

**PERAMALAN STOK BERAS BULOG PEKANBARU DENGAN
MENGUNAKAN MODEL PEMULUSAN WINTER DAN ARMA(p,q)
(FORECASTING RICE STOCKS BULOG PEKANBARU USING WINTER
SMOOTHING AND ARMA(p,q) MODEL)**

Sigit Sugiarto^{1*}, M.D.H. Gamal², Arif Sanjaya³

Dosen Program Studi S1 Matematika FMIPA Universitas Riau, Pekanbaru^{1*}
sekar_sugiarto@yahoo.co.id HP 081276306666

Dosen Program Studi S1 Matematika FMIPA Universitas Riau, Pekanbaru²
Mahasiswa Program Studi S1 Matematika FMIPA Universitas Riau, Pekanbaru³

ABSTRACT

This article discusses numerical computation of Winter's smoothing and ARMA (p,q) model. Both of these models are used to predict the availability of rice stocks at National Logistics Agency or BULOG to Pekanbaru City in 2015 by considering the seasonal factor from time series span data. Then a comparison is carried out for both forecasting models using minimum Mean Square Error (MSE) for select the right forecasting model.

Keywords: Winter Smoothing Model, ARMA(p,q), MSE

ABSTRAK

Artikel ini membahas penerapan secara numerik dari model Pemulusan Winter dan model ARMA (p,q). Kedua model peramalan ini digunakan untuk meramal ketersediaan stok beras BULOG untuk Kota Pekanbaru di tahun 2015 dengan mempertimbangkan faktor musiman terhadap data yang digunakan. Kemudian dilakukan perbandingan hasil peramalan terhadap nilai Mean Square Error (MSE) dari kedua model peramalan yang digunakan untuk menentukan model peramalan yang tepat.

Katakunci: Model pemulusan Winter, ARMA (p,q), MSE

1. PENDAHULUAN

Forecasting atau peramalan adalah proses memperkirakan nilai atau peristiwa yang akan terjadi di masa mendatang. Peramalan diperlukan untuk menyelesaikan permasalahan di beberapa bidang keilmuan dengan tujuan untuk mendukung pembuatan suatu keputusan di masa mendatang [4, h. 4]. Pembuatan keputusan yang tepat perlu didukung oleh adanya model peramalan yang baik dan tepat. Model peramalan telah banyak diteliti oleh beberapa peneliti sebelumnya, seperti yang dilakukan oleh Chafid [2] dan Fuad [3] dalam manajemen persediaan stok pangan.

Ketersediaan stok pangan sangat penting dalam menjaga stabilitas pangan suatu negara, khususnya di Indonesia. Indonesia yang mempunyai pertambahan jumlah penduduk yang cukup besar setiap tahunnya menjadikan negara ini memperhatikan

tingkat ketersediaan stok pangan, terutama stok pangan beras. Hal ini disebabkan karena mayoritas masyarakat Indonesia mengonsumsi beras dan menjadikan beras sebagai bahan pangan pokok utama.

Dalam penjagaan stabilitas ketersediaan stok dan harga beras di Indonesia, pemerintah Indonesia membentuk suatu Badan Urusan Logistik yang dikenal dengan Perum BULOG. Dalam menjalankan fungsionalnya, badan ini dibagi atas beberapa Divisi Regional atau Divreg, salah satunya Divreg Riau-Kepri. Pendistribusian beras Perum BULOG Divreg Riau-Kepri meliputi beberapa Kabupaten/Kota di Provinsi Riau maupun Kepri, salah satunya Kota Pekanbaru.

Menurut Badan Pusat Statistik Kota Pekanbaru berdasarkan hasil sensus tahun 2010, nilai proyeksi jumlah penduduk Kota Pekanbaru di tahun 2015 diperkirakan mencapai 1.093.416 jiwa. Tentunya kebutuhan pangan beras penduduk Kota Pekanbaru harus berbanding lurus dengan besarnya jumlah penduduk yang terus bertambah setiap tahunnya. Oleh karena itu, badan ini memerlukan kondisi stok pangan yang aman dalam pendistribusian beras di setiap awal bulannya. Kondisi stok pangan tersebut tentunya perlu didukung oleh adanya model matematika yang dapat memprediksi besarnya ketersediaan stok beras di Perum BULOG untuk Kota Pekanbaru pada setiap awal bulan.

Ada beberapa model matematika yang dapat digunakan untuk memprediksi ketersediaan stok beras di Perum BULOG Kota Pekanbaru. Namun dalam penelitian ini, model peramalan yang digunakan dan dianggap dapat memprediksi besarnya kebutuhan beras Perum BULOG Kota Pekanbaru tersebut yaitu model Pemulusan Winter dan model ARMA. Kedua model tersebut baik digunakan untuk mengatasi pola data kebutuhan beras yang mengikuti *trend* dan dipengaruhi oleh musiman. Model peramalan tersebut digunakan dalam penerapan secara numerik untuk memprediksi ketersediaan stok beras Perum BULOG Kota Pekanbaru setiap awal bulan di tahun 2015. Selanjutnya dilakukan perbandingan terhadap kedua model peramalan tersebut untuk memilih model peramalan yang baik dan tepat dengan melihat nilai *Mean Square Error*.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Data Runtun Waktu

Data Runtun waktu atau *time series* adalah himpunan observasi data secara terurut dalam satuan waktu [5, h. 18]. Misalkan X_1, X_2, \dots, X_t sebagai data runtun waktu yang diobservasi pada waktu ke- t . Adapun model yang digunakan dalam menganalisa pola hubungan antara variabel yang akan diramal dari data runtun waktu disebut model

Runtun Waktu. Markridakis *et. al* [4, h. 10] mengemukakan bahwa langkah penting dalam memilih suatu model runtun waktu yang tepat adalah mempertimbangkan jenis pola data, sehingga model tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis yaitu Pola Data Horizontal, Pola Data Musiman, Pola Data *Trend* dan Pola Data Siklis. Kemudian hal yang dilakukan setelah pola terbentuk adalah menganalisa faktor yang mempengaruhi pola data runtun waktu tersebut.

Model *ARMA* adalah gabungan antara model *autoregressive* dan model *moving average*. Secara matematis model ini ditulis sebagai *ARMA* (p,q) dengan $p, q = 0, 1, 2, \dots$ sebagai derajat model *autoregressive* dan model *moving average*. Bentuk model *ARMA* (p,q) sebagai berikut [8, h. 72]:

$$\varphi_p(B)X_t = \theta_q(B)a_t, \quad (1)$$

dengan $\varphi_p(B)$ adalah koefisien model *autoregressive*, $\theta_q(B)$ adalah koefisien model *moving average* dan B sebagai operator *backshift*, seperti $BX_t = X_{t-1}$, $B^2X_t = X_{t-2}$.

Dalam penerapan model *ARMA* (p,q) , model ini memerlukan proses penstabilan data runtun waktu yang digunakan. Penstabilan data dilakukan melalui proses stasioneritas yakni dengan menggunakan transformasi dan *differencing*. Ketika data tidak stasioner terhadap *mean*, maka penstasioneran data dapat dilakukan menggunakan persamaan *differencing* berikut [8, h. 71]:

$$X_t' = (1 - B)^d X_t, \quad (2)$$

untuk data non-musiman atau dengan menggunakan persamaan *differencing* dengan s sebagai panjang musiman untuk data yang dipengaruhi musiman sebagai berikut:

$$X_t'' = (1 - B^s)^D X_t, \quad (3)$$

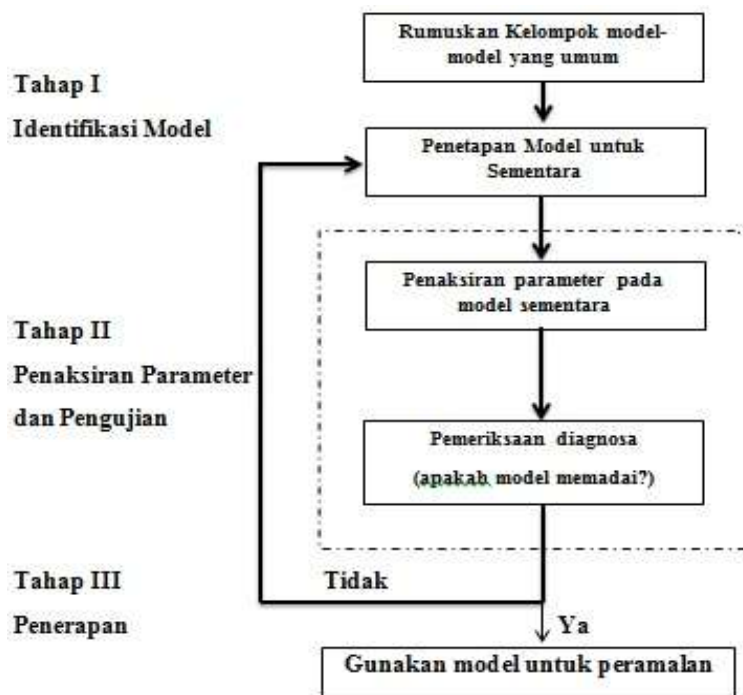
dengan d adalah orde *differencing* non-musiman dan D adalah orde *differencing* musiman. Namun, jika variansi yang menyebabkan stasioneritas terganggu maka dapat dilakukan dengan menstransformasi data ke bentuk $\ln(X_t)$. Selanjutnya ketika data runtun waktu sudah stasioner, maka model *ARMA* (p,q) yang digunakan dalam peramalan sebagai berikut [8, h. 72]:

$$\Phi_p(B^s)\varphi_p(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D X_t = \theta_q(B^s)\theta_q(B)a_t \quad (4)$$

dengan $(1 - B)^d$, $(1 - B^s)^D$ mengikuti proses *differencing* pada persamaan (2) dan (3), $\Phi_p(B^s)$, $\theta_q(B^s)$ secara berurutan sebagai koefisien model *autoregressive* dan *moving*

average dengan pengaruh musiman, dan p, q, d, P, Q, D secara berurut sebagai derajat *autoregressive*, *moving average* dan *differencing* untuk data runtun waktu non-musiman dan musiman.

Montgomery [5, h. 265-266] mengatakan bahwa langkah-langkah dalam membentuk model $ARMA(p,q)$ dengan proses *differencing* dapat mengikuti skema pembentukan model sebagaimana tampak pada Gambar 1.



Gambar 1. Skema Pembentukan Model $ARMA(p,q)$

Prose identifikasi model dilakukan dengan menduga model yang akan digunakan dalam peramalan dengan mengidentifikasi *plot Autocorrelation Function (ACF)* dan *Partial Autocorrelation Function (PACF)* dari data yang sudah stasioner. Menurut Suhartono [7, h. 217], identifikasi model dapat menggunakan pola teoritis *ACF* dan *PACF* sebagaimana pada Tabel 1. Sedangkan penaksiran parameter model dilakukan dengan meminimumkan nilai *mean square error (MSE)*. Nilai *MSE* diperoleh dari persamaan berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t|^2 \quad (5)$$

dengan e_t sebagai nilai kesalahan model pada periode ke- t . Nilai kesalahan model ini dihitung berdasarkan selisih antara nilai dari data runtun waktu yang digunakan dan nilai ramalan pada model. Setelah nilai parameter model telah diperoleh, maka perlu dilakukan pengecekan diagnosa terhadap kesalahan model. Tujuan pengecekan diagnose

kesalahan model adalah apakah model yang teridentifikasi layak untuk digunakan dalam peramalan. Pengecekan diagnosa model dilakukan dengan uji statistik Box-Pierce dan dibantu oleh *software* statistik R.

2.2. Model Pemulusan Winter

Model ini merupakan model pemulusan eksponensial yang menggunakan tiga konstanta pemulusan, yaitu konstanta untuk pemulusan keseluruhan, pemulusan *trend*, dan pemulusan musiman. Dimisalkan f_{t+k} adalah nilai ramalan pemulusan Winter yang ditinjau pada akhir periode ke- t dengan k adalah bilangan bulat positif, L_t , T_t dan S_t secara berurut sebagai nilai pemulusan keseluruhan, *trend* dan musiman pada periode ke- t . Model pemulusan Winter dapat diperoleh melalui dua pendekatan musiman, yaitu:

1. Model Pemulusan Winter dengan pendekatan perkalian musiman atau *multiplicative seasonal model* yang digunakan untuk variansi data terhadap musiman dari data runtun waktu yang mengalami peningkatan atau penurunan (fluktuasi). Nilai ramalan ($f_{t,k}$) untuk periode ($t+k$) model ini adalah

$$f_{t,k} = (L_t + kT_t)S_{t+k-c}, \quad (6)$$

2. Model Pemulusan Winter dengan pendekatan penjumlahan musiman atau *additive seasonal model* yang digunakan untuk mengatasi variansi data terhadap musiman yang konstan. Pada akhir periode ke- t , nilai ramalan ($f_{t,k}$) untuk periode ($t+k$) diperoleh dari persamaan

$$f_{t,k} = L_t + kT_t + S_{t+k-c}, \quad (7)$$

dengan S_{t+k-c} nilai pemulusan musiman pada periode ke- $(t+k-c)$, c adalah panjang musiman dan $k = 1, 2, \dots, c$. Adapun nilai pemulusan yang digunakan oleh dua pendekatan musiman tersebut adalah sebagai berikut:

- a. Pemulusan Keseluruhan Winter *Multiplicative*

$$L_t = \alpha \frac{X_t}{S_{t-c}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (8)$$

- b. Pemulusan Keseluruhan Winter *Additive*

$$L_t = \alpha(X_t - S_{t-c}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}), \quad (9)$$

- c. Pemulusan *Trend* Winter *Multiplicative* dan *Additive*

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}, \quad (10)$$

d. Pemulusan Musiman Winter *Multiplicative*

$$S_t = \gamma \frac{X_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-c} \quad (11)$$

e. Pemulusan Musiman Winter *Additive*

$$S_t = \gamma(X_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-c}, \quad (12)$$

dengan S_{t-c} adalah nilai estimasi faktor musiman pada periode ke- $(t - c)$ dan $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$. Dikarenakan nilai pada periode ke- $(t-c)$ tidak tersedia, maka diperlukan nilai awal. Adapun nilai awal model pemulusan Winter dapat menggunakan nilai awal pada Tabel 1 sebagai berikut:

Tabel 1. Nilai Awal Model Pemulusan Winter

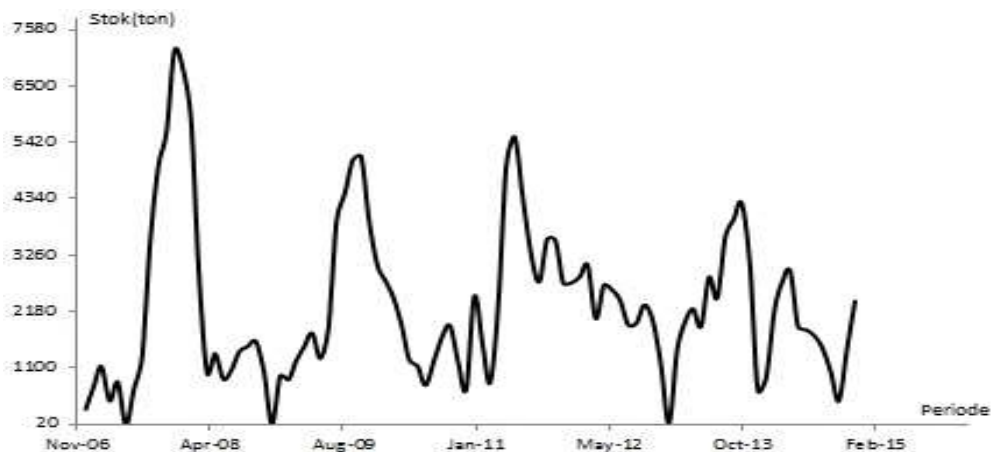
Pemulusan	Nilai Awal
Keseluruhan	$L_c = \frac{1}{c}(X_1 + X_2 + \dots + X_c)$
<i>Trend</i>	$T_c = \frac{1}{c} \left(\frac{X_{c+1} - X_1}{c} + \frac{X_{c+2} - X_2}{c} + \dots + \frac{X_{c+k} - X_k}{c} \right)$
<i>Winter Multiplicative Seasonal</i>	$S_k = \frac{X_k}{L_c}$
<i>Winter additive Seasonal</i>	$S_k = X_k - L_c$

dengan $k = 1, 2, 3, \dots, c$. Selanjutnya nilai-nilai parameter α, β , dan γ dapat ditentukan melalui cara *linier programming* dengan tujuan untuk meminimalkan *MSE* yang dilakukan menggunakan bantuan *solver* pada *software Microsoft Excel*.

