

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

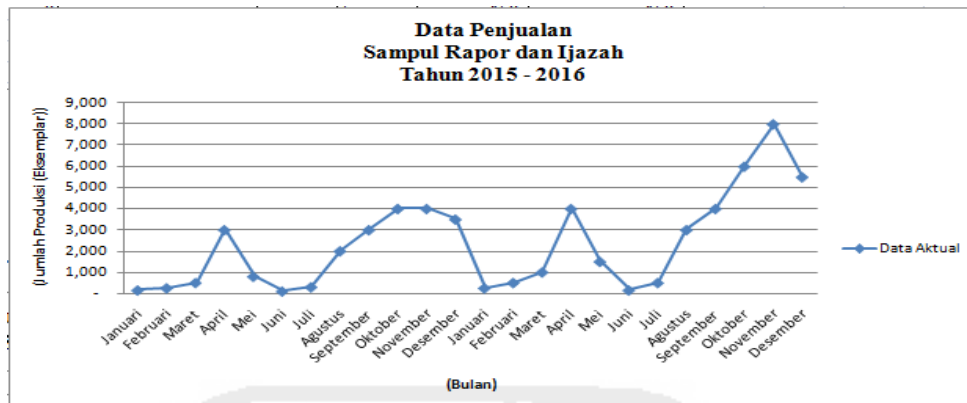
5.1. Analisis Deskriptif Data Penjualan

Pada penelitian ini, akan dilakukan analisis terhadap data penjualan produk sampul rapor dan ijazah di CV. Larassukma pada bulan Januari – Desember mulai tahun 2015 hingga 2016. Analisis awal yang akan diteliti yakni pola pergerakan hasil produksi mulai bulan Januari 2015 hingga Desember 2016.

Tabel 5.1. Data Penjualan Produk Sampul Rapor dan Ijazah

| No | Tahun | Bulan | Jumlah Penjualan Sampul (Eksemplar) | No | Tahun | Bulan | Jumlah Penjualan Sampul (Eksemplar) |
|----|-------|-----------|-------------------------------------|----|-------|-----------|-------------------------------------|
| 1 | 2015 | Januari | 150 | 13 | 2016 | Januari | 250 |
| 2 | 2015 | Februari | 250 | 14 | 2016 | Februari | 500 |
| 3 | 2015 | Maret | 500 | 15 | 2016 | Maret | 1,000 |
| 4 | 2015 | April | 3,000 | 16 | 2016 | April | 4,000 |
| 5 | 2015 | Mei | 800 | 17 | 2016 | Mei | 1,500 |
| 6 | 2015 | Juni | 100 | 18 | 2016 | Juni | 150 |
| 7 | 2015 | Juli | 300 | 19 | 2016 | Juli | 500 |
| 8 | 2015 | Agustus | 2,000 | 20 | 2016 | Agustus | 3,000 |
| 9 | 2015 | September | 3,000 | 21 | 2016 | September | 4,000 |
| 10 | 2015 | Oktober | 4,000 | 22 | 2016 | Oktober | 6,000 |
| 11 | 2015 | November | 4,000 | 23 | 2016 | November | 8,000 |
| 12 | 2015 | Desember | 3,500 | 24 | 2016 | Desember | 5,500 |

Tabel 5.1 adalah data aktual penjualan sampul rapor dan ijazah bulan Januari tahun 2015 hingga Desember tahun 2016. Demi mempermudah melihat pola pergerakan penjualan dari bulan Januari tahun 2015 hingga bulan Desember tahun 2016 yakni dengan menggunakan grafik *scatter plot* seperti pada Gambar 5.1 berikut,



Gambar 5.1 Grafik *Scatter Plot* Penjualan Sampul Rapor dan Ijazah

Pada Gambar 5.1 dapat diketahui pola penjualan pada bulan Januari 2015 hingga Desember 2016 yang mengalami fluktuasi atau variasi dari waktu ke waktu yang disebut dengan variasi *time series*. Variasi *time series* pada Gambar 5.1 yakni jenis variasi musiman. Variasi musiman yang dimaksud adalah fluktuasi yang muncul akibat suatu keadaan. Pada Gambar 5.1, pola *scatter plot* menjadi menurun di bulan Mei dan Juni kemudian meningkat di bulan Juli hingga Desember. Pada bulan Mei dan Juni terjadi penurunan dikarenakan penjualan sampul rapor dan ijazah tidak memproduksi dalam jumlah besar yang disebabkan pada bulan tersebut sudah memasuki masa liburan sekolah. Kemudian mulai bulan Juli mengalami kenaikan yang signifikan hingga bulan November dikarenakan pada bulan Juli sudah memasuki masa masuk sekolah sehingga pada bulan tersebut banyak instansi pendidikan yang melakukan pemesanan produk di CV. Larassukma. Sedangkan pada bulan Desember terjadi penurunan permintaan produksi yang tidak sebanyak bulan November dikarenakan pada bulan Desember memasuki liburan semester dan libur panjang.

5.2. Analisis Peramalan dengan Metode *Grey System*

Analisis yang dilakukan untuk penelitian ini yakni meramalkan data penjualan dengan menggunakan metode *Grey System*. Penelitian ini menggunakan peramalan yang menggunakan metode *Grey System* dikarenakan data yang ada dalam jumlah sedikit, dalam hal ini data penelitian yang digunakan yakni data penjualan pada bulan Januari hingga Desember tahun 2016.

Metode *Grey System* memiliki beberapa tipe, tetapi dalam penelitian ini tipe model *Grey* yang digunakan adalah tipe *grey model first order one variabel* atau biasa disimbolkan dengan tipe GM (1,1). Berikut adalah analisis perhitungan dengan menggunakan metode *Grey* tipe GM (1,1) :

1. Seri data baru menggunakan AGO (*Accumulated Generating Operation*)

Pada langkah ini, peneliti akan membuat seri data baru ($X^{(1)}(k)$) melalui perhitungan *Accumulated Generating Operation* (AGO) yang menghasilkan rumus sebagai berikut : $X^{(1)}(k) = X^{(1)}(k-1) + X^{(0)}(k)$. Sehingga berdasarkan rumus perhitungan AGO maka didapatkan hasil seri data baru seperti pada Tabel 5.2 berikut :

Tabel 5.2. Seri Data Baru (AGO)

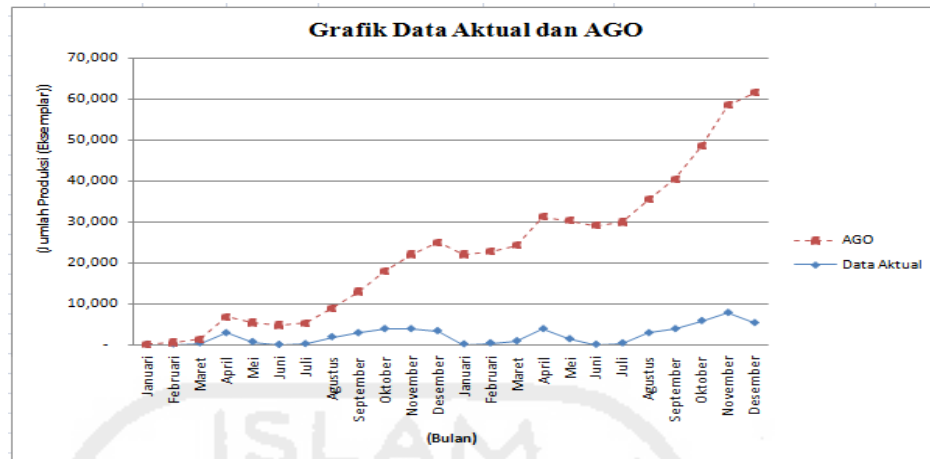
| k | Bulan | $X^{(0)}(k)$ | $X^{(1)}(k)$ | k | Bulan | $X^{(0)}(k)$ | $X^{(1)}(k)$ |
|----|-----------|--------------|--------------|----|-----------|--------------|--------------|
| 1 | Januari | 150 | 150 | 13 | Januari | 250 | 21,850 |
| 2 | Februari | 250 | 400 | 14 | Februari | 500 | 22,350 |
| 3 | Maret | 500 | 900 | 15 | Maret | 1,000 | 23,350 |
| 4 | April | 3,000 | 3,900 | 16 | April | 4,000 | 27,350 |
| 5 | Mei | 800 | 4,700 | 17 | Mei | 1,500 | 28,850 |
| 6 | Juni | 100 | 4,800 | 18 | Juni | 150 | 29,000 |
| 7 | Juli | 300 | 5,100 | 19 | Juli | 500 | 29,500 |
| 8 | Agustus | 2,000 | 7,100 | 20 | Agustus | 3,000 | 32,500 |
| 9 | September | 3,000 | 10,100 | 21 | September | 4,000 | 36,500 |
| 10 | Oktober | 4,000 | 14,100 | 22 | Oktober | 6,000 | 42,500 |
| 11 | November | 4,000 | 18,100 | 23 | November | 8,000 | 50,500 |
| 12 | Desember | 3,500 | 21,600 | 24 | Desember | 5,500 | 56,000 |

Keterangan : $X^{(0)}(k)$: Data aktual

$X^{(1)}(k)$: *Accumulated Generating Operation* (AGO)

k : Periode

Accumulated Generating Operation (AGO) merupakan pemulusan nilai data aktual. Pola data aktual yang membentuk seasonal, setelah dilakukan proses *Accumulated Generating Operation* (AGO) akan membentuk pola tren. Berikut hasil pemulusan dengan AGO seperti Gambar 5.2.



Gambar 5.2. Grafik AGO Penjualan Sampul Rapor dan Ijazah

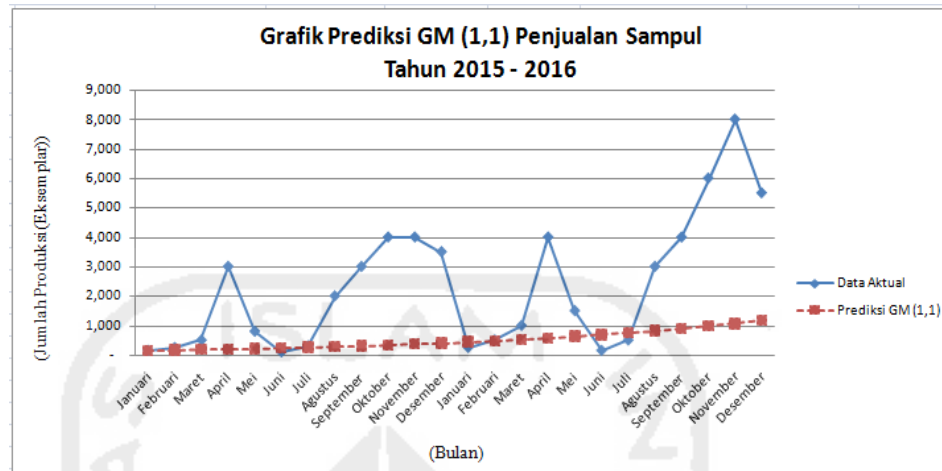
2. Memprediksi periode menggunakan GM (1,1)

Berikut adalah prediksi menggunakan metode GM (1,1) untuk tahun 2015 hingga 2016 :

Tabel 5.2. Prediksi GM (1,1)

| Tahun | Bulan | Data Aktual | Prediksi GM (1,1) |
|-------|-----------|-------------|-------------------|
| 2015 | Januari | 150 | 150 |
| 2015 | Februari | 250 | 164 |
| 2015 | Maret | 500 | 179 |
| 2015 | April | 3,000 | 196 |
| 2015 | Mei | 800 | 214 |
| 2015 | Juni | 100 | 234 |
| 2015 | Juli | 300 | 256 |
| 2015 | Agustus | 2,000 | 280 |
| 2015 | September | 3,000 | 306 |
| 2015 | Oktober | 4,000 | 335 |
| 2015 | November | 4,000 | 366 |
| 2015 | Desember | 3,500 | 400 |
| 2016 | Januari | 250 | 437 |
| 2016 | Februari | 500 | 478 |
| 2016 | Maret | 1,000 | 523 |
| 2016 | April | 4,000 | 571 |
| 2016 | Mei | 1,500 | 625 |
| 2016 | Juni | 150 | 683 |
| 2016 | Juli | 500 | 746 |
| 2016 | Agustus | 3,000 | 816 |
| 2016 | September | 4,000 | 892 |
| 2016 | Oktober | 6,000 | 975 |
| 2016 | November | 8,000 | 1,066 |
| 2016 | Desember | 5,500 | 1,166 |

Untuk lebih memperjelas pola data antara data aktual dan prediksi seperti *scatter plot* pada Gambar 5.3 berikut ini :



Gambar 5.3. Grafik Peramalan GM (1,1)

Pada Gambar 5.3 dapat diketahui bahwa garis berwarna merah adalah hasil prediksi menggunakan GM (1,1). Garis prediksi GM (1,1) tahun 2015-2016 mengalami kenaikan dan data nya jauh dari data aktual.

Untuk melihat tingkat keakuratan hasil peramalan GM (1,1) yakni menggunakan nilai *error* atau tingkat kesalahan peramalan. Nilai tingkat kesalahan peramalan yakni seperti Tabel 5.3 berikut :

Tabel 5.3. Tingkat Kesalahan (*Error*) Peramalan GM (1,1)

| Bulan | Data Aktual | Prediksi GM (1,1) | Error (%) |
|-----------|-------------|-------------------|-----------|
| Januari | 150 | 150 | - |
| Februari | 250 | 164 | 34.41 |
| Maret | 500 | 179 | 64.14 |
| April | 3,000 | 196 | 93.47 |
| Mei | 800 | 214 | 73.22 |
| Juni | 100 | 234 | 134.25 |
| Juli | 300 | 256 | 14.63 |
| Agustus | 2,000 | 280 | 86.00 |
| September | 3,000 | 306 | 89.80 |
| Oktober | 4,000 | 335 | 91.63 |
| November | 4,000 | 366 | 90.85 |
| Desember | 3,500 | 400 | 88.57 |
| Januari | 250 | 437 | 74.89 |
| Februari | 500 | 478 | 4.40 |
| Maret | 1,000 | 523 | 47.74 |
| April | 4,000 | 571 | 85.72 |
| Mei | 1,500 | 625 | 58.36 |

| Bulan | Data Aktual | Prediksi GM (1,1) | Error (%) |
|-----------|-------------|-------------------|-----------|
| Juni | 150 | 683 | 355.22 |
| Juli | 500 | 746 | 49.30 |
| Agustus | 3,000 | 816 | 72.80 |
| September | 4,000 | 892 | 77.69 |
| Oktober | 6,000 | 975 | 83.74 |
| November | 8,000 | 1,066 | 86.67 |
| Desember | 5,500 | 1,166 | 78.80 |

Berdasarkan Tabel 5.3 nilai kesalahan dalam persen cukup tinggi. Tingkat kesalahan yang paling tinggi terdapat pada peramalan bulan Juni 2016 adalah sebesar 355.22% melebihi 100%. Pada bulan Juni tahun 2016, data aktual untuk jumlah sampul rapor dan ijazah adalah sebanyak 150 eksemplar, tetapi hasil peramalannya adalah sebanyak 683 eksemplar. Hasil peramalan tersebut sangat jauh dari data aktualnya sehingga mengakibatkan tingkat kesalahan yang tinggi. Hal tersebut dikarenakan data dalam satu tahun yang berfluktuasi.

3. Menghitung Ketepatan Metode Peramalan

Berikut adalah perhitungan ketepatan metode peramalan menggunakan *Mean Square Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) (Lampiran 1) :

a. *Mean Square Error* (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k))^2$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{24} ((150-150)^2 + (250-164)^2 + (500-179)^2 + \dots + (5500-1166)^2) \\ &= 7,269,559.84 \end{aligned}$$

b. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k)}{X^{(0)}(k)} \right|$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

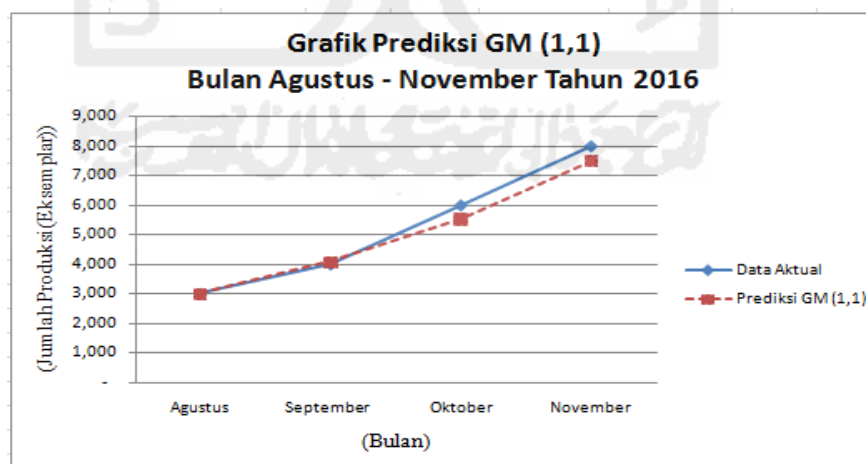
$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{100\%}{24} \left(\left(\frac{150-150}{150} \right) + \left(\frac{250-164}{250} \right) + \left(\frac{500-179}{500} \right) + \dots + \left(\frac{5500-1166}{5500} \right) \right) \\ &= \frac{19.36}{24} \times 100\% = 81\% \end{aligned}$$

Dari hasil ketepatan metode peramalan Grey dengan model GM (1,1) dapat diketahui nilai *Mean Square Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* sangat besar. Hal tersebut berarti metode grey dengan 24 data dari tahun 2015 hingga 2016 tidak cocok untuk digunakan peramalan.

Dalam penelitian ini, kelebihan metode *grey forecasting* yakni salah satunya data yang digunakan sedikit. Oleh karena itu, peneliti melakukan analisis untuk 4 bulan terakhir yakni bulan Agustus hingga November 2016, dimana pada rentang bulan tersebut mengalami kenaikan.

Berikut adalah grafik scatter plot data penjualan sampel rapor dan ijazah ,dan hasil *forecasting* metode GM (1,1) pada bulan Agustus hingga November 2016, seperti Gambar 5.4.



Gambar 5.4 Grafik Peramalan GM (1,1) sampel data kecil

Pada Gambar 5.4 diketahui grafik prediksi yang hampir berdempitan dengan data aktual. Nilai hasil prediksinya yakni seperti pada Tabel 5.4 berikut :

Tabel 5.4. Prediksi GM (1,1) Bulan Agustus – November 2016

| Bulan | Data Aktual | Prediksi GM (1,1) |
|-----------|-------------|-------------------|
| Agustus | 3,000 | 3,000,00 |
| September | 4,000 | 4,064.98 |
| Oktober | 6,000 | 5,508.03 |
| November | 8,000 | 7,463.35 |

Tabel 5.4 merupakan nilai prediksi GM (1,1) pada bulan Agustus – November 2016. Nilai prediksi pada bulan September dan Oktober hampir sama dengan data aktual yakni pada bulan September 2016 sebanyak 4,000 eksemplar dan hasil peramalannya sebanyak 4,064 eksemplar. Kemudian pada bulan Oktober 2016 jumlah sampul rapor dan ijazah sebesar 6,000 eksemplar dan hasil peramalan untuk bulan Oktober 2016 sebesar 5,508 eksemplar. Tetapi pada bulan November hasil peramalan berbeda dengan data aktualnya yakni jumlah sampul pada bulan November 2016 sebanyak 8,000 eksemplar, sedangkan hasil peramalannya sebanyak 7,463 eksemplar.

Untuk melihat tingkat keakuratan hasil peramalan GM (1,1) pada bulan Agustus 2016 hingga November 2016 yakni menggunakan nilai *error* atau tingkat kesalahan peramalan. Nilai tingkat kesalahan peramalan yakni seperti Tabel 5.5. berikut :

Tabel 5.5. Tingkat Kesalahan (*Error*) Peramalan GM (1,1) Bulan Agustus–November 2016

| Bulan | Data Aktual | Prediksi | Error (%) |
|-----------|-------------|----------|-----------|
| Agustus | 3,000 | 3,000,00 | - |
| September | 4,000 | 4,064.98 | 1.62 |
| Oktober | 6,000 | 5,508.03 | 8.19 |
| November | 8,000 | 7,463.35 | 6.71 |

Berdasarkan Tabel 5.5 nilai kesalahan dalam persen cukup rendah. Tingkat kesalahan yang paling tertinggi yakni terdapat pada peramalan bulan Oktober yakni sebesar 8.19%. Tingkat kesalahan pada bulan September dan November yakni cukup rendah. Pada bulan September tingkat kesalahannya sebesar 1.62% dan bulan November sebesar 6.71%.

Kemudian untuk mengetahui berapa besar tingkat kesalahan prediksi yakni dengan menghitung ketepatan metode peramalan sebagai berikut :

a. *Mean Square Error (MSE)*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left(X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k) \right)^2$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{4} \left((3000 - 3000)^2 + (4000 - 4064.98)^2 + (6000 - 5508.03)^2 + (8000 - 7463.35)^2 \right) \\ &= 133,561.74 \end{aligned}$$

b. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{X^{(0)}(k) - \hat{X}^{(0)}(k)}{X^{(0)}(k)} \right|$$

Keterangan : n : banyaknya data

$X^{(0)}(k)$: data aktual pada waktu k

$\hat{X}^{(0)}(k)$: data hasil peramalan pada waktu k

$$\begin{aligned} MAPE &= \frac{100\%}{4} \left[\left(\frac{3000 - 3000}{3000} \right) + \left(\frac{4000 - 4064.98}{4000} \right) + \left(\frac{6000 - 5508.03}{6000} \right) + \left(\frac{8000 - 7463.35}{8000} \right) \right] \\ &= \frac{0.1653}{4} \times 100\% = 4.13\% \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil ketepatan metode peramalan *Grey System* dengan model GM (1,1) dengan empat data terakhir dapat diketahui nilai *Mean Square Error (MSE)* dan *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)* lebih kecil dibandingkan keseluruhan data (24 data). Hal tersebut berarti metode *grey* dengan empat data terakhir adalah bulan Agustus hingga November tahun 2016 sesuai digunakan untuk peramalan metode GM (1,1).

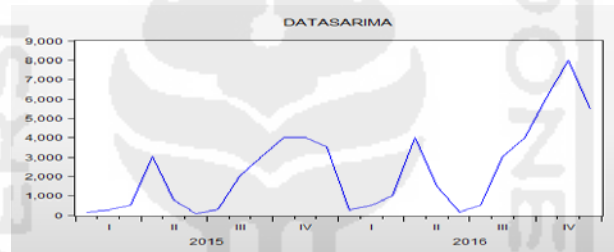
Sehingga pada proses peramalan menggunakan metode *Grey System* dengan tipe GM (1,1) data yang digunakan untuk meramalkan adalah data dalam jumlah yang sedikit. Pada kasus jumlah penjualan sampul rapor dan ijazah data yang digunakan untuk meramalkan dengan metode *Grey* tipe GM (1,1) pada satu

tahun yakni mulai bulan Januari hingga Desember 2016 memiliki tingkat kesalahan (*error*) cukup tinggi. Sedangkan dengan menggunakan 4 data terakhir yakni bulan Agustus hingga November 2016 dimana pola data penjualannya yang meningkat, tingkat kesalahan peramalannya kecil dan hasil peramalannya mendekati data asli (aktual).

5.3. Analisis Peramalan dengan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*)

5.3.1. Plot Data

Hal pertama yang dilakukan dalam peramalan dengan metode SARIMA adalah melihat pola data apakah data sudah stasioner dalam *mean* maupun variansi. Berikut adalah grafik data penjualan tahun 2015 – 2016 :



Gambar 5.5. Grafik Penjualan Tahun 2015 – 2016

Pada Gambar 5.5. dapat diketahui jumlah penjualan sampel yang meningkat serta data tersebut merupakan data yang tidak stasioner karena data tidak berada disekitar rata-rata. Apabila ingin mengetahui data tersebut benar tidak stasioner yakni dengan menggunakan Uji *Augmented Dickey-Fuller* (ADF), hasilnya seperti Gambar 5.6 berikut :

| | t-Statistic | Prob.* |
|--|-------------|--------|
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | -2.316842 | 0.1757 |
| Test critical values: | | |
| 1% level | -3.769597 | |
| 5% level | -3.004861 | |
| 10% level | -2.642242 | |

Gambar 5.6 *Output Augmented Dickey-Fuller* (ADF) Data Penjualan Sampul

Pengujian hipotesisnya sebagai berikut :

a. Hipotesis

H_0 : Data penjualan sampel tidak stasioner dalam variansi

H_1 : Data penjualan sampel stasioner dalam variansi

b. Tingkat signifikansi

Test critical values = 5% = -3.004861

c. Daerah kritis

H_0 ditolak apabila *t-statistics* < *test critical values*

Atau H_0 ditolak apabila $|\hat{\tau}_\delta| \geq |\tau_{(n,\alpha)}|$

d. Statistik uji

Dari *output* uji ADF didapatkan statistik uji (*t-statistics*) adalah -2.316842

e. Keputusan

t-stat. > *test critical values* \rightarrow -2.316842 > -3.004861 maka gagal tolak H_0

Atau $|\hat{\tau}_\delta| < |\tau_{(n,\alpha)}| \rightarrow 2.316842 < 3.004861$ maka gagal tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95% maka data yang ada gagal tolak H_0 yang berarti bahwa data penjualan sampel tidak stasioner dalam variansi.

Berdasarkan uji ADF tersebut maka data penjualan sampel tidak stasioner, maka dilakukan transformasi log agar data tersebut menjadi stasioner. Transformasi log tersebut dicek menggunakan ADF ln, sebagai berikut

| | t-Statistic | Prob.* |
|--|-------------|--------|
| Augmented Dickey-Fuller test statistic | -3.595034 | 0.0146 |
| Test critical values: | | |
| 1% level | -3.769597 | |
| 5% level | -3.004861 | |
| 10% level | -2.642242 | |

Gambar 5.7. Output Augmented Dickey-Fuller (ADF) ln data

Pengujian hipotesisnya sebagai berikut :

a. Hipotesis

H_0 : Ln (data) tidak stasioner dalam variansi

H_1 : Ln (data) stasioner dalam variansi

b. Tingkat signifikansi

Test critical values = 5% = -3.004861

c. Daerah kritis

H_0 ditolak apabila *t-statistics* < *test critical values*

Atau H_0 ditolak apabila $|\hat{\tau}_\delta| \geq |\tau_{(n,\alpha)}|$

d. Statistik uji

Dari *output* uji ADF didapatkan statistik uji (*t-statistics*) adalah -3.595034

e. Keputusan

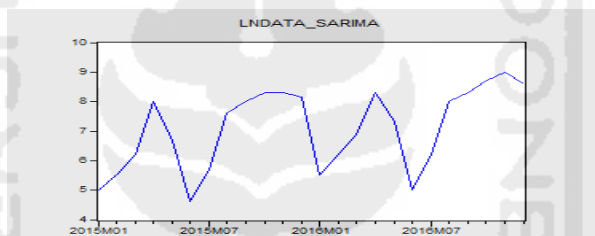
t-stat. < *test critical values* \rightarrow -3.595034 < -3.004861 maka tolak H_0

Atau $|\hat{\tau}_\delta| > |\tau_{(n,\alpha)}| \rightarrow 3.595034 > 3.004861$ maka tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95% maka data yang ada tolak H_0 yang berarti bahwa Ln (data) stasioner dalam variansi.

Apabila ingin mengetahui pola hasil dari transformasi log yang stasioner dalam bentuk grafik yakni berikut tampilan grafik transformasi log seperti Gambar 5.8 :



Gambar 5.8. Grafik Penjualan Tahun 2015 – 2016 hasil transformasi log

Pada Gambar 5.8. dapat diketahui grafik jumlah penjualan sampel sudah berada disekitar rata-rata sehingga data hasil transformasi log sudah stasioner dalam mean dan variansi.

5.3.2. Uji Normalitas Data

Uji normalitas digunakan untuk mengetahui bahwa data berdistribusi normal. Berikut adalah *output* untuk melakukan uji normalitas seperti Gambar 5.9.:

| | |
|------------------------|-----------|
| Series: LNDATA_SARIMA | |
| Sample 2015M01 2016M12 | |
| Observations 24 | |
| Mean | 7.090771 |
| Median | 7.457061 |
| Maximum | 8.987197 |
| Minimum | 4.605170 |
| Std. Dev. | 1.358444 |
| Skewness | -0.366731 |
| Kurtosis | 1.733414 |
| Jarque-Bera | 2.142206 |
| Probability | 0.342630 |

Gambar 5.9. *Output* Normalitas

Pengujian hipotesis normalitas adalah sebagai berikut :

a. Hipotesis

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

b. Tingkat signifikansi

$\alpha = 0,05$

c. Daerah kritis

H_0 ditolak apabila *Probability* < 0,05

d. Statistik uji

Probability = 0,342630

e. Keputusan

Probability < 0,05

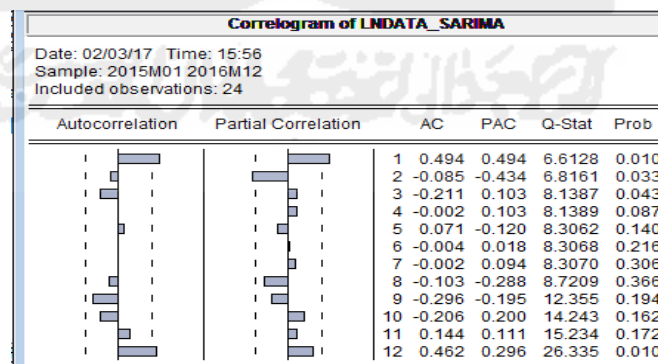
0,342630 > 0,05 maka gagal tolak H_0

f. Kesimpulan

Dengan tingkat kepercayaan 95% maka data yang ada gagal tolak H_0 yang berarti bahwa data hasil transformasi log berdistribusi normal.

5.3.3. Identifikasi Model

Langkah selanjutnya yakni menentukan model yang sesuai dengan melihat ACF dan PACF dalam correlogram. Berikut correlogram untuk $\ln(\text{data})$ seperti Gambar 5.10 :



Gambar 5.10 Correlogram ln data

Pada Gambar 5.10 tersebut didapatkan model sementara yakni SARIMA (2,0,1)(0,0,1)¹², model tersebut akan dicoba untuk mencari model

yang terbaik. Pada model sementara tersebut, model yang perlu dicoba adalah model yang dibawah model sementara yakni :

1. SARIMA(1,0,1)(0,0,1)¹²
2. SARIMA(0,0,1)(0,0,1)¹²

Model-model tersebut dilakukan estimasi model, uji normalitas, uji autokorelasi serta uji homoskedastisitas untuk setiap koefisien parameter yang dimiliki model.

5.3.4. Estimasi Model Dan Peramalan

Berikut estimasi beberapa model untuk mendapatkan model yang terbaik berdasarkan beberapa kriteria (Lampiran 2).

Tabel 5.6. Estimasi Parameter Model

| No | Model | Estimasi Parameter | AIC | Normalitas Residual | No Auto-korelasi | Homoskedastisitas |
|-------------------|--|--------------------|--------|--|---------------------------------|--|
| 1. | SARIMA (2,0,1)(0,0,1) ¹² | | | | | |
| | Dengan konstanta | C = 7.4711 | 2.1679 | 0.007 < 0.05 Data tidak normal residual | Prob > 0.05 No Auto korelasi | Prob > 0.05 Homoskedastisitas |
| | | ϕ = 0.6818 | | | | |
| | | θ = -0.3727 | | | | |
| | | Θ = 0.8987 | | | | |
| | Tanpa konstanta | ϕ = 1.5212 | 2.3054 | 0.000 < 0.05 Data tidak normal residual | Prob > 0.05 No Auto korelasi | Prob > 0.05 Homoskedastisitas |
| | | ϕ = -0.5212 | | | | |
| | | θ = -0.9974 | | | | |
| Θ = 0.9515 | | | | | | |
| 2. | SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹² | | | | | |
| | Dengan konstanta | C = 7.6947 | 2.0716 | 0.000 < 0.05 Data tidak normal residual | Prob > 0.05 No Auto korelasi | Prob > 0.05 Homoskedastisitas |
| | | ϕ = 0.2827 | | | | |
| | | θ = 0.5065 | | | | |
| | | Θ = 0.8959 | | | | |
| | Tanpa konstanta | ϕ = 1.0225 | 2.4829 | 0.218 > 0.05 Data normal residual | Prob > 0.05 No Auto Korelasi | Prob < 0.05 Tidak Homoskedastisitas |
| | | θ = 0.1315 | | | | |
| | | Θ = 0.8805 | | | | |

| No | Model | Estimasi Parameter | AIC | Normalitas Residual | No Auto-korelasi | Homoskedastisitas |
|-----------------|--|--------------------|-----------------------------|--------------------------------------|--|----------------------------------|
| 3. | SARIMA (0,0,1)(0,0,1) ¹² | | | | | |
| | Dengan konstanta | C = 7.1953 | 2.3107 | 0.247 > 0.05 Data Normal residual | Prob > 0.05 No Auto korelasi | Prob > 0.05 Homoskedastisitas |
| | | $\theta = 0.6537$ | | | | |
| | | $\Theta = 0.8758$ | | | | |
| Tanpa konstanta | $\theta = 0.9000$ | 5.0471 | 0.278 > 0.05 Data normal | Prob < 0.05 Ada Auto korelasi | Prob < 0.05 Tidak Homoskedastisitas | |
| | $\Theta = 0.7255$ | | | | | |

Keterangan : C = Konstanta
 ϕ = AR (*Autoregressive*)
 θ = MA (*Moving Average*)
 Φ = SAR (*Seasonal Autoregressive*)
 Θ = SMA (*Seasonal Moving Average*)
AIC = *Akaike Info Criterion*

Berdasarkan perbandingan kriteris tersebut untuk memilih model yang terbaik adalah dapat dilihat dari nilai *Akaike Info Critirion* (AIC). Apabila nilai *Akaike Info Critirion* (AIC) kecil dari model lain maka model tersebut terbaik. Oleh karena itu pada Tabel 5.6, model terbaik adalah SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² dengan konstanta karena memiliki nilai AIC sebesar 2.0716. Kemudian, model tersebut memiliki data residual yang tidak berdistribusi normal, tidak terdapat gejala autokorelasi terhadap data residual, serta data residual yang bersifat homoskedastisitas.

Model SARIMA umum :

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (4.1)$$

Model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² :

$$\begin{aligned} (1 - \phi_1 B)X_t &= (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1(B^{12}))\alpha_t \\ X_t - \phi_1 X_{t-1} &= \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-12} - \Theta_1 \alpha_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 \alpha_{t-12} \\ X_t &= \alpha_t - \theta_1 \alpha_{t-12} - \Theta_1 \alpha_{t-12} + \theta_1 \Theta_1 \alpha_{t-12} + \phi_1 Z_{t-1} \end{aligned} \quad (4.2)$$

Dari hasil *output views* untuk persamaan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² diperoleh nilai $\theta = 0.5065$, $\Theta = 0.8959$, $\phi = 0.2827$. Kemudian *output views* tersebut dimasukkan ke persamaan (4.2) menjadi sebagai berikut :

$$\hat{X}_t = \alpha_t - (0.5065)\alpha_{t-12} - (0.8959)\alpha_{t-12} + (0.5065)(0.8959)\alpha_{t-12} + (0.2827)X_{t-1}$$

Hasil prediksi beserta nilai residual (*error*) pada *output views* adalah seperti pada Tabel 5.7. berikut :

Tabel 5.7. Hasil Prediksi dan Residual SARIMA

| t | \hat{X}_t | α_t | t | \hat{X}_t | α_t |
|-----|-------------|------------|-----|-------------|------------|
| 1 | - | - | 13 | 6.05178 | - 0.53031 |
| 2 | 5.36247 | 0.15899 | 14 | 6.00393 | 0.21067 |
| 3 | 6.73209 | - 0.51649 | 15 | 6.99250 | - 0.08475 |
| 4 | 7.00979 | 0.99658 | 16 | 8.08780 | 0.20625 |
| 5 | 7.80228 | - 1.11767 | 17 | 7.41950 | - 0.10628 |
| 6 | 6.44499 | - 1.83982 | 18 | 5.37766 | - 0.36703 |
| 7 | 5.51129 | 0.19249 | 19 | 6.08777 | 0.12684 |
| 8 | 7.08094 | 0.51996 | 20 | 7.89377 | 0.11260 |
| 9 | 7.83538 | 0.17099 | 21 | 8.22896 | 0.06509 |
| 10 | 7.67907 | 0.61498 | 22 | 8.52562 | 0.17390 |
| 11 | 7.79556 | 0.49849 | 23 | 8.79244 | 0.19476 |
| 12 | 7.95726 | 0.20326 | 24 | 8.56697 | 0.04553 |

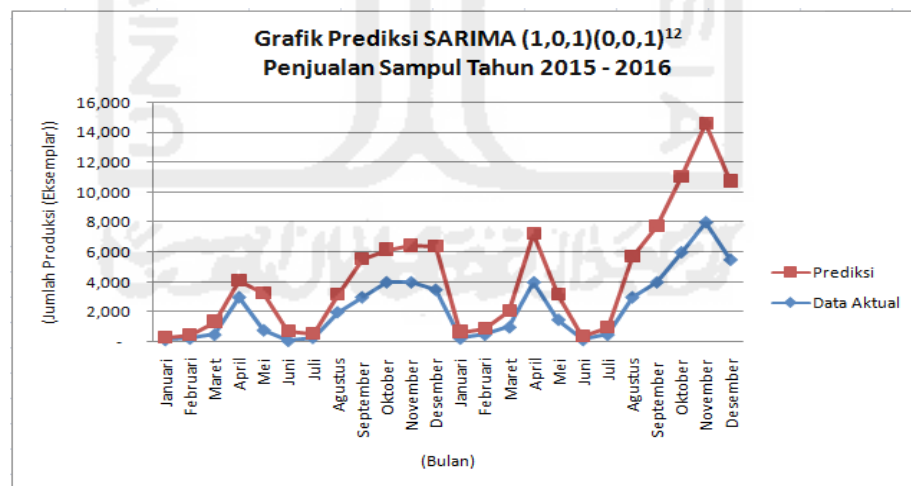
Pada Tabel 5.7, data hasil prediksi masih dalam bentuk \ln . Oleh karena itu data dikembalikan ke data asli yakni dengan eksponen (5.36247) seterusnya hingga periode ke-24 atau Desember 2016.

Kemudian hasil peramalan SARIMA dengan model SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² dan data aktual untuk melihat perbandingannya dapat diketahui pada Tabel 5.8. Dikarenakan pada Tabel 5.8. hanya peramalannya, untuk memperjelas hasil perbandingan prediksi dengan data aktual dapat melihat dari pola data *scatter plot* seperti pada Gambar 5.11.

Tabel 5.8. Hasil Peramalan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

| Tahun | Bulan | Data Aktual | Prediksi | Tahun | Bulan | Data Aktual | Prediksi |
|-------|-----------|-------------|----------|-------|-----------|-------------|----------|
| 2015 | Januari | 150 | 150 | 2016 | Januari | 250 | 425 |
| 2015 | Februari | 250 | 213 | 2016 | Februari | 500 | 405 |
| 2015 | Maret | 500 | 839 | 2016 | Maret | 1,000 | 1,088 |
| 2015 | April | 3,000 | 1,107 | 2016 | April | 4,000 | 3,255 |
| 2015 | Mei | 800 | 2,446 | 2016 | Mei | 1,500 | 1,668 |
| 2015 | Juni | 100 | 630 | 2016 | Juni | 150 | 217 |
| 2015 | Juli | 300 | 247 | 2016 | Juli | 500 | 440 |
| 2015 | Agustus | 2,000 | 1,189 | 2016 | Agustus | 3,000 | 2,681 |
| 2015 | September | 3,000 | 2,528 | 2016 | September | 4,000 | 3,748 |
| 2015 | Oktober | 4,000 | 2,163 | 2016 | Oktober | 6,000 | 5,042 |
| 2015 | November | 4,000 | 2,430 | 2016 | November | 8,000 | 6,584 |
| 2015 | Desember | 3,500 | 2,856 | 2016 | Desember | 5,500 | 5,255 |

Pada Gambar 5.11 dapat diketahui pola data aktual dengan hasil peramalan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² pola garisnya tidak terlalu jauh. Pola peramalannya mengikuti data aktual. Apabila ingin mengetahui tingkat keakuratan hasil peramalan yakni dengan melakukan pengukuran kesalahan prediksi.

Gambar 5.11 Grafik *scatter plot* prediksi SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

5.3.5. Menghitung Tingkat Kesalahan

Hasil peramalan SARIMA perlu dilakukan pengukuran untuk melihat tingkat ketepatan model prediksi tersebut. Alat ukur yang digunakan untuk menghitung tingkat ketepatan model prediksi dengan melihat kesalahan

prediksinya yakni dengan *Mean Square Error (MSE)*. Berikut perhitungan tingkat kesalahan prediksi :

a. *Mean Square Error (MSE)*

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2$$

Keterangan : n = banyaknya data

X_t = data aktual pada waktu t

\hat{X}_t = data hasil peramalan pada waktu t

$$MSE = \frac{1}{24} \left((150 - 150)^2 + (250 - 213)^2 + (500 - 839)^2 + \dots + (5500 - 5255)^2 \right)$$

$$MSE = \frac{17,613,406.80}{24} = 733,891.95$$

b. *Mean Absolute Percentage Error (MAPE)*

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - \hat{X}_t}{X_t} \right|$$

Keterangan : n = banyaknya data

X_t = data aktual pada waktu t

\hat{X}_t = data hasil peramalan pada waktu t

$$MAPE = \frac{100\%}{24} \left(\left(\frac{150 - 0}{150} \right) + \left(\frac{250 - 213}{250} \right) + \left(\frac{500 - 839}{500} \right) + \dots + \left(\frac{5500 - 5255}{5500} \right) \right)$$

$$MAPE = \frac{12,97187}{24} \times 100\% = 54.04945\%$$

5.4. Perbandingan Peramalan Metode *Grey System* tipe GM (1,1) dan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) tipe SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

Penelitian ini membandingkan kedua metode yakni Metