



## PERAMALAN PRODUKSI CABAI RAWIT PROVINSI JAWA BARAT MENGUNAKAN METODE *HOLT-WINTERS*

Asri Yuniar

Universitas Padjadjaran Bandung  
asri20002@mail.unpad.ac.id

### Info Artikel :

Diterima : 1 November 2021

Disetujui : 8 November 2021

Dipublikasikan : 29 Desember 2021

### ABSTRAK

**Kata Kunci:**  
Cabai Rawit,  
Peramalan,  
Holt-Winters,  
Metode  
Multiplikatif

Pedasnya cabai rawit, tak hanya di mulut, tetapi juga dapat mempengaruhi perekonomian nasional. Cabai rawit (*Capsicum frutescens*) merupakan salah satu tanaman hortikultura dari jenis sayuran yang memiliki buah kecil dengan rasa yang pedas. Harga cabai rawit yang meroket dapat menjadi penggerak inflasi nasional. Langkah awal untuk menekan terjadinya lonjakan harga cabai rawit adalah dengan memiliki angka jumlah produksi cabai rawit yang dibutuhkan, yang dapat dimodelkan secara matematis melalui sebuah metode peramalan yang merupakan salah satu alat bantu dalam pengambilan keputusan berdasarkan kumpulan data-data masa lampau. Metode yang sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini adalah metode holt-winters karena data yang berfluktuasi mengandung pola musiman. Hasil dari penelitian menunjukkan bahwa penggunaan metode Holt-Winters dengan tipe musiman multiplikatif diperoleh hasil peramalan yang baik dengan MAPE 13.68 persen untuk meramalkan produksi cabai rawit Provinsi Jawa Barat.

### ABSTRACT

**Keywords:**  
The Spiciness  
of Cayenne  
Pepper,  
Forecasting,  
Holt-Winters,  
Multiplicative  
Method

*The spiciness of cayenne pepper, not only in the mouth, but also can affect the national economy. Cayenne pepper (Capsicum frutescens) is one of the horticultural plants of a type of vegetable that has small fruit with a spicy taste. The skyrocketing price of cayenne pepper can be a driver of national inflation. The first step to suppress the increase in the price of cayenne pepper is to have the required number of cayenne pepper production, which can be modeled mathematically through a forecasting method which is one of the tools in making decisions based on past data sets. The appropriate method to be used in this research is the holt-winters method because the fluctuating data contains seasonal patterns. The results of the study showed that the use of the Holt-Winters method with multiplicative seasonal type obtained good forecasting results with a MAPE of 13.68 percent to predict the production of cayenne pepper in West Java Province.*

## PENDAHULUAN

Kebanyakan kuliner nusantara, khususnya makanan khas Jawa Barat memiliki rasa yang pedas. Hal ini dikarenakan Jawa Barat sangat identik dengan udaranya yang dingin dan sejuk sehingga dengan adanya makanan pedas dapat menghangatkan tubuh secara alami. Jenis makanan pedas yang paling populer adalah sambal, yang nyaris selalu ada di

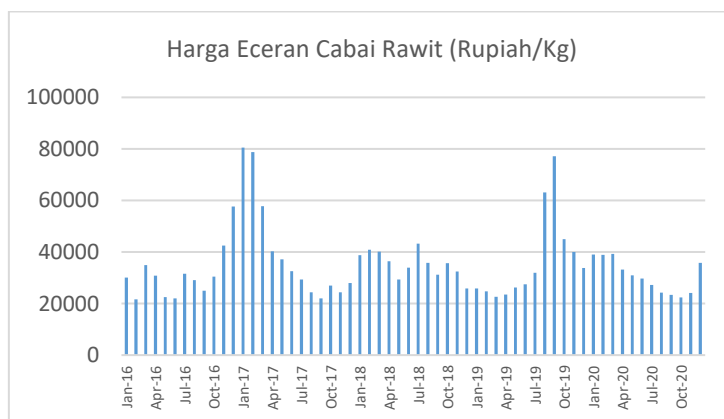
dapur masyarakat Jawa Barat. Cabai rawit adalah bagian penting yang terdapat pada olahan makanan pedas tersebut.

Cabai rawit (*Capsicum frutescens*) merupakan salah satu tanaman hortikultura dari jenis sayuran yang memiliki buah kecil dengan rasa yang pedas. Cabai jenis ini dibudidayakan oleh para petani karena banyak dibutuhkan dan disukai masyarakat, tidak hanya dalam skala rumah tangga tetapi juga digunakan dalam skala industri, dan juga di ekspor ke luar negeri.

Pedasnya cabai rawit, tak hanya di mulut, tetapi juga dapat mempengaruhi perekonomian nasional. Harga cabai rawit yang meroket dapat menjadi penggerak inflasi nasional. Dalam catatan Badan Pusat Statistik (BPS) dari laporan perkembangan mingguan harga eceran beberapa bahan pokok, komoditas cabai rawit selalu fluktuatif.

Badan Pusat Statistik (BPS) menyebutkan bahwa di bulan Oktober 2020 terjadi inflasi sebesar 0,28%. Inflasi ini lebih tinggi dari bulan sebelumnya, yaitu sebesar 0,07%. Komoditas penyumbang inflasi salah satunya adalah cabai rawit dengan andil sebesar 8,1%.

Menurut Kepala Badan Pusat Statistik (BPS), Suhariyanto mengatakan bahwa kenaikan harga komoditas ini dikarenakan faktor cuaca yang tidak terlalu berpihak, dimana curah hujan yang tinggi berdampak pada produksi dan kualitas cabai rawit. Lonjakan kenaikan harga terjadi sampai dengan bulan Desember 2020 karena memasuki natal dan tahun baru. Gambar 1. menunjukkan harga cabai rawit yang berfluktuasi dan cenderung memiliki pola musiman.



Gambar 1. Harga Eceran Cabai Rawit Provinsi Jawa Barat

Menurut Abdullah Mansuri, Ketua Umum Ikatan Pedagang Pasar Tradisional (IKAPPI), saat ini hampir seluruh bahan pangan mengalami kenaikan harga, namun ada sebagian bahan pangan yang kenaikannya cukup menonjol, salah satunya adalah cabai. Dimana kenaikan harga cabai disebabkan oleh permintaan yang meningkat, tetapi kurangnya pasokan bahan pangan di pasar dan produksi menurun yang disebabkan oleh La Nina, sehingga menyebabkan curah hujan yang cukup tinggi yang berdampak pada komoditas tersebut.

Risiko kenaikan harga dapat diantisipasi dengan cara menyiapkan hasil produksi cabai rawit yang cukup dan pendistribusiannya secara cermat. Produksi adalah suatu kegiatan yang dikerjakan untuk menambah nilai guna suatu barang atau menciptakan barang baru sehingga lebih bermanfaat dalam memenuhi kebutuhan. Sedangkan distribusi adalah kegiatan ekonomi yang tujuannya menyalurkan barang hasil produksi dari produsen ke konsumen.

Langkah awal untuk menekan terjadinya lonjakan harga cabai rawit adalah dengan memiliki angka jumlah produksi cabai rawit yang dibutuhkan, yang dapat dimodelkan secara matematis melalui sebuah metode peramalan yang merupakan salah satu alat bantu dalam pengambilan keputusan berdasarkan kumpulan data-data masa lampau. Dengan melakukan peramalan, seseorang atau organisasi dapat memperkirakan kondisi di masa depan yang berada diluar kendali dengan seakurat mungkin berdasarkan informasi yang dimiliki. Namun tidak semua data yang akan diramalkan itu memiliki pola yang bagus, bahkan ada data yang bersifat intermiten atau tidak teratur. Terdapat empat pola data dalam peramalan yaitu pola horizontal, pola musiman, pola siklis dan pola trend. Metode yang sesuai untuk digunakan dalam penelitian ini adalah metode holt-winters karena data yang berfluktuasi mengandung pola musiman.

## KAJIAN TEORI

Peramalan adalah suatu seni dan ilmu pengetahuan dalam memprediksi peristiwa pada masa mendatang. Peramalan akan melibatkan pengambilan data historis dan memproyeksi mereka ke masa yang akan datang dengan model matematika (Heizer dan Render, 2015). Peramalan data runtun waktu merupakan alat bantu yang penting dalam perencanaan yang efektif dan efisien (Makridakis: 1998). Tujuan dari metode peramalan runtun waktu yaitu menemukan pola dalam deret data historis dan mengekstrapolasikan pola data tersebut ke masa depan (Makridakis: 1983).

Metode pemulusan merupakan metode peramalan yang didasarkan pada pola data secara empiris untuk meramalkan masa yang akan datang. Ciri khas dari metode pemulusan adalah data yang baru mempunyai bobot yang lebih besar dari data sebelumnya, Pembobotan dari data membentuk pola eksponensial. Metode pemulusan eksponensial adalah sebuah teknik sederhana dan cepat yang digunakan untuk pemulusan dan meramal sebuah data runtun waktu tanpa perlu pengepasan sebuah model parametrik (Gelper, 2007).

Metode *Holt-Winters* merupakan salah satu metode pemulusan eksponensial yang hanya dapat digunakan untuk data yang mengandung pola *trend* dan pola musiman. Metode ini didasarkan pada 3 persamaan pemulusan yaitu satu untuk keseluruhan, satu untuk *trend* dan satu untuk musiman (Makridakis, 1998). Metode *Holt-Winters* dibagi menjadi dua model, yaitu model aditif dan multiplikatif. Perhitungan dengan model aditif dilakukan jika plot data asli menunjukkan fluktuasi musiman yang relatif stabil (konstan), sedangkan model multiplikatif digunakan jika plot data asli menunjukkan fluktuasi musiman yang bervariasi.

Ayu Aryati dkk (2019) meramalkan jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Indonesia dengan menggunakan metode *Holt-Winters Exponential Smoothing*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* multiplikatif memberikan nilai ketepatan peramalan yang paling baik.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Eko Fachrozi Putra dkk yang meramalkan jumlah produksi ikan di Kota Sibolga Tahun 2000-2017 dengan menggunakan metode pemulusan eksponensial *Holt-Winter* dan SARIMA. Hasil penelitian dari perbandingan metode peramalan menunjukkan bahwa metode SARIMA lebih baik dari pada metode eksponensial *Holt-Winters* aditif.

## METODE PENELITIAN

### Data Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik 2016-2020. Unit observasi penelitian adalah Provinsi Jawa Barat. Variabel penelitian yang digunakan yaitu produksi total tanaman Cabai Rawit tiap bulan di Provinsi Jawa Barat periode tahun 2016-2020. Pengolahan data dilakukan dengan software R.

### Pembuatan Model *Holt-winters* untuk Peramalan

Sebelum melakukan permodelan, terlebih dahulu dilakukan pembagian data menjadi data pelatihan dan data pengujian. Selanjutnya data akan digunakan untuk membuat model holt-winters.

Metode Holt-winters merupakan salah satu variasi dari Exponential Smoothing. Pembuatan model holt-winters dilakukan dengan menentukan nilai parameter pemulusan  $\alpha$ ,  $\beta$  dan  $\gamma$  yang paling optimal. Dalam metode Holt-Winter digunakan persamaan peramalan ( $F_t$ ) dan tiga persamaan pemulusan yang terdiri dari persamaan untuk level ( $L_t$ ), trend ( $b_t$ ), dan komponen seasonal ( $S_t$ ) dengan parameter pemulusan berupa  $\alpha$ ,  $\beta$ , dan  $\gamma$ .

Persamaan dasar Holt-Winter dengan tipe musiman multiplikatif:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2)$$

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-1} \quad (3)$$

$$F_{t+m} = (L_t + b_t m)S_{t-s+m} \quad (4)$$

dimana:

- $L_t$  : level pada periode ke-t
- $b_t$  : trend pada periode ke-t
- $S_t$  : komponen *seasonal* pada periode ke-t
- $F_{t+m}$  : peramalan pada periode t+m

Sementara  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$  menunjukkan parameter pemulusan yang harus bernilai pada interval 0 hingga 1, m menunjukkan jumlah ramalan ke depan, s menunjukkan panjang musiman misalnya jumlah bulan atau kuartal dalam setahun dan  $Y_t$  mewakili data yang diamati pada titik waktu t.

Untuk menginisiasi level, trend, dan komponen seasonal dapat digunakan:

$$L_s = \frac{1}{s}(Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (5)$$

$$b_t = \frac{1}{s} \left( \frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \frac{y_{s+2} - y_2}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right) \quad (6)$$

$$S_p = \frac{y_p}{L_s}; \text{ dengan } p = 1, 2, 3, \dots, s \quad (7)$$

Sedangkan untuk persamaan dasar Holt-winters dengan tipe musiman aditif:

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (8)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (9)$$

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-1} \quad (10)$$

$$F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (11)$$

Inisiasi nilai level dan trend pada aditif dilakukan dengan menggunakan rumus yang sama dengan metode multiplikatif. Sementara untuk menginisiasi indeks musiman digunakan:

$$S_p = Y_p - L_s; \text{ dengan } p = 1, 2, 3, \dots, s \quad (12)$$

## Pengukuran Akurasi

### 1. Mean Square Error (MSE)

MSE merupakan penjumlahan kesalahan yang telah dikuadratkan dibagi dengan banyaknya data yang diamati. MSE memperkuat pengaruh dari angka-angka kesalahan peramalan yang besar, tetapi memperkecil pengaruh dari angka-angka kesalahan peramalan yang kecil. Hal ini terjadi karena kesalahan yang ada dikuadratkan.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (13)$$

Dimana  $Y_t$  adalah nilai aktual hasil observasi,  $(Y_t)^\wedge$  adalah nilai hasil peramalan, dan  $t$  menunjukkan periode ke- $t$ .

### 2. Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE adalah jumlah dari kesalahan kuadrat atau selisih antara nilai sebenarnya dengan nilai prediksi yang telah ditentukan.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (14)$$

### 3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan rata-rata kesalahan absolut dari peramalan yang dihasilkan dalam bentuk persentasenya terhadap data aktual. Pendekatan ini berguna ketika ukuran atau besar variabel ramalan tersebut penting dalam mengevaluasi ketepatan ramalan. MAPE mengindikasikan seberapa besar kesalahan dalam meramal yang dibandingkan dengan nilai data aktual pada deret. MAPE juga dapat digunakan untuk membandingkan ketepatan dari teknik yang sama atau berbeda dalam dua deret yang sangat berbeda dan mengukur ketepatan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam bentuk rata-rata persentase absolut kesalahan.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \quad (15)$$

Dimana  $Y_t$  adalah nilai aktual hasil observasi,  $(Y_t)^\wedge$  adalah nilai hasil peramalan, dan  $t$  menunjukkan periode ke- $t$ .

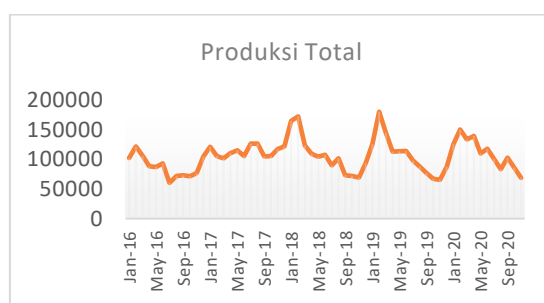
Tingkat akurasi hasil peramalan berdasarkan nilai MAPE dikelompokkan ke dalam rentang signifikansi tertentu yang menunjukkan seberapa baik hasil peramalan. Rentang hasil peramalan tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Tingkat Signifikansi MAPE

Persentase MAPE	Tingkat Signifikansi
<10%	Hasil peramalan sangat baik ( <i>Excellent</i> )
10 - 20%	Hasil peramalan baik ( <i>Good</i> )
20 - 50%	Hasil peramalan cukup ( <i>Reasonable</i> )
>50%	Hasil peramalan buruk ( <i>Bad</i> )

## PEMBAHASAN

### Deskripsi Produksi Total Cabai Rawit



Gambar 2. Produksi Total Cabai Rawit Aktual

Gambar 2. merupakan grafik yang menampilkan data produksi total cabai rawit aktual Provinsi Jawa Barat periode tahun 2016-2020. Berdasarkan Gambar 2. diketahui bahwa data produksi total cabai rawit Provinsi Jawa Barat tahun 2016-2020 memiliki pola data cenderung mengalami peningkatan atau penurunan (fluktuasi) dan tampak adanya musiman.

### Pembagian Data Pelatihan dan Pengujian

Data pelatihan digunakan untuk membuat model peramalan, sementara data pengujian digunakan untuk menguji model yang telah didapatkan. Pembagian data pelatihan dan pengujian dilakukan dengan menggunakan perbandingan data pelatihan sebesar 70% dan data pengujian sebesar 30% dari total keseluruhan data sebanyak 60 baris data. Sehingga data pelatihan berjumlah 42 baris data, yaitu data dari Januari 2016 hingga Juni 2019. Sementara data pengujian berjumlah sebanyak 18 baris data, yaitu data dari Juli 2019 hingga Desember 2020. Sebagai pembandingan lainnya juga dilakukan pembagian data pelatihan sebesar 80% dan data pengujian sebesar 20%, serta perbandingan data pelatihan 85% dan data pengujian 15%. Hal ini dilakukan untuk mengetahui perbandingan hasil yang diberikan serta untuk mengetahui apakah perbedaan pembagian data memberikan dampak pada hasil peramalan. Pada Tabel 2. ditunjukkan ringkasan pembagian data pelatihan dan pengujian yang dilakukan.

Tabel 2. Pembagian Data Pelatihan dan Data Pengujian

Perbandingan Pembagian Data	Jenis Data	Jumlah	Periode
70:30	Pelatihan	42	Januari 2016 – Juni 2019
	Pengujian	18	Juli 2019 – Desember 2020
80:20	Pelatihan	48	Januari 2016 – Desember 2019
	Pengujian	12	Januari 2020 – Desember 2020

Perbandingan Pembagian Data	Jenis Data	Jumlah	Periode
85:15	Pelatihan	51	Januari 2016 – Maret 2020
	Pengujian	9	April 2020 – Desember 2020

### Pemodelan *Holt-Winters*

Berdasarkan proses uji coba dengan menggunakan data pelatihan, didapatkan hasil model terbaik dari setiap skenario untuk *Holt-winters* seperti ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Model Terbaik Setiap Skenario untuk *Holt-Winters*

<i>Holt-Winters</i>	Pembagian Data	$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	s
Multiplikatif	70:30	0.3796478	0	1	12
	80:20	0.4225212	0	1	12
	85:15	0.4355183	0	1	12
Aditif	70:30	0.385388	0	1	12
	80:20	0.474042	0	1	12
	85:15	0.4906885	0.00535641	1	12

Pada Tabel 3. periode *seasonal* (s), parameter pemulusan untuk *level* ( $\alpha$ ), parameter pemulusan untuk *trend* ( $\beta$ ) dan parameter pemulusan untuk *seasonal* ( $\gamma$ ) bernilai sama untuk semua jenis skenario. Hal ini terjadi karena nilai tersebut merupakan nilai paling optimal yang dapat diperoleh.

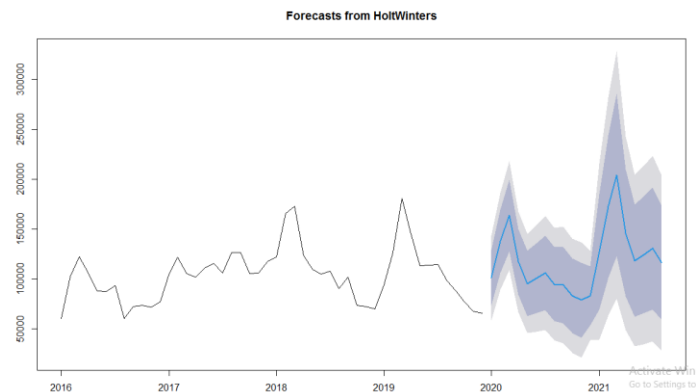
### Peramalan dengan *Holt-Winters*

Peramalan dilakukan dengan menggunakan model terbaik yang telah diperoleh sebelumnya untuk periode ke depan. Dari hasil peramalan tersebut dapat dihitung nilai akurasi dari data pengujian. Berikut tingkat akurasi yang dihasilkan dari setiap skenario *Holt-Winters*.

Tabel 4. Tingkat Akurasi Data Pengujian *Holt-Winters*

<i>Holt-Winters</i>	Ukuran Akurasi	Data Pengujian		
		30%	20%	15%
Multiplikatif	MSE	$1.762 \times 10^6$	$314 \times 10^6$	$547 \times 10^6$
	RMSE	41974.39	17724.16	23400.72
	MAPE	38.7544	<b>13.68146</b>	17.39496
Aditif	MSE	$2.205 \times 10^6$	$430 \times 10^6$	$882 \times 10^6$
	RMSE	46957.29	20731.05	29707.44
	MAPE	47.30205	15.39119	21.55564

Dari Tabel 4. dapat diketahui bahwa perbedaan pembagian data pelatihan dan pengujian dapat mempengaruhi tingkat akurasi yang dihasilkan. Hasil dari penghitungan tingkat akurasi menunjukkan bahwa penggunaan metode *Holt-Winters* tipe musiman multiplikatif dengan pembagian data pelatihan dan pengujian 80:20 diperoleh hasil peramalan yang baik dengan nilai MAPE 13.68%. Metode *Holt-Winters* tipe musiman multiplikatif tersebut akan digunakan untuk melakukan peramalan terhadap data dengan jangka waktu 2 tahun ke depan.



Gambar 3. Hasil Peramalan Produksi Cabai Rawit

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk meramalkan produksi cabai rawit Provinsi Jawa Barat adalah metode *Holt-Winters* tipe musiman multiplikatif karena data yang berfluktuasi mengandung pola musiman. Nilai ketepatan peramalan produksi cabai rawit provinsi Jawa Barat dengan nilai MAPE terkecil sebesar 13,68% adalah  $\alpha=0,42$ ;  $\beta=0$  dan  $\gamma=1$ .

## DAFTAR PUSTAKA

- S. Makridakis, S. C. Wheelwright, and V. E. McGree. (1983). *Forecasting: Methods and applications, 2nd Edition*. New York: Wiley.
- J. H. Heizer and B. Render. (2015). *Operations Management, 11th Edition*. New Jersey: Prentice Hall.
- S. Makridakis, S. C. Wheelwright, R. J. Hyndman. (1998). *Forecasting Methods And Applications. 3rd Edition*. Hoboken: John Wiley & Sons. Inc.
- S. Gelper, R. Fried, C. Croux. (2007). *Robust Forecasting with Exponential and Holt-Winters Smoothing*. Leuven: Katholieke Universiteit Leuven.
- A. Ayu., Purnama, I., & N. N. Yuki. (2020). Peramalan dengan Menggunakan Metode *Holt-Winters Exponential Smoothing* (Studi Kasus: Jumlah Wisatawan Mancanegara yang Berkunjung ke Indonesia). *Jurnal Eksponensial* Vol. 11, No. 1.
- F. P. Eko., A. Yudiantri, & Maiyastri. (2019). Peramalan dengan Menggunakan Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winter dan SARIMA (Studi Kasus: Jumlah Produksi Ikan (Ton) di Kota Sibolga Tahun 2000-2017). *Jurnal Matematika UNAND* Vol. VIII, No. 1 Hal. 75-83.
- Badan Pusat Statistik. (2016). *Produksi Hortikultura Buah dan Sayur Tahunan*. BPS Jawa Barat. Bandung.
- Badan Pusat Statistik. (2017). *Produksi Hortikultura Buah dan Sayur Tahunan*. BPS Jawa Barat. Bandung.



Badan Pusat Statistik. (2018). *Produksi Hortikultura Buah dan Sayur Tahunan*. BPS Jawa Barat. Bandung.

Badan Pusat Statistik. (2019). *Produksi Hortikultura Buah dan Sayur Tahunan*. BPS Jawa Barat. Bandung.

Badan Pusat Statistik. (2020). *Produksi Hortikultura Buah dan Sayur Tahunan*. BPS Jawa Barat. Bandung.