional salah satunya Provinsi DKI Jakarta. Pada tahun 2016 sebesar 5,88 persen, tahun 2017 sebesar 5,85 persen dan tahun 2018 sebesar 6,22 persen.

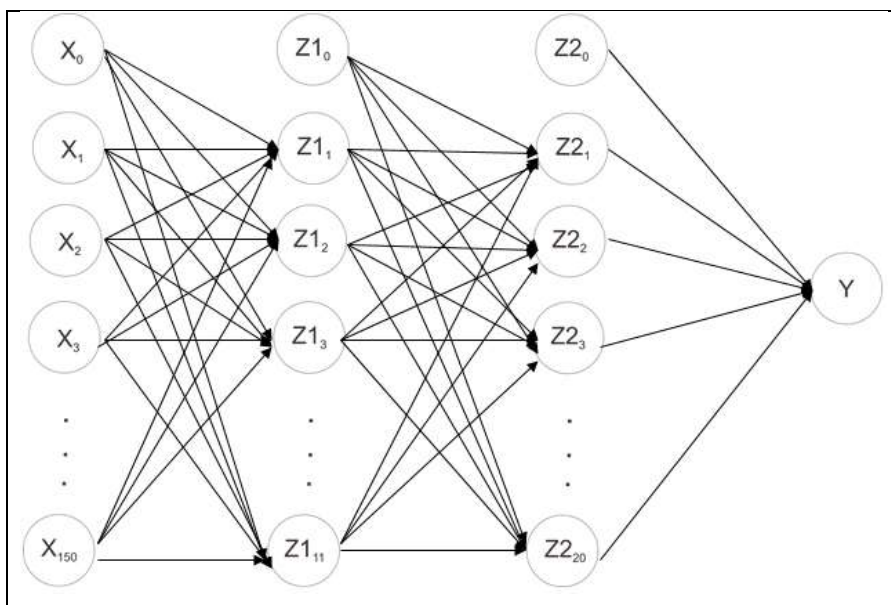
Pertumbuhan ekonomi yang stabil tidak diimbangi dengan stabilnya harga komoditas sembako di Indonesia termasuk di provinsi DKI Jakarta. Kondisi tersebut terlihat dari data komoditas pangan di bank data DKI Jakarta yang menunjukkan harga komoditas sembako (Sembilan Bahan Pokok) bergerak secara fluktuatif. Sembilan bahan pokok yaitu beras, telur ayam, daging ayam, daging sapi, bawang merah, cabai, minyak goreng, gula dan jagung. Diantara sembilan bahan pokok yang ada harga komoditas beras, cabai dan bawang merah memiliki harga yang paling fluktuatif. Untuk komoditas hasil pertanian, bahan bakar fosil juga mempengaruhi fluktuasi harga. Stok juga dapat mempengaruhi harga, stok yang rendah akan menyebabkan harga meningkat di pasar [1].

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan prediksi dengan subjek yang berbeda yaitu prediksi harga ayam dengan menggunakan metode Backpropagation [2]. Prediksi harga komoditas pertanian menggunakan hybrid algoritma jaringan syaraf tiruan arsitektur Elman dengan Algoritma Genetika menghasilkan prediksi harga dengan rata-rata MAPE training sebesar 25,786 dan rata-rata MAPE testing 44,6772 dengan parameter algoritma genetika probabilitas cross-over (P_c) 0,6 dan 0,8, probabilitas mutasi (P_m) 0.1, ukuran populasi 50, dan generasi maksimum 500 [3]. Prediksi harga konsumen berdasarkan kelompok kesehatan menggunakan algoritma backpropagation dengan hasil terbaik yang didapat yaitu sebesar 92% dengan 12 lapisan input, 70 lapisan tersembunyi dan 1 lapisan keluaran [4]. Pada penelitian ini akan dibangun sebuah model komputasi yang dapat memprediksi harga komoditas sembako di DKI Jakarta menggunakan metode Artificial Neural Network (ANN). Prediksi dilakukan dengan analisa data historis harian harga sembako dalam kurun waktu 3 tahun yaitu 2016-2018 serta faktor-faktor yang mempengaruhi harga komoditas sembako yang digunakan untuk data latih. Hasil keluaran dari penelitian ini berupa prediksi harga komoditas sembako.

II. METODE

Backpropagation merupakan algoritma pelatihan terbimbing yang mempunyai banyak lapisan. Pada bckpropagation terdapat tahapan perbaikan bobot yang dilakukan dengan mengkoreksi kesalahan setiap layer dengan cara mundur atau *backward*.

