

**Komparasi Metode Peramalan Harga Daging Ayam Broiler Di Kabupaten Banyuwangi Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan Model *Multiplicative Holt-Winters***

***Comparison Method of Forecasting Broiler Chicken Meat Prices in Banyuwangi Regency Using Backpropagation Artificial Neural Networks and Multiplicative Holt-Winters Model***

**Ahmad Haris Hasanuddin Slamet<sup>1\*</sup>, Rabbani Ischak<sup>2</sup>, Sekar Ayu Wulandari<sup>3</sup>  
Septine Brillyantina<sup>4</sup>**

<sup>1,3,4</sup> Jurusan Manajemen Agribisnis, Politeknik Negeri Jember

<sup>2</sup> Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam, Institut Agama Islam Negeri Ponorogo

\*Email: [ahmad.haris@polije.ac.id](mailto:ahmad.haris@polije.ac.id)

**ABSTRAK**

Harga daging ayam broiler di Banyuwangi merepresentasikan data ekonomi yang memiliki fluktuasi musiman dengan variasi tidak konstan dan pola *trend*. Fluktuasi harga daging ayam broiler menjadi permasalahan dalam tingkat konsumsi daging ayam. Peramalan harga merupakan salah satu cara yang penting dalam menangani fluktuasi harga. Penelitian ini menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah harga daging ayam broiler di Kabupaten Banyuwangi dalam kurun waktu 2014-2017. Hasil uji menggunakan metode jaringan syaraf tiruan didapatkan nilai terbaik yaitu 12-10-1 (12 *neuron input*, 10 *neuron hidden layer*, 1 *neuron output*). Nilai n MAPE yang diperoleh sebesar 18,016 %. Selanjutnya, model *Multiplicative Holt-Winters* dengan tiga komponen parameter penghalusan, dimana komponen *irregular*-nya akan dihilangkan. Sehingga peramalan periode mendatang hanya dipengaruhi oleh konstanta level ( $\alpha = 0,9989$ ), komponen *trend* ( $\beta = 0,0056$ ), dan musiman ( $\gamma = 0,0008$ ), pada periode ke-12 musiman sebelumnya. Akurasi peramalan menunjukkan bahwa model *Multiplicative Holt-Winters* dapat meminimalkan persentase kesalahan peramalan dengan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) sebesar 12,63%, lebih baik dibandingkan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. Peramalan harga sangat penting dilakukan baik oleh industri peternakan maupun industri pengolah daging ayam. Peramalan harga yang tepat dapat dijadikan industri peternakan dan industri pengolah daging ayam untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya sehingga dapat meningkatkan pendapatan.

Kata Kunci: *Backpropagation*, Peramalan, *Multiplicative Holt-Winters*

**ABSTRACT**

*The price of broiler chicken meat in Banyuwangi represents economic data that has seasonal fluctuations with non-constant variations and trend patterns. Fluctuations in the price of broiler chicken meat are a problem in the level of consumption of chicken meat. Price forecasting is one of the most important ways of dealing with price fluctuations. This research uses backpropagation neural network method. The data used in this study is the price of broiler chicken meat in Banyuwangi Regency in the period 2014-2017. The results of the test using the artificial conditional network method obtained the best value, namely 12-10-1 (12 input neurons, 10 hidden layer neurons, 1 output neuron). The n MAPE value obtained was 18.016%. Furthermore, the Holt-Winters Multiplicative model is used with three smoothing components, where the irregular components will be removed. So the forecasting of the coming period is only influenced by the constant level ( $\alpha = 0.9989$ ), the trend component ( $\beta = 0.0056$ ), and seasonal ( $\gamma = 0.0008$ ), in the 12th period of the previous seasons. Forecasting accuracy shows that the Holt-Winters Multiplicative model can minimize the percentage of forecasting errors with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 12.63%, better than the Backpropagation Neural Network. Forecasting the price of broiler chicken meat is very important done both by the livestock industry and the chicken meat processing industry. Proper broiler chicken meat price forecasting can be used as a livestock industry and chicken meat processing industry to optimize resource allocation so as to increase revenue.*

*Keywords: Backpropagation Neural Network, Forecasting, Multiplicative Holt-Winters*

## PENDAHULUAN

Daging merupakan salah satu sumber protein yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia. Menurut data *Organisation for Economic Co-operation and Development* (2018), konsumsi daging pada masyarakat Indonesia pada 2017 baru mencapai rata-rata 1,9 kg untuk daging sapi, 7,7 kg daging ayam, 1 kg daging babi, dan 0,4 kg daging kambing. Masyarakat Indonesia lebih banyak mengkonsumsi daging ayam dibandingkan dengan konsumsi daging sapi. Hal ini dikarenakan harga daging ayam lebih murah dibandingkan dengan harga daging sapi. Daging ayam yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat Indonesia adalah daging ayam broiler dikarenakan memiliki harga lebih terjangkau.

Kabupaten Banyuwangi merupakan salah satu kabupaten di Jawa Timur dengan konsumsi daging ayam broiler yang cukup tinggi. Menurut Albab (2017), konsumsi daging ayam di Banyuwangi mencapai 4.273 (kg/hari). Konsumsi daging ayam masyarakat di Kabupaten Banyuwangi yang cukup tinggi didukung dengan ketersediaan produksi daging ayam broiler yang cukup tinggi juga yang mana pada tahun 2018 mencapai 3.819.864 Kg (BPS, 2018).

Produk olahan ayam khususnya produk *frozen* semakin banyak di pasaran seperti nugget, dimsum, bakso ayam dan lain-lain. Kuliner yang berbahan pokok ayam semakin banyak di Kabupaten Banyuwangi, sehingga konsumsi daging ayam broiler dan permintaannya juga semakin meningkat. Tingkat konsumsi daging ayam broiler sendiri berkaitan dengan banyak faktor, salah satunya adalah harga daging ayam broiler. Konsumsi daging ayam

masyarakat Banyuwangi yang cukup tinggi akan mengakibatkan fluktuasi harga pada daging ayam broiler. Fluktuasi harga disebabkan karena adanya ketidakstabilan antara pasokan daging ayam yang tersedia dengan permintaan masyarakat. Terjadinya fluktuasi harga ayam broiler berdampak langsung pada tingkat konsumsi masyarakat terhadap komoditas daging ayam broiler.

Menurut Heizer dan Render (2016), peramalan (*forecasting*) adalah suatu seni dan ilmu pengetahuan dalam memprediksi peristiwa pada masa mendatang. Peramalan harga merupakan salah satu cara yang penting dalam menangani fluktuasi harga. Peramalan harga sangat penting dilakukan baik oleh industri peternakan maupun industri pengolah daging ayam. Peramalan harga yang tepat dapat dijadikan industri peternakan dan industri pengolah daging ayam untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya sehingga dapat meningkatkan pendapatan. (Gani & Saputri, 2015). Selain itu, Pemerintah Kabupaten Banyuwangi dianjurkan untuk melakukan peramalan karena dapat dijadikan dasar dalam menetapkan kebijakan pengendalian fluktuasi harga daging ayam broiler di Kabupaten Banyuwangi.

Peramalan dapat dilakukan dengan melibatkan satu variabel analisis (*univariat*), dalam penelitian ini variabel analisisnya adalah harga daging ayam broiler. Dengan memproyeksi data periode lalu ke periode mendatang menggunakan perhitungan matematika, maka pola data harga daging ayam yang terjadi sebelumnya akan sangat berpengaruh dalam mengukur perubahan harga daging ayam periode mendatang, dengan tingkat kesalahan minimum. Peramalan melalui metode variabel

univariat juga didukung oleh pola dari harga daging ayam. Secara umum harga daging ayam broiler memiliki pola kenaikan harga pada bulan-bulan tertentu terutama pada bulan-bulan mendekati hari raya, idul fitri, idul adha, natal, tahun baru, serta upacara adat (Aroy Maulana, Fahriansah, 2021).

Dalam meramalkan suatu nilai yang melibatkan data deret waktu univariat dari harga daging ayam, digunakan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *backpropagation* dan *time series*. Metode jaringan syaraf tiruan yang paling banyak digunakan adalah *backpropagation*. *Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh jaringan dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai-nilai bobotnya dalam arah mundur (*backward*) (Boadi *et al.*, 2016). Prinsip kerja JST meniru proses kerja dari otak manusia, setiap objek selanjutnya direkam untuk diketahui polanya (Devi *et al.*, 2012). Kelebihan dari JST adalah dalam pembelajaran data *time series*, data kemudian direkam untuk diketahui polanya dan digunakan untuk peramalan data di masa selanjutnya (Haris *et al.*, 2020).

Penelitian terdahulu terkait peramalan harga dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan juga sudah pernah dilakukan. Hasil peramalan menunjukan nilai akurasi yang cukup baik. Peramalan harga listrik menggunakan jaringan syaraf tiruan menunjukan hasil akurasi yang cukup baik dengan tingkat MAPE sebesar 4,2% (Singhal & K.S., 2011). Penelitian lain dilakukan oleh (Jammazi & Aloui, 2012) terkait

peramalan harga minyak mentah. Hasil peramalan menunjukan nilai MAPE sebesar 1,74%.

Model *time series* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Holt-Winters Exponential Smoothing*, untuk memprediksi data *time series* tanpa harus menggunakan model parametrik. Pemodelan menggunakan *Holt-Winters* dapat dilakukan pada data *time series* yang mengandung komponen *trend* dan musiman (Holt, 2004). Proses kerjanya adalah dengan membentuk data baru hasil *smoothing* dengan menghilangkan komponen *irregular* (tidak beraturan) dalam data (Rosadi, 2012).

Jika data *time series* mengandung komponen *trend* dan musiman, maka *Holt-Winters* akan memerlukan tiga parameter *smoothing*, yaitu parameter  $\alpha$  yang menggambarkan “level” dari proses, parameter  $\beta$  untuk penghalusan komponen *trend* dalam data, dan parameter  $\gamma$  untuk komponen musimannya. Ada dua model dalam *Holt-Winters* tiga parameter, yaitu *Multiplicative Seasonal Model* dan *Additive Seasonal Model*. Perbedaan kedua model ini tergantung pada variasi musimannya. Model *multiplicative* digunakan apabila variasi musiman berubah ubah seiring dengan meningkatnya ukuran data, sedangkan pada model *additive* fluktuasi musiman cenderung konstan (Chatfield & Yar, 2012). Model *multiplicative* akan menunjukkan akurasi peramalan yang lebih baik dibanding model *additive* ketika data yang dimodelkan memiliki fluktuasi musiman yang bervariasi (Aryati *et al.*, 2020).

Pada tahun 2014, dilakukan penelitian yang membandingkan hasil peramalan model *Multiplicative Holt-Winters* dan ARIMA pada produk makanan yang mudah rusak di salah satu

perusahaan ritel, dengan siklus pendek dan musiman. Hasilnya, dengan tingkat akurasi sebesar 98,9% (MAPE sebesar 4,97%), model *Multiplicative* menunjukkan performa yang paling baik dalam memprediksi permintaan produk 12 periode mendatang dibandingkan Model ARIMA. Model ini memiliki akurasi yang baik untuk peramalan, selama tidak digunakan untuk memprediksi nilai yang melebihi siklus musiman dari data observasinya, karena tingkat akurasinya akan cenderung berkurang jika demikian (Da Veiga et al., 2014). Pola data dengan siklus musiman acak juga terdapat pada curah hujan di kota Ambon, yang dimodelkan menggunakan *Holt-Winters Exponential Smoothing*, baik dengan model *multiplicative*, *additive*, maupun model non musiman. Dengan tingkat akurasi kesalahan terkecil, model *multiplicative* menjadi model peramalan terbaik dibanding kedua model lainnya, untuk memprediksi curah hujan di kota Ambon 12 periode mendatang (Sinay et al., 2017).

Pada penelitian ini Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *backpropagation* difungsikan sebagai alat bantu yang dapat meramalkan harga daging ayam broiler di Kabupaten Banyuwangi. Pemodelan data dilanjutkan menggunakan *Multiplicative Holt-Winters* dari data harga daging ayam broiler pada suatu periode waktu, dimana data tersebut menunjukkan adanya komponen *trend* dan musiman yang tidak konstan. Hasil dari kedua model akan dibandingkan akurasinya menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), sehingga diperoleh model terbaik untuk meramalkan harga daging ayam broiler periode mendatang.

## METODE PENELITIAN

### Rancangan Penelitian

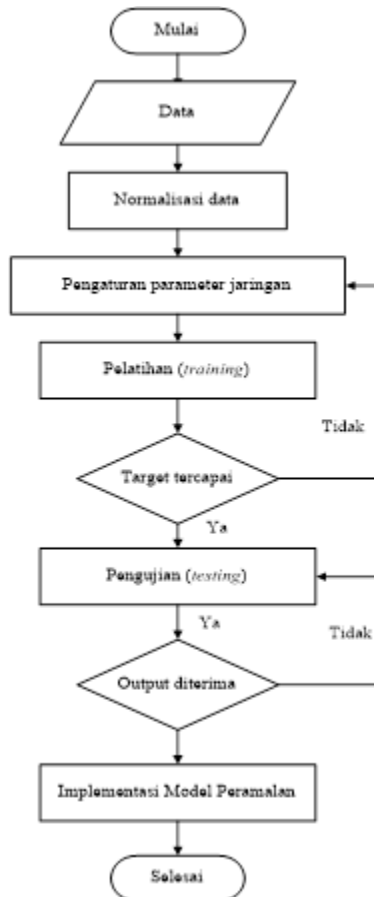
Penelitian dilakukan dengan meramalkan kejadian yang akan datang berdasarkan kejadian di masa lampau (*forecasting*) secara kuantitatif dengan menganalisa pola hubungan antar data dalam satu variabel (*univariat*). Bahan penelitian yang digunakan adalah data sekunder harga daging ayam broiler yang diperoleh dari Dinas Pertanian Kabupaten Banyuwangi pada periode Januari 2014 hingga Desember 2017.

### Analisis Data

Data harga daging ayam broiler periode Januari 2014 hingga Desember 2017 (36 pola data) dimodelkan dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* menggunakan *Microsoft excel 2010* dan *MATLAB R2015a*. Sedangkan pemodelan dengan *Multiplicative Holt-Winters* dilakukan menggunakan *Software R Statistics*. Data harga daging ayam broiler yang dikumpulkan, dibedakan menjadi 2 set data, yaitu: data pelatihan dan pengujian. Data pelatihan dipilih pada periode Januari 2014 hingga Desember 2016, sehingga terbentuk 24 pola data untuk menyesuaikan model dengan data. Sedangkan 12 pola berikutnya, pada periode Januari 2017 hingga Desember 2017, sebagai data pengujian yang digunakan untuk membuktikan keakuratan dan keandalan model peramalan sesuai nilai MAPE. Model dengan nilai MAPE terkecil menjadi model terbaik dalam memprediksi harga daging ayam broiler periode Januari 2018 hingga Desember 2018.

### Tahapan Peramalan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*

Prosedur analisis dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dapat dilihat sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

#### 1. Normalisasi data

Normalisasi data dilakukan untuk mempermudah proses pelatihan jaringan dengan menjadikan rentang data bernilai kecil melalui proses transformasi. Tujuan dari normalisasi data adalah menjadikan taburan data stabil. Normalisasi data berguna untuk menyesuaikan nilai data dengan rentang fungsi aktivasi yang digunakan. Rumus normalisasi data yang digunakan yaitu (Siang, 2009):

$$X' = \frac{0,8 x (X - a)}{b - a} + 0,1 \quad (1)$$

Keterangan:

$X'$  = Transformasi linear menjadi interval (0,1 : 0,9)

$X$  = Data input

$a$  = Data minimum

$b$  = Data maksimum

#### 2. Penentuan parameter jaringan

Pada penelitian ini jumlah *hidden layer* yang digunakan adalah 5 *neuron*, 10 *neuron*, dan 15 *neuron*. Jumlah *epoch* maksimum menentukan seberapa kali pelatihan/iterasi akan dilakukan. Jumlah *epoch* maksimal yang digunakan adalah 50000. Semakin banyak jumlah *epoch* maka semakin lama proses pelatihan. Nilai *learning rate* yang digunakan adalah 0,1.

#### 3. Pelatihan (*training*)

Pelatihan jaringan syaraf tiruan menggunakan metode *backpropagation*. Proses pelatihan merupakan metode pembelajaran terhadap pola data *input*. Proses pelatihan dilakukan untuk melatih beberapa bobot *input* sampai diperoleh bobot yang diinginkan dengan kesalahan mendekati 0. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu *tansig* dan *purelin*.

#### 4. Pengujian (*testing*)

Pengujian dilakukan untuk menguji kinerja jaringan syaraf tiruan. Proses pengujian dilakukan untuk menilai peramalan permintaan dan harga dibandingkan data aktual (*target*).

#### 5. *Postprocessing*

Proses akhir dari pelatihan adalah melakukan simulasi. Proses simulasi akan menghasilkan nilai *output* berupa nilai-nilai bobot hasil peramalan. Setelah jaringan menghasilkan *output* yang diinginkan, selanjutnya nilai bobot *output* dilakukan proses *denormalisasi*.

*Postprocessing* merupakan tahapan mengubah *output* kembali ke bentuk aslinya (*denormalisasi*). Tahapan *denormalisasi* untuk nilai baru menggunakan rumus sebagai berikut (Siang, 2009):

$$X = \frac{(x' - 0,1)(b - a)}{0,8} + a \quad (2)$$

Keterangan:

- $X$  = data *denormalisasi*
- $x'$  = data hasil normalisasi
- $a$  = data minimum
- $b$  = data maksimum

**Tahapan Peramalan Menggunakan Model *Multiplicative Holt-Winters***

*Multiplicative Holt-Winters* merupakan model yang dapat memperbaiki peramalan dengan cara penghalusan eksponensial melalui perkalian (*multiplicative*) komponennya, dalam hal ini, data pada masa lampau akan dihilangkan komponen *irregular*-nya. Langkah awal dalam model *multiplicative* adalah menentukan konstanta  $\alpha$  yang menunjukkan penghalusan level dengan ( $0 < \alpha < 1$ ), konstanta  $\beta$  yang menunjukkan konstanta penghalusan untuk estimasi *trend* ( $0 < \beta < 1$ ), serta menentukan  $\gamma$  yang menunjukkan konstanta penghalusan untuk estimasi musiman ( $0 < \gamma < 1$ ). Langkah berikutnya adalah menentukan nilai awal atau inisialisasi model *multiplicative*, untuk penghalusan level  $l_t$ , *trend*  $b_t$ , dan indeks musiman  $S_t$ . Inisialisasi konstanta penghalusan model pada level dilakukan sesuai persamaan (3) yang menunjukkan rata-rata observasi pada musim pertama (Chatfield & Yar, 2012).

$$l_0 = \frac{Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s}{s}, \quad (3)$$

Selanjutnya dalam menginisialisasi *trend*, dapat menggunakan persamaan (4), dimana akan lebih baik menggunakan data lengkap sepanjang periode musim.

$$b_0 = \frac{1}{s} \left( \frac{Y_{s+1} - Y_1}{s} + \frac{Y_{s+2} - Y_2}{s} + \dots + \frac{Y_{s+s} - Y_s}{s} \right) \quad (4)$$

Sedangkan inisialisasi indeks musiman model *multiplicative*, dilakukan menggunakan persamaan (5).

$$S_1 = \frac{Y_1}{l_0}, S_2 = \frac{Y_2}{l_0}, \dots, S_t = \frac{Y_t}{l_0} \quad (5)$$

Langkah berikutnya mulai menentukan persamaan *smoothing* pada model *Multiplicative Holt-Winters* yang dimulai dengan penghalusan level pada persamaan (6), penghalusan *trend* pada persamaan (7), dan penghalusan musiman pada persamaan (8) sebagai berikut.

$$l_t = \alpha \left( \frac{Y_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (6)$$

$$b_t = \beta (l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta) b_{t-1} \quad (7)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{l_t} + (1 - \gamma) S_{t-s} \quad (8)$$

Notasi  $Y_t$  menunjukkan data aktual periode  $t$ ,  $l_t$  menunjukkan estimasi level atau nilai penghalusan periode  $t$  (saat ini),  $b_t$  merupakan estimasi *trend* saat ini,  $S_t$  merupakan estimasi musiman saat ini, dan  $s$  menunjukkan panjang periode musiman (jumlah bulan dalam satu musim). Tahap terakhir, mendapatkan nilai peramalan pada periode mendatang

menggunakan model *multiplicative* berikut:

$$\hat{Y}_t = (l_{t-1} + b_{t-1}) S_{t-s} \quad (9)$$

⋮

$$\hat{Y}_{t+m} = (l_t + b_t m) S_{t-s+m},$$

dengan  $m = 1, 2, \dots$ , yang menunjukkan peramalan pada periode ke- $m$ .

**Mean Absolute Percentage Error (MAPE)**

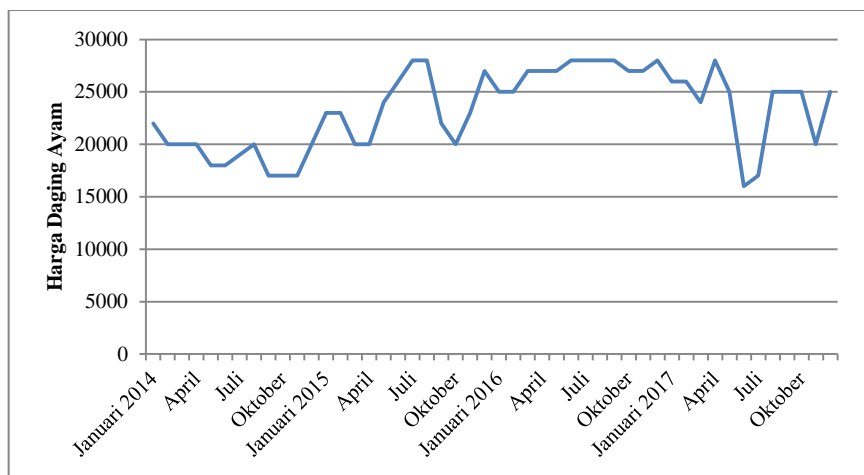
*Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan salah satu ukuran untuk mengevaluasi akurasi hasil peramalan dari suatu model, yang menunjukkan persentase rata-rata dari nilai mutlak residual pada setiap periode observasi yang dibagi nilai observasi pada periode tersebut. Dengan kata lain, MAPE menunjukkan berapa persen kesalahan dalam memprediksi suatu nilai dibanding nilai aktualnya (Khair et al., 2017).

$$MAPE = \frac{\sum \frac{|y_t - y_t'|}{y_t}}{n} \times 100\% \quad (10)$$

dengan  $y_t - y_t'$  menunjukkan besarnya nilai *residual* peramalan yang dihitung dari selisih antara data aktual dengan data hasil peramalan.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

Berdasarkan data yang ditunjukkan pada Gambar 2., harga daging ayam broiler dalam kurun waktu Januari 2014 hingga Desember 2017 berfluktuasi secara acak. Kondisi harga cenderung naik pada bulan-bulan tertentu dengan pola musiman. Harga cenderung akan naik di akhir dan awal tahun baru, harga juga cenderung naik pada saat mendekati hari raya idul fitri dan idul adha. Berikut *plotting* data harga daging ayam broiler di Kabupaten Banyuwangi dalam kurun waktu empat tahun terakhir.



Gambar 2. *Plotting* Harga Daging Ayam Broiler

**Analisis Hasil Pelatihan**

Pelatihan jaringan syaraf tiruan pada penelitian ini menggunakan *learning rate* 0,1 dengan jumlah iterasi (*epoch*) maksimal 50000. Selanjutnya, dilakukan perubahan jumlah unit *hidden layer* 5, 10, dan 15. Hasil

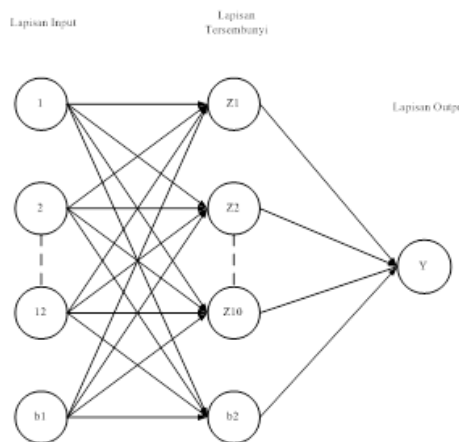
pelatihan jaringan syaraf tiruan dapat dilihat pada Tabel 1.



Tabel 1. Hasil Pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan

| No | Jumlah Unit Hidden Layer | MSE       | R       |
|----|--------------------------|-----------|---------|
| 1  | 5                        | 0,00595   | 0,9072  |
| 2  | 10                       | 0,0000086 | 0,99988 |
| 3  | 15                       | 0,0337    | 0,52523 |

Berdasarkan Tabel 1, hasil pelatihan terbaik yaitu dengan menggunakan 10 unit *hidden layer*. Nilai MSE dan R yang didapatkan adalah 0,0000086 dan 0,99988. Semakin kecil nilai MSE maka semakin kecil pula *error/kesalahan* dalam proses pelatihan. Selain itu, dengan koefisien korelasi yang mendekati nilai satu menunjukkan hubungan yang kuat antara *target* dan *output* pelatihan. Arsitektur jaringan berdasarkan hasil pelatihan dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

### Hasil Pengujian *Multiplicative Holt-Winters*

Jika diperhatikan pada Gambar 2, ukuran dari fluktuasi musiman terlihat berubah-ubah pada setiap periode tergantung dari level atau rata-rata dari datanya. Meskipun telah dilakukan transformasi data sebelum pemodelan, fluktuasi musiman tetap terlihat tidak stabil. Adanya fluktuasi musiman yang bervariasi ukurannya dan tergantung pada penghalusan keseluruhan dari deret waktunya, merupakan karakteristik dasar dari *multiplicative* model (Anjani, 2019). Dalam penelitian lainnya, juga dikatakan bahwa ketika data *time series* menunjukkan pola musiman dengan kecenderungan yang bervariasi atau meningkat seiring bertambahnya ukuran data, maka model *Multiplicative* adalah pilihan yang lebih baik, dibanding model *Holt-Winters* lainnya (Lima et al., 2019). Oleh karenanya metode *time series* yang digunakan dalam peramalan data harga daging ayam broiler di Banyuwangi adalah *multiplicative Holt-Winters*.

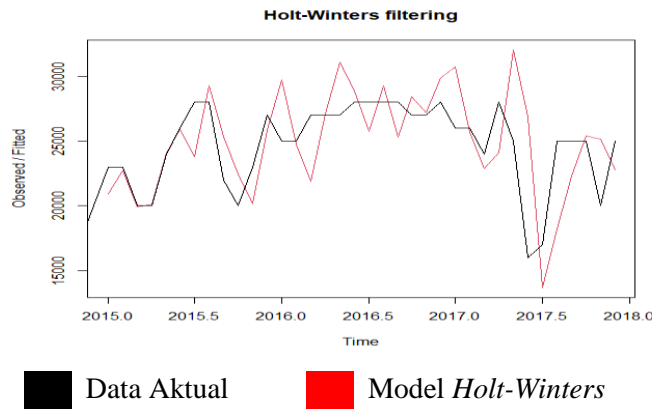
Pada model *Multiplicative* terdapat tiga parameter penghalusan, yaitu: level ( $\alpha$ ), *trend* ( $\beta$ ), dan musiman ( $\gamma$ ). Dengan menggunakan *software R Statistics*, diperoleh estimasi konstanta model pada Tabel 2 dengan nilai MAPE terkecil berikut.

Tabel 2. Inisialisasi dari Level, *Trend*, Musiman, dan Parameter Penghalusan Eksponensial dari model *Multiplicative Holt-Winters*

| Model <i>Multiplicative</i> |                         | MAPE = 6.56% (periode pelatihan) |                       |                         |
|-----------------------------|-------------------------|----------------------------------|-----------------------|-------------------------|
| $\hat{\alpha} = 0,9989$     | $\hat{\beta} = 0,0056$  | $\hat{\gamma} = 0,0008$          | $\hat{l}_1 = 18526,7$ | $\hat{b}_1 = 315,2$     |
| $\hat{s}_1 = 1,0761$        | $\hat{s}_2 = 0,9345$    | $\hat{s}_3 = 0,9224$             | $\hat{s}_4 = 0,9458$  | $\hat{s}_5 = 1,0519$    |
| $\hat{s}_6 = 0,9899$        | $\hat{s}_7 = 0,9368$    | $\hat{s}_8 = 1,0106$             | $\hat{s}_9 = 1,0344$  | $\hat{s}_{10} = 0,9997$ |
| $\hat{s}_{11} = 1,0434$     | $\hat{s}_{12} = 1,0544$ |                                  |                       |                         |

Gambar 4 menunjukkan bahwa nilai *fitted* dan data aktual terbilang mengikuti pola yang sama. Nilai *fitted* yang dihasilkan dari model *multiplicative* terlihat bergerak mendekati data aktualnya. Selain itu, hasil pengujian autokorelasi dengan *Durbin-Watson*, menunjukkan bahwa tidak terdapat keterkaitan antar residualnya. Jika residualnya tidak

berkorelasi, maka model *Holt-Winters* optimal digunakan (Chatfield & Yar, 2012). Hasil analisa di atas menunjukkan bahwa model *Multiplicative Holt-Winters* layak digunakan dalam memodelkan data harga daging ayam broiler di Banyuwangi dengan persentase kesalahan sebesar 6,56% pada 12 periode musim.



Gambar 4. Model *Holt Winters* Pada Harga Daging Ayam Broiler di Banyuwangi

**Perbandingan Peramalan dengan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan *Multiplicative Holt-Winters***

Penentuan model peramalan terbaik didasarkan pada tingkat akurasi hasil peramalan harga daging ayam broiler periode pengujian, yaitu pada Januari

2017 hingga Desember 2017. Hasil pengujian untuk jaringan syaraf tiruan dan model *multiplicative Holt-Winters* dapat dilihat pada Tabel 3 dan Gambar 5

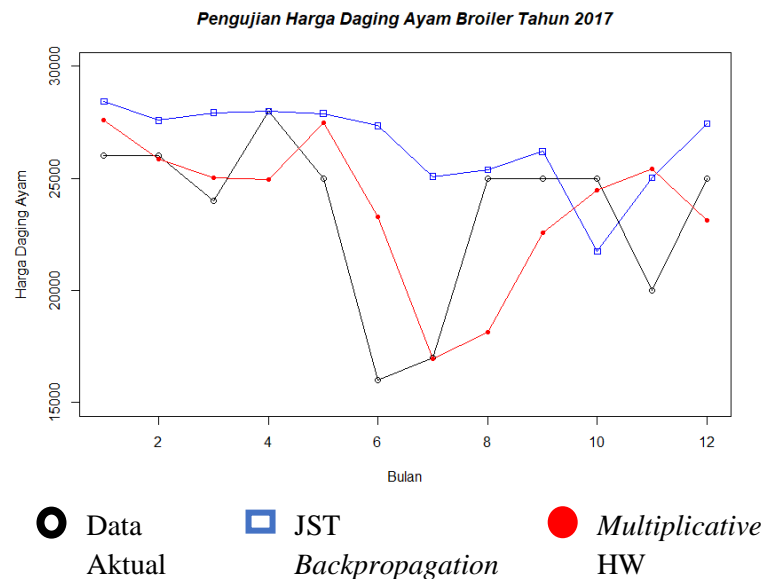
Tabel 3. Hasil Pengujian JST *Backpropagation* dan *Multiplicative Holt-Winters*

| Periode   | Harga Daging Ayam Broiler |                   |               |                  |              |
|-----------|---------------------------|-------------------|---------------|------------------|--------------|
|           | Aktual (Rp)               | Prediksi JST (Rp) | Error JST (%) | Prediksi HW (Rp) | Error HW (%) |
| 2017      |                           |                   |               |                  |              |
| Januari   | 26.000                    | 28.429            | 9,342         | 27,582           | 6.085        |
| Februari  | 26.000                    | 27.584            | 6,092         | 25,851           | 0.573        |
| Maret     | 24.000                    | 27.932            | 16,383        | 25,031           | 4.296        |
| April     | 28.000                    | 27.994            | 0,021         | 24,945           | 10.911       |
| Mei       | 25.000                    | 27.893            | 11,572        | 27,484           | 9.936        |
| Juni      | 16.000                    | 27.347            | 70,919        | 23,282           | 45.513       |
| Juli      | 17.000                    | 25.082            | 47,541        | 16,971           | 0.171        |
| Agustus   | 25.000                    | 25.395            | 1,580         | 18,127           | 27.492       |
| September | 25.000                    | 26.200            | 4,800         | 22,565           | 9.740        |
| Oktober   | 25.000                    | 21.755            | 12,980        | 24,477           | 2.092        |

|                    |        |        |        |        |        |
|--------------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| November           | 20.000 | 25.027 | 25,135 | 25,433 | 27.165 |
| Desember           | 25.000 | 27.452 | 9,808  | 23,114 | 7.544  |
| Total Error (MAPE) |        |        | 18,015 |        | 12,626 |
| Akurasi            |        |        | 81,985 |        | 87,374 |

Hasil pengujian pada Tabel 3 menunjukkan bahwa persentase kesalahan pada model *JST Backpropagation*, yang ditunjukkan pada nilai *error* (MAPE) adalah sebesar 18,02%, sehingga hasil akurasi prediksinya sebesar 81,98%. Menurut Azhar *et. al.* (2017) nilai MAPE diantara 10% – 20% menunjukkan kemampuan peramalan yang baik. Model *Multiplicative* memiliki persentase kesalahan yang lebih kecil dibandingkan dengan *JST Backpropagation*, yaitu

12,63%, dengan tingkat akurasi peramalan sebesar 87,37%. Sejalan dengan penelitian (Christnatis *et al.*, 2019), model *multiplicative* cocok digunakan untuk memodelkan data dengan fluktuasi yang tinggi di atas maupun di bawah rata-ratanya, seperti data penelitian yang terlihat pada Gambar 4. Dengan demikian, peramalan harga daging ayam lebih akurat jika menggunakan model *Multiplicative Holt-Winters*.



Gambar 5. Hasil Pengujian *JST Backpropagation* dan *Multiplicative Holt-Winters*

Gambar 5 diatas menunjukkan hasil pengujian dari peramalan harga daging ayam broiler periode 2017 dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan dan *multiplicative Holt-Winters*. Hasil peramalan pada kedua model menunjukkan pola yang cenderung mendekati data aktual.

**Hasil Peramalan Harga Daging Ayam Broiler Pada Tahun 2018**

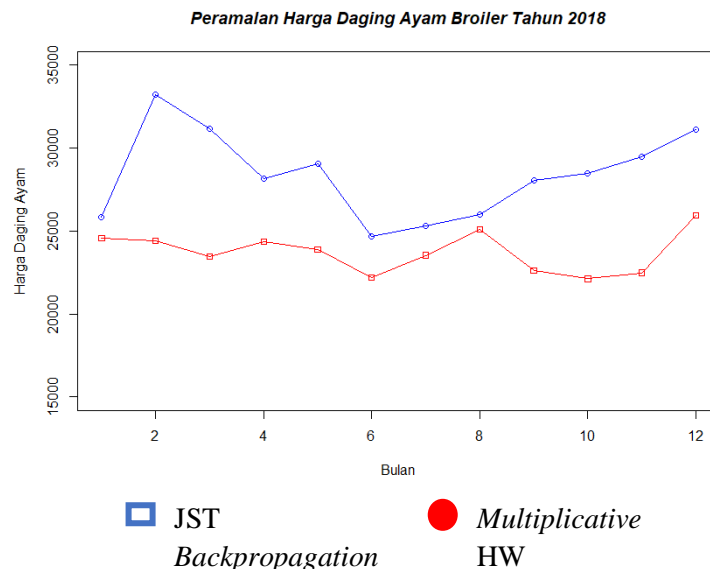
Hasil peramalan harga daging ayam broiler periode Januari 2018 hingga Desember 2018 dapat dilihat pada Tabel 4 dan Gambar 6.

Tabel 4. Hasil Peramalan JST *Backpropagation* dan *Multiplicative Holt-Winters*

| Bulan     | Hasil Peramalan Harga (Rp) |                                    |
|-----------|----------------------------|------------------------------------|
|           | JST <i>Backpropagation</i> | <i>Multiplicative Holt-Winters</i> |
| Januari   | 25.862 ↑                   | 24.587 ↓                           |
| Februari  | 33.222 ↑                   | 24.413 ↓                           |
| Maret     | 31.177 ↓                   | 23.472 ↑                           |
| April     | 28.145 ↓                   | 24.367 ↑                           |
| Mei       | 29.081 ↑                   | 23.886 ↓                           |
| Juni      | 24.688 ↓                   | 22.211 ↓                           |
| Juli      | 25.291 ↑                   | 23.540 ↑                           |
| Agustus   | 25.974 ↑                   | 25.094 ↑                           |
| September | 28.062 ↑                   | 22.627 ↓                           |
| Oktober   | 28.503 ↑                   | 22.126 ↓                           |
| November  | 29.488 ↑                   | 22.480 ↑                           |
| Desember  | 31.125 ↑                   | 25.958 ↑                           |

Hasil peramalan menunjukkan terjadinya fluktuasi harga daging ayam pada bulan tertentu. Didapatkan hasil bahwa harga daging ayam pada kedua metode peramalan sama-sama naik pada bulan juli dan agustus, yang mana pada bulan

tersebut bertepatan menjelang hari raya idul fitri dan idul adha. Selain itu, harga daging ayam juga cenderung naik diakhir tahun menjelang tahun baru 2019.

Gambar 6. Hasil Peramalan dengan Jaringan Syaraf Tiruan dan *Holt Winters*

Berdasarkan Gambar 6, dengan metode peramalan *Holt-Winters*, harga daging ayam broiler mencapai puncaknya pada bulan Desember 2018 dengan harga mencapai Rp25.958.

Metode tersebut juga meramalkan bahwa pada bulan Oktober 2018 harga daging ayam mencapai harga terendah sebesar Rp 22.126.

### **Implikasi Hasil Peramalan Harga Daging Ayam Broiler**

Peramalan harga sangat penting dilakukan baik oleh industri peternakan maupun industri pengolah daging ayam. Peramalan harga yang tepat dapat dijadikan industri peternakan dan industri pengolah daging ayam untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya sehingga dapat meningkatkan pendapatan. (Gani & Saputri, 2015).

Hasil peramalan menunjukkan bahwa harga daging ayam broiler pada masa yang datang cenderung meningkat khususnya pada kuartir keempat. Berdasarkan hukum penawaran, bila harga suatu barang meningkat, maka produsen akan berusaha meningkatkan jumlah barang yang dijualnya (Sukirno, 2016). Ketika harga daging ayam broiler meningkat maka peternak ayam broiler akan merasa kondisi ini menguntungkan sehingga memberikan jumlah penawaran banyak. Dengan penawaran daging ayam broiler yang meningkat maka peternak membutuhkan DOC dan pakan ayam dalam jumlah yang besar. Dengan mengetahui peramalan harga ini peternak dapat melakukan stok persediaan DOC dan pakan ternak sebelum harga keduanya mengalami peningkatan sehingga peternak dapat meningkatkan keuntungan pendapatan.

Sedangkan untuk industri pengolah daging ayam hukum permintaan juga berlaku, harga suatu barang dengan barang yang diminta berbanding terbalik, yaitu ketika harga meningkat atau naik maka jumlah barang yang diminta akan turun dan sebaliknya apabila harga turun maka jumlah barang yang diminta meningkat (Sukirno, 2016). Pemilik industri pengolah daging ayam dapat melakukan pembelian atau pemesanan bahan baku berdasarkan

peramalan harga daging ayam broiler ini. Analisis persediaan bahan baku ini mengacu pada peramalan harga daging ayam broiler. Analisis bahan baku ini bertujuan untuk menghindari stok bahan baku berlebih atau stok bahan baku yang terlalu kecil. Ketika harga daging ayam menurun para industri pengolah daging ayam dapat melakukan stok persediaan baku daging ayam broiler sehingga ketika harga daging ayam broiler meningkat industri pengolah daging ayam tidak kehabisan persediaan sehingga tidak mengalami kerugian .

### **KESIMPULAN**

Model Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan *Multiplicative Holt-Winters* sama-sama menunjukkan hasil peramalan yang baik pada harga daging ayam broiler di Banyuwangi. Arsitektur Jaringan syaraf tiruan yang dapat digunakan untuk peramalan harga daging ayam broiler adalah 12-10-1 (12 *neuron input*, 10 *neuron hidden layer*, 1 *neuron output*). Nilai MSE saat pelatihan sebesar 0,0000083. Semakin kecil nilai MSE maka semakin kecil pula *error/kesalahan* dalam proses pelatihan.

Peramalan dengan model *Multiplicative Holt-Winters* menunjukkan hasil yang lebih akurat dibandingkan Jaringan Syaraf Tiruan, dimana modelnya lebih meminimumkan kesalahan

Peramalan harga sangat penting dilakukan baik oleh industri peternakan maupun industri pengolah daging ayam. Peramalan harga yang tepat dapat dijadikan industri peternakan dan industri pengolah daging ayam untuk mengoptimalkan alokasi sumber daya sehingga dapat meningkatkan pendapatan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Albab, M. U. (2017). Selama Ramadan Konsumsi Daging Sapi Di Banyuwangi 4700 kg/hari. Diperoleh dari <https://m.merdeka.com/banyuwangi/info-banyuwangi/selama-ramadan-konsumsi-daging-sapi-di-banyuwangi-4700-kg-per-hari-170621o.html>
- Azhar, M., Riksakomara, E., & Terkait, A. P. (2017). Peramalan Jumlah Produksi Ikan dengan Menggunakan Backpropagation Neural Network (Studi Kasus: UPTD Pelabuhan Perikanan Banjarmasin). *Journal of Engineering ITS*, 6(1), 142–148.
- Anjani, T. D. (2019). Sistem Peramalan Tingkat Produksi the North Face Dengan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing Untuk Peningkatan .... *Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknologi ...*, 3, 1–12.
- Aroy Maulana, Fahriansah, N. S. (2021). Analisis Tingkat Elastisitas Permintaan dan Penawaran Ayam Potong Di Pasar Kota Langsa. *JIM (Jurnal Ilmiah Mahasiswa)*, 3(2), 173–198. <https://doi.org/10.15797/concom.2019..23.009>
- Aryati, A., Purnamasari, I., & Nasution, Y. N. (2020). Peramalan dengan Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung Ke Indonesia) Forecasting using the method of Holt-Winters Exponential Smoothing (Case Study: Number of Foreign Tourists Visi. *Jurnal EKSPONENSIAL*, 11(1).
- Badan Pusat Stastistik. (2018). Produksi Daging Jenis Ternak di Kabupaten Banyuwangi. Diperoleh dari <https://banyuwangikab.bps.go.id/statictable/2021/10/26/209/produksi-daging-jenis-ternak-di-kabupaten-banyuwangi-kg-2018---2020.html>
- Boadi, P. O., Bondinuba, F. K., Meng, J., Shi, E., Li, J., Antwi, P., & Deng, K. (2016). Estimation of biogas and methane yields in an UASB treating potato starch processing wastewater with backpropagation artificial neural network. *Bioresource Technology*, 228, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2016.12.045>.
- Chatfield, C., & Yar, M. (2012). *Holt-Winters forecasting: some practical issues*. 37(2), 129–140.
- Christnatalis, Rinaldi, Andy, Seteven, B., Darmanto, & Ganda Sitorus, D. (2019). Jurnal Teknik , Kesehatan dan Ilmu Jurnal Teknik , Kesehatan dan Ilmu Sosial. *Jurnal TEKESNOS*, 1(1), 1–4.
- Da Veiga, C. P., Da Veiga, C. R. P., Catapan, A., Tortato, U., & Da Silva, W. V. (2014). Demand forecasting in food retail: A comparison between the Holt-Winters and ARIMA models. *WSEAS Transactions on Business and Economics*, 11(1), 608–614.
- Devi, C., Reddy, B., & Kumar, K. (2012). ANN Approach for Weather Prediction using Back Propagation. *International Journal of Engineering Trends and Technology*, 3(1), 19–23. <http://www.ijettjournal.org/volume-3/issue-1/IJETT-V3I1P204.pdf>
- Gani, I. M., & Saputri, M. E. (2015).

- Analisis Peramalan Dan Pengendalian Persediaan Bahan Baku Dengan Metode Eoq Pada Optimalisasi Kayu Di Perusahaan Purezento. *Universitas Telkom*, 2(2), 2030.
- Haris, A., Slamet, H., Purnomo, B. H., & Soedibyo, D. W. (2020). *Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prakiraan Harga Komponen Bahan Baku Pakan Unggas di PT XYZ Model of Artificial Neural Network for Price Forecasting of Poultry Feed Components at PT XYZ*. 9(2), 151–161.
- Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20(1), 5–10. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2003.09.015>
- Jammazi, R., & Aloui, C. (2012). Crude oil price forecasting: Experimental evidence from wavelet decomposition and neural network modeling. *Energy Economics*, 34(3), 828–841. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2011.07.018>
- Khair, U., Fahmi, H., Hakim, S. Al, & Rahim, R. (2017). Forecasting Error Calculation with Mean Absolute Deviation and Mean Absolute Percentage Error. *Journal of Physics: Conference Series*, 930(1), 0–6. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/930/1/012002>
- Lima, S., Gonçalves, A. M., & Costa, M. (2019). Time series forecasting using Holt-Winters exponential smoothing: An application to economic data. *AIP Conference Proceedings*, 2186(December). <https://doi.org/10.1063/1.5137999>
- Organisation for Economic Co-operation and Development. (2018). *OECD-FAO Agricultural Outlook 2018-2027*. Paris: OECD Publishing.
- Rosadi, D. (2012). *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan (I)*. ANDI OFFSET.
- Sinay, L. J., Pentury, T., & Anakotta, D. (2017). Peramalan Curah Hujan Di Kota Ambon Menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 11(2), 101–108. <https://doi.org/10.30598/barekengv011iss2pp101-108>
- Singhal, D., & K.S., S. (2011). Electricity Prices Forecasting using Artificial Neural Networks. *IEEE Latin America Transactions*, 16(1), 105–111. <https://doi.org/10.1109/TLA.2018.8291461>
- Sukirno, S. (2016). *MikroEkonomi Teori Pengantar*. Jakarta: PT. Raja Grafindo Persada.