Setelah beberapa model peramalan diperoleh, maka selanjutnya dilakukan perbandingan untuk memilih model yang lebih baik. Perbandingan dilakukan dengan menggunakan nilai *MSE* pada persamaan (5) yang diharapkan nilainya sangat kecil dan dapat merepresentasikan data.

3. PERAMALAN STOK BERAS BULOG KOTA PEKANBARU

Hal yang pertama dilakukan dalam peramalan adalah menganalisa bentuk pola data. Bentuk pola data dapat dilihat dari sumber data yang digunakan. Dalam penerapan model peramalan dalam penelitian ini, data yang digunakan bersumber dari Bagian Persediaan dan Angkutan Perum BULOG Kota Pekanbaru pada bulan Januari 2007 hingga Desember 2014 [1, h. 1-26]. Untuk melihat bentuk pola data dari sumber data yang digunakan sangat sulit dilakukan. Oleh karena itu, untuk mempermudah menganalisa pola data tersebut dapat dilakukan *plot* terhadap data sebagaimana tampak pada Gambar 2.

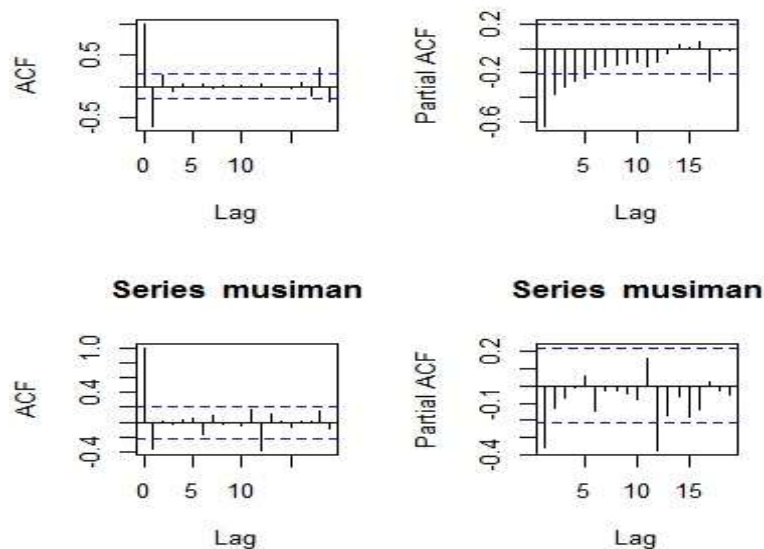


Gambar 2. *Plot* Data Perum BULOG untuk Kota Pekanbaru

Plot data pada Gambar 2 menunjukkan bahwa data mengalami fluktuasi yang cukup besar di antara 500 sampai 7000 ton beras. Fluktuasi terbesar sering terjadi di bulan Januari, Juni, Oktober dan Desember. Selain itu, pola pengulangan musiman juga terjadi di beberapa bulan dan menyebabkan variansi data mengalami fluktuasi. Hal ini mengindikasikan bahwa pola data dipengaruhi oleh faktor *trend* dan musiman.

3.1. Hasil Ramalan Dengan Model *Arma(p,q)*

Peramalan dengan model *ARMA(p,q)* memerlukan data yang stasioner. Sehingga langkah pertama dalam penerapan model ini adalah melakukan proses stasioneritas data dengan menggunakan transformasi dan *differencing*. Kemudian setelah data stasioner, dilakukan proses identifikasi model dari *plot ACF* dan *PACF* data. Adapun *plot ACF* dan *PACF* dari data stasioner disajikan oleh grafik pada Gambar 3.



Gambar 3. *Plot ACF dan PACF Data*

Hasil grafik pada Gambar 3 dari data yang sudah stasioner menunjukkan bahwa *ACF* tidak signifikan pada *lag-lag* non-musiman atau memotong pada *lag* ke-1, 2, 18. Sedangkan *PACF* non-musiman pada grafik tampak memotong pada *lag* ke-1, 2, 3, 4, 5, dan 18. Hal ini juga terjadi pada *ACF* dan *PACF* pada *lag-lag* musiman yang cenderung memotong pada *lag* ke-1, 2, 12.

Dengan menggunakan petunjuk pola *ACF* dan *PACF* pada Tabel 1, diduga ada 3 buah model yang memiliki nilai kesalahan terkecil, yaitu $ARIMA(2,1,2)(1,1,1)^{12}$, $ARIMA(2,1,1)(1,1,1)^{12}$, $ARIMA(2,2,2)(1,1,1)^{12}$. Kemudian misalkan $ARIMA(2,1,2)(1,1,1)^{12}$ sebagai nilai ramalan 1 (NR1), $ARIMA(2,1,1)(1,1,1)^{12}$ sebagai nilai ramalan 2 (NR2) dan $ARIMA(2,2,2)(1,1,1)^{12}$ sebagai nilai ramalan 3 (NR3). Setelah model teridentifikasi, dilakukan estimasi terhadap nilai parameter model dengan bantuan *software* statistik R. Hasil estimasi nilai-nilai parameter model tersebut direpresentasikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi Nilai Parameter Model $ARMA(p,q)$ yang Dipilih

Model	AR(1)	AR(2)	SAR(1)	SAR(2)	MA(1)	SMA(1)	<i>p-value</i>
NR1	1,17	-0,44	-1,03	0,03	-0,23	-0,67	0,76
NR2	1,15	-0,42	-1,00	-	-0,24	-0,66	0,72
NR3	1,18	-0,42	-1,99	0,99	-0,22	0,67	0,99

Dengan menggunakan nilai $\alpha = 0,05$, berdasarkan nilai *p-value* pada Tabel 3 tampak bahwa model yang dipilih memenuhi asumsi kenormalan residual model. Sehingga dapat dikatakan bahwa 3 buah model yang dipilih layak untuk digunakan dalam proses peramalan. Oleh karena itu, proses peramalan dapat dilakukan dengan menggunakan 3 buah model tersebut.

3.2. Hasil Ramalan Dengan Model Pemulusan Winter

Berbeda halnya dengan model peramalan $ARMA(p,q)$, model pemulusan Winter dilakukan dengan tidak memperhatikan stasioneritas data dalam penerapannya. Dengan melihat variansi dari data terhadap pengaruh musiman yang mengalami fluktuasi, maka model pemulusan Winter yang digunakan adalah model pemulusan Winter *multiplicative seasonal*. Selanjutnya diambil nilai awal untuk $L_{t-1} = 2131,696612$, $T_{t-1} = -8,579$ dan nilai S_{t-c} yang diperoleh dengan mengestimasi data tahun 2007 dan 2008 dari Tabel 2, maka nilai ramalan model Winter *multiplicative* ini akan memberikan nilai $MSE = 88,36608423$, dengan $\alpha = 0,9985$, $\beta = 0$, dan $\gamma = 0,7157$. Secara matematis, pada akhir periode ke-*t* nilai

ramalan Winter *multiplicative* dapat diperoleh dengan menggunakan persamaan (6), dengan nilai pemulusan untuk *base level* dan musiman dapat dimutakhirkan dengan menggunakan persamaan

$$L_t = 0,9984912 \frac{X_t}{S_{t-c}} + 0,0015088(L_{t-1} + T_{t-1}),$$

$$S_t = 0,7157 \frac{X_t}{L_t} + 0,2843S_{t-c}.$$

Sedangkan nilai pemulusan *trend* diperoleh dengan menggunakan nilai *trend* periode sebelumnya.

Hasil ramalan dengan model pemulusan Winter multiplicative menunjukkan hasil ramalan yang baik dan tepat. Nilai ramalan model ini memperlihatkan bahwa ketersediaan stok beras Perum Bulog untuk Kota Pekanbaru di tahun 2015 akan mengalami penurunan hingga akhir bulan Juli dan akan meningkat kembali hingga akhir bulan Desember. Ketersediaan stok beras tertinggi diprediksi terjadi di bulan Januari, Februari, November dan Desember 2015. Sedangkan stok beras terendah akan terjadi di bulan April, Juni dan Juli 2015. Oleh karena itu, pengambilan keputusan untuk menangani permasalahan ketersediaan stok beras di Perum Bulog untuk Kota Pekanbaru dalam upaya pendistribusian beras sangat diperlukan, agar tidak terjadi kekurangan stok beras ketika pelaksanaan pendistribusian beras dilakukan.

3.3. Perbandingan Model Pemulusan Winter Dengan *Arma(p,q)*

Model peramalan yang baik dan akurat adalah model peramalan yang dapat merepresentasikan data secara baik dan tepat. Sehingga perlu dilakukan pemilihan model yang paling baik. Nilai *MSE* yang minimum menjadi kriteria pemilihan model tersebut. Adapun perbandingan nilai *MSE* dari model peramalan yang terbentuk disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Ramalan dan Perbandingan Nilai *MSE* Model Peramalan

Bulan	NR 1	NR 2	NR 3	Winter <i>Multiplicative</i>
April	2552.938	2537.522	2286.352	495,51
Mei	2553.830	2547.355	2208.217	728,28
Juni	2616.708	2630.208	2220.669	301,36
Juli	2248.334	2266.871	1804.382	565,04
Agustus	2550.300	2569.260	2045.091	879,40

September	2719.739	2731.625	2156.044	1606,64
Oktober	3086.776	3090.266	2465.697	2070,60
November	2717.398	2715.909	2095.726	2077,10
Desember	1673.699	1664.787	1068.366	2210,99
Nilai MSE	749041	750593	786941	88,36608423

Dari Tabel 4 model Winter *multiplicative* memiliki nilai MSE lebih kecil daripada nilai MSE model ARMA (p,q). Jadi model Winter *multiplicative* dapat dikatakan lebih baik dari model ARMA (p,q) dalam merepresentasikan data ketersediaan stok beras Perum BULOG untuk Kota Pekanbaru di tahun 2015 setiap awal bulannya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan proses peramalan yang telah dilakukan, diperoleh model ARIMA (2,1,2)(1,1,1)¹², ARIMA (2,1,1)(1,1,1)¹², ARIMA (2,2,2)(1,1,1)¹² dan Winter *multiplicative* dengan $\alpha = 0,9985$, $\beta = 0$ dan $\gamma = 0,7157$ sebagai model yang baik digunakan untuk memprediksi ketersediaan stok beras BULOG Kota Pekanbaru di tahun 2015. Namun dari model peramalan tersebut, model Winter *multiplicative* memiliki nilai MSE lebih kecil. Sehingga dapat dikatakan bahwa model Winter *multiplicative* adalah model yang baik untuk digunakan sebagai model peramalan ketersediaan stok beras Perum BULOG untuk Kota Pekanbaru pada setiap awal bulan di tahun 2015.

5. PUSTAKA

- [1] Bagian Persediaan dan Angkutan Perum BULOG (Badan Urusan Logistik). 2014. Kota Pekanbaru: 26 hlm.
- [2] Chafid, M. Alternative Model of Rice Stocks Prediction at Farmer's Household Level. *Informatika Pertanian*. 2007; 16(2): 999-1018.
- [3] Fuad, M. Prediksi Ketersediaan Beras di Masyarakat dengan Menggunakan Logika Fuzzy dan Jaringan Syaraf Tiruan dalam Upaya Meningkatkan Ketahanan Pangan. *Agrointek*. 2011; 5(1): 67-73.
- [4] Markidakis, S., S. C. Wheelwright & V. E. McGee. *Forecasting Method and Application*, 2nd Ed [Untung Sus Andriyanto & Abdul Basith, trans]. Jakarta: Penerbit Erlangga; 1999.

- [5] Montgomery, D. C., C. L. Jennings & M. Kulahci. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey: Wiley-Interscience; 2008.
- [6] Suhartono. *Analisa Data Statistik dengan R*. Surabaya: Laboratorium Komputasi ITS; 2008.
- [7] Wei, W. S. *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. 2nd Ed. Philadelphia: Temple University Pearson; 2005.