Pada penelitian ini dilakukan prediksi harga komoditas sembako pada hari ke 31 dengan menganalisa data historis harga sembako dan faktor yang mempengaruhi 30 hari sebelumnya. Sistem prediksi harga sembako ini menghasilkan satu nilai yang merupakan hasil analisis data 30 hari sebelumnya. Nilai keluaran yang dihasilkan didenormalisasi sehingga menghasilkan prediksi berupa harga komoditas sembako. Arsitektur Artificial Neural Network (ANN) yang digunakan terdiri dari 150 *neuron input layer*, 2 *hidden layer* dengan jumlah *neuron* masing-masing 11 *neuron* dan 20 *neuron*, dan 1 *output layer*. Arsitektur Artificial Neural Network (ANN) sistem prediksi harga sembako dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur Sistem Prediksi Harga Sembako

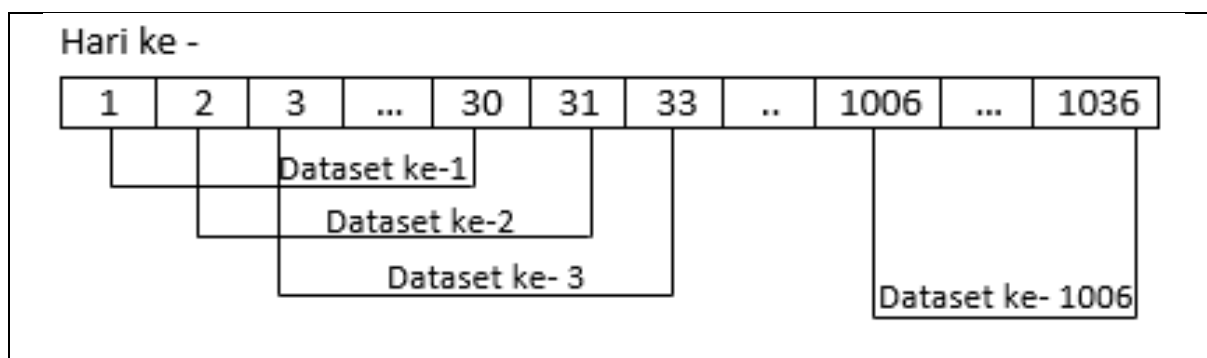
A. Perolahan Data

Pada penelitian sebelumnya telah dilakukan prediksi harga prediksi harga bahan pokok nasional jangka pendek menggunakan ARIMA dengan hasil rata-rata *error* sebesar 2.22%[5]. Pada penelitian ini dilakukan prediksi harga sembako menggunakan Artificial Neural Network (ANN) menggunakan data harga komoditas sembako dan faktor yang mempengaruhinya. Data yang

digunakan adalah data harga komoditas sembako yang diperoleh dari bank data DKI Jakarta[6], data cuaca diperoleh dari data Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG)[7]. Data cuaca yang diambil merupakan data cuaca dari daerah pemasok komoditas untuk DKI Jakarta. Data cuaca daerah yang diambil untuk masing-masing komoditas beras, cabai merah, dan bawang merah secara berurutan yaitu daerah Jember, Brebes, dan Banyuwangi. Data harga BBM dari data Badan Pelaksana Kegiatan Usaha Hulu Minyak dan Gas (BPMIGAS)[8] dan pasokan komoditas didapat dari data Kementerian Perdagangan[9]. Data yang digunakan yaitu data harian dari tahun 2016 – 2018 dimana data yang didapat dibagi menjadi data latih dan data uji. Sehingga data diperoleh sebanyak 1096×4 faktor yang mempengaruhi = 4.384 data. Data yang digunakan sebagai data uji adalah 1065 hari dan 31 hari terakhir sebagai data uji. Setelah itu dilakukan *cleaning* data terlebih dahulu untuk menghilangkan data yang tidak digunakan. Selanjutnya dilakukan segmentasi data latih sebanyak 1065 secara overlap dimana antar dataset memiliki selisih 1 hari misalkan dataset ke- 1 yaitu data hari ke 1 – 30, dataset ke- 2 yaitu data hari ke 2 – 31 dan seterusnya hingga dataset ke- 1035 yaitu data hari ke 1035 - 1065, sehingga terbentuk dataset hasil segmentasi sebanyak 1035. Pada satu set data terdiri dari 5 variabel, sehingga banyaknya masukkan pada ANN adalah 5 variabel \times 30 hari = 150 data masukkan. Kemudian data keluaran berupa harga komoditas sembako yang akan dikelaskan kedalam 3 kelas yaitu harga tinggi, harga stabil dan harga rendah. Kelas ini diambil berdasarkan nilai tengah dari harga tiap komoditas kenaikan dan turunya harga sebesar 10% dari nilai harga rata-rata tiap komoditas.

B. Pra proses

Pada pra proses terdapat 3 tahap yaitu *cleaning* data, segmentasi dan normalisasi. *Cleaning* data dilakukan untuk menghilangkan data yang tidak digunakan. Lalu masuk ketahap segmentasi dimana data diambil secara *overlap* dengan selisih antar data satu hari. Proses segmentasi diilustrasikan seperti pada Gambar 2. Setelah itu dilakukan normalisasi.



Gambar 2. Segmentasi Data Secara Overlap

Normalisasi adalah proses mengubah data yang memiliki nilai yang sangat besar atau sangat kecil dan memiliki satuan yang berbeda. Normalisasi dilakukan menggunakan persamaan 1.

$$Z = \frac{x - \min()}{\max() - \min()} \quad (1)$$

Keterangan:

Z : hasil normalisasi

x : nilai yang akan dinormalisasi

min = nilai minimum data dalam kolom

max = nilai maximum data dalam kolom.

C. Proses Prediksi Harga Sembako

Proses prediksi harga sembako dimulai dengan tahap pelatihan, dimana data yang telah tersegmentasi dan ternormalisasi masuk ke proses pelatihan menggunakan algoritma Backpropagation. Dalam algoritma backpropagation terdapat 3 tahapan yaitu feedforward untuk pelatihan data *input*, backpropagation untuk koreksi kesalahan disetiap *layer* dan terakhir perbaikan bobot. hasil pelatihan berupa bobot yang akan disimpan ke dalam *database*.

1) Tahapan Feedforward

Adapun tahapan feedforward yaitu:

a) *Tiap neuron masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke neuron-neuron dalam lapisan tersembunyi.*

b) *Hitung semua keluaran di neuron-neuron tersembunyi menggunakan persamaan 2.*

$$z_{netj} = v_{j0} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji} \quad (2)$$

Keterangan:

V_{j0} = Bias pada lapisan masukan

n = Jumlah neuron masukan

x_i = Data pada neuron ke-i

v_{ji} = Bobot dari neuron masukan ke-i menuju neuron tersembunyi ke-j

c) *Kemudian menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal hidden layer menggunakan persamaan 3.*

$$z_j = f(z_{netj}) \quad (3)$$

2) Tahapan Backward

a) *menghitung faktor δ (error) unit keluaran berdasarkan error disetiap unit keluaran y_k menggunakan persamaan 4.*

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{netk}) (t_k - y_k) (1 + y_{netk}) (1 - y_{netk}) \quad (4)$$

Keterangan:

t_k = Pola target ke-k

y_k = Neuron keluaran ke-k

$f'(y_{netk})$ = Turunan dari keluaran pada neuron keluaran ke-k

b) *Setelah itu, hitung delta bobot menggunakan persamaan 5.*

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad (5)$$

Keterangan:

α = Laju pembelajaran

δ_k = Error pada neuron keluaran ke-k

z_j = Keluaran yang telah diaktivasi pada lapisan tersembunyi ke-j.

3) Perbaikan Bobot

a) Lakukan perbaikan bobot dan bias menuju lapisan keluaran dengan menambahkan nilai bobot lama dengan delta bobotnya, dan nilai bias lama dan delta biasnya menggunakan persamaan 6 dan 7.

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj} \quad (6)$$

$$w_{0k}(\text{baru}) = w_{0k}(\text{lama}) + \Delta w_{0k} \quad (7)$$

Keterangan:

$w_{kj}(\text{baru})$ = Bobot baru hasil perbaikan bobot dari neuron hidden layer ke-j menuju neuron keluaran ke-k

$w_{kj}(\text{lama})$ = Bobot awal dari neuron hidden layer ke-j menuju neuron keluaran ke-k

Δw_{kj} = Koreksi bobot dari neuron hidden layer ke-j menuju neuron keluaran ke-k

$w_{0k}(\text{baru})$ = Bobot bias baru hasil perbaikan bobot dari neuron tersembunyi ke-j menuju neuron keluaran ke-k

$w_{0k}(\text{lama})$ = Bobot bias awal dari neuron hidden layer ke-j menuju neuron keluaran ke-k

Δw_{kj} = Koreksi bobot dari neuron hidden layer ke-j menuju neuron keluaran ke-k.

b) Lakukan juga perbaikan bobot dan bias menuju lapisan tersembunyi menggunakan persamaan 8 dan 9.

$$V_{ij}(\text{baru}) = V_{ij}(\text{lama}) + \Delta V_{ij} \quad (8)$$

$$V_{0j}(\text{baru}) = V_{0j}(\text{lama}) + \Delta V_{0j} \quad (9)$$

Keterangan:

$V_{ij}(\text{baru})$ = Bobot baru hasil perbaikan bobot dari neuron input ke-i menuju neuron hidden layer ke- j.

$V_{ij}(\text{lama})$ = Bobot awal dari neuron input i ke- i menuju neuron hidden layer ke- j.

ΔV_{ij} = Koreksi bobot dari neuron input ke- i menuju neuron hidden layer ke-k

$V_{0j}(\text{baru})$ = Bobot baru hasil perbaikan bobot dari neuron input ke-i menuju neuron hidden layer ke- j.

$V_{0j}(\text{lama})$ = Bobot awal dari neuron input ke- i menuju neuron hidden layer ke- j.

ΔV_{0j} = Koreksi bobot dari neuron masukkan ke- i menuju neuron tersembunyi ke-k.

Pada penelitian ini fungsi aktivasi yang digunakan dalam Artificial Neural Network yaitu *tangent hyperbolic* atau tanh seperti yang diperlihatkan pada persamaan 10.

$$f(c) = \tanh(c) = \frac{e^c - e^{-c}}{e^c + e^{-c}} \quad (10)$$

Keterangan:

e = bilangan eksponensial

c = bilangan konstanta/nilai masukan.

Bobot yang dihasilkan pada proses pelatihan digunakan untuk proses prediksi menggunakan feedforward pada arsitektur Multi Layer Perceptron (MLP). Hasil prediksi berupa nilai yang akan dinormalisasi menggunakan persamaan 11. Kemudian akan dikelaskan berdasarkan interval harga yaitu harga tinggi, harga stabil dan harga rendah.

$$x = Z * (\max - \min) + \min \tag{11}$$

Dimana x adalah nilai aktual/terdenormalisasi, Z nilai ternormalisasi, max nilai maksimum data dan min adalah nilai minimum data.

III. HASIL DAN DISKUSI

Pada penelitian ini dilakukan tiga pengujian yaitu pengujian optimalisasi parameter, pengujian pengaruh jumlah *hidden layer* dan pengujian terhadap data data uji.

A. Pengujian Optimalisasi parameter

pengujian optimalisasi parameter dilakukan dengan memasukkan nilai parameter oleh pengguna. Adapun parameter yang dimaksud yaitu maksimum *epoch*, minimum *error* dan *learning rate*. Maksimum *epoch* berfungsi untuk mengendalikan jumlah iterasi saat pelatihan. *Learning rate* digunakan untuk mengendalikan proses pembelajaran, semakin kecil nilai *learning rate* maka akan semakin detail pembelajaran yang dilakukan saat proses pelatihan menggunakan Backpropagation. Adapun hasil pengujian optimalisais parameter dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL 1. Pengujian Optimalisasi Parameter

Komoditas	Epoch	Alpha	Minimum Error	MSE	Waktu	Akurasi	
						DL	DU
Beras	500	0.1	0.1	0.0888835	00:00:02	82	79
			0.01	0.0114322	00:07:35	91	82
		0.01	0.1	0.0996751	00:00:02	60	54
			0.01	0.0111342	00:08:61	84	79
Cabai	500	0.1	0.1	0.0018835	00:00:03	80	78
			0.01	0.0085260	00:00:05	90	80
		0.01	0.1	0.0796788	00:00:05	70	63
			0.01	0.0145473	00:05:21	84	79
Bawang	500	0.1	0.1	0.0888835	00:00:02	85	76
			0.01	0.0114322	00:07:35	88	78
		0.01	0.1	0.0996751	00:00:02	76	68
			0.01	0.0111342	00:08:61	79	71

Berdasarkan hasil pengujian optimalisasi parameter hasil akurasi dapat dilihat pada kolom DL yang artinya Data Latih dan DU yang artinya Data Uji. Terlihat pada tabel 2 nilai *alpha* yang semakin kecil berpengaruh terhadap lamanya waktu pelatihan dimana waktu yang dibutuhkan akan semakin lama. Berbeda halnya dengan nilai minimum *error*, semakin kecil minimum error yang ditentukan maka akan semakin besar akurasi yang didapatkan sehingga perlu dicari kombinasi antara parameter yang tepat. Pada pengujian ini didapatkan parameter terbaik yaitu epoch 500 dengan minimum error 0.01 dan *learning rate* 0.1 menghasilkan akurasi untuk komoditas cabai 91% data latih dan 82% data uji, komoditas cabai merah 90% data latih dan 80% data uji sedangkan untuk komoditas bawang merah yaitu 88% data latih dan 78% data uji. Akurasi didapatkan dari hasil kesesuaian prediksi dengan data aktual. Dimana jumlah hasil yang sesuai dibagi jumlah keseluruhan data.

B. Pengaruh Jumlah Hidden Layer

Pengujian terhadap pengaruh jumlah hidden layer terhadap akurasi sistem dengan parameter yang sama yaitu epoch 500 learning rate 0.1 dan toleransi error 0.01 dapat dilihat pada Tabel 2.

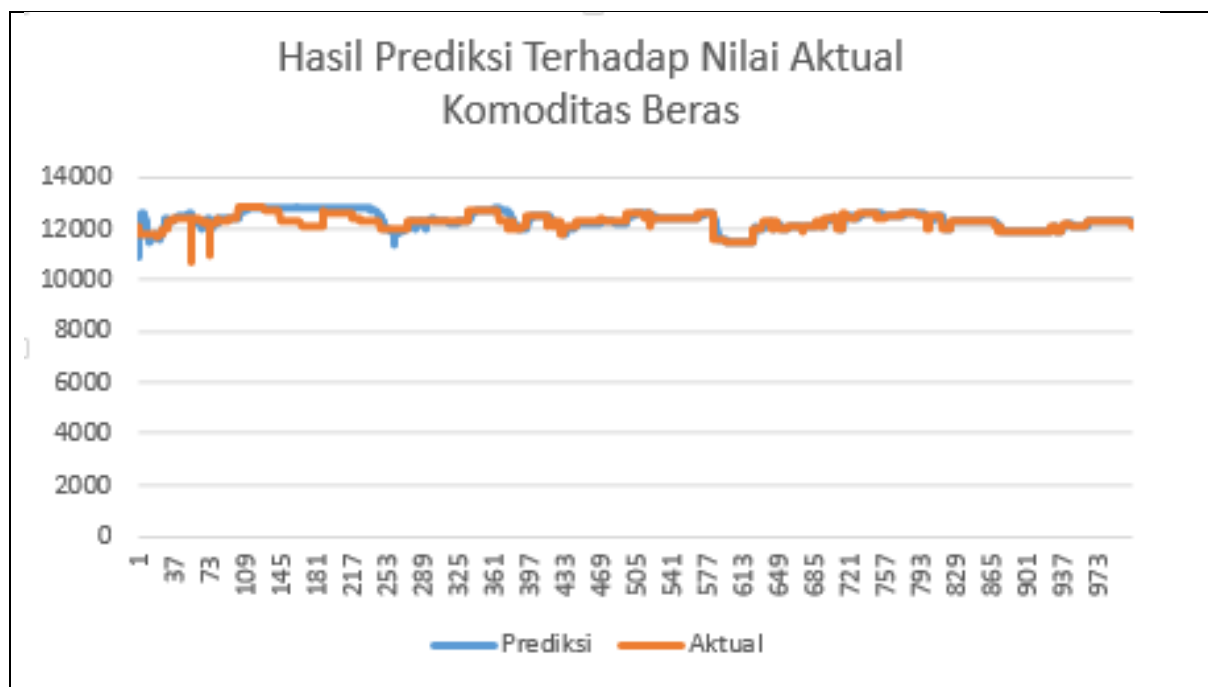
TABEL 2. Hasil Uji Pengaruh Jumlah Hidden Layer

Komoditas	Jumlah hidden layer	MSE	Waktu	Akurasi	
				DL	DU
Beras	1	0.0122437	00:04:55	85	78
	2	0.0114322	00:07:35	91	82
Cabai	1	0.0188563	00:00:03	83	74
	2	0.0144323	00:00:05	90	80
Bawang	1	0.0145473	00:04:32	84	69
	2	0.0114322	00:07:35	88	78

Hasil pengujian terhadap jumlah hidden layer menunjukkan akurasi pada kolom DL(Data Latih) dan DU (Data Uji) untuk setiap komoditas dengan arsitektur 2 *hidden layer* memiliki akurasi yang lebih tinggi.

C. Hasil Prediksi Harga Sembako Terhadap Nilai Aktual

Hasil prediksi harga sembako terhadap Nilai aktual diperlihatkan secara visualisasi yang dapat dilihat pada grafik hasil prediksi saat pelatihan salah satu komoditas yaitu beras yang dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 3. Grafik hasil prediksi dengan nilai aktual

Pada Gambar 2 terlihat garis hasil prediksi pada proses pelatihan memperlihatkan garis antara hasil prediksi dengan nilai aktual semakin lama semakin berhimpit yang artinya hasil prediksi mendekati nilai aktualnya.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan tujuan penelitian ini telah menghasilkan sebuah sistem prediksi harga sembako menggunakan Artificial Neural Network (ANN). Sistem prediksi harga sembako dirancang untuk memprediksi harga komoditas sembako yaitu beras, cabai, dan bawang merah dengan menganalisis pola data historis harian harga komoditas sembako dan faktor yang mempengaruhinya 30 hari sebelumnya. Sistem prediksi harga sembako telah melalui dua tahap pengujian yaitu pengujian kualitas dan akurasi. Pengujian sistem merupakan pengujian yang dilakukan untuk menguji fungsionalitas sistem. Sedangkan untuk pengujian akurasi dilakukan untuk melihat pengaruh parameter yang digunakan dalam sistem, dan pengujian prediksi untuk data latih serta data baru.

Pelatihan menggunakan algoritma Backpropagation menghasilkan parameter terbaik yaitu *epoch* 500, *learning rate* 0.1 dan toleransi error 0.01 dengan akurasi untuk komoditas beras 91% untuk data latih dan 82% untuk data uji dan komoditas bawang 88% untuk data latih dan 78% data uji sedangkan untuk komoditas cabai didapat akurasi sebesar 90% data latih dan 80% data uji. Dalam beberapa pengujian dengan parameter tertentu, kondisi berhenti tidak selalu mencapai nilai maksimum *epoch* ini terjadi karena nilai *error* sudah lebih kecil atau sama dengan minimum *error* sehingga pada kondisi ini maksimum *epoch* tidak berpengaruh. Pada pengujian pengaruh jumlah *hidden layer* didapat arsitektur dengan jumlah hidden layer lebih banyak memiliki akurasi yang lebih baik.

Pada penelitian selanjutnya dapat menambah jumlah komoditas yang diprediksi yaitu gula, minyak goreng, telur, daging ayam dan daging sapi. Faktor yang mempengaruhi harga komoditas bisa ditambah dengan data demand atau permintaan terhadap komoditas yang diprediksi, dan menambah data 2 tahun sebelumnya untuk memperoleh proses pembelajaran yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. A. Reza, "Analisis Stabilisasi Harga Pangan Di Indonesia" vol. III, no. 1, 2015.
- [2] S. Nanik, "Penerapan Model Neural Network Backpropagation" in Prosiding SNATIF, 2014.
- [3] Dewa Made Rai Widyadarma, "Prediksi Harga Komoditas Pertanian Menggunakan Hybrid," e-Proceeding of Engineering, vol. III, no. 1, p. 1263, 2016.
- [4] Wiguna Arif. Anjar Wanto, "Analisis Prediksi Indeks Harga Konsumen Berdasarkan Kelompok Kesehatan Dengan Menggunakan Metode Backpropagation," Publikasi Jurnal & Penelitian Teknik Informatika, vol. II, no. 1, 2017.
- [5] R. M. Arif, "Prediksi Harga Bahan Pokok Nasional Jangka Pendek Menggunakan ARIMA," Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence, vol. III, no. 2, pp. 108-112, 2017.
- [6] Informatika. Statistik. Provinsi. DKI. Dinas Komunikasi, "Jakarta Open Data," [Online]. Available: <https://data.jakarta.go.id>. [Accessed 4 11 2018].
- [7] BMKG, "Data Online Pusat Database BMKG," [Online]. Available: <http://dataonline.bmkg.go.id>. [Accessed 20 02 2019].
- [8] BPMIGAS, "Kementrian Energi dan Sumber Daya Mineral," [Online]. Available: <https://migas.esdm.go.id>. [Accessed 29 01 2019].
- [9] K. P. Indonesia, "Sistem Pemantauan Pasar Kebutuhan Pokok (S2PKP)," [Online]. Available: <https://ews.kemndag.go.id>. [Accessed 10 Februari 2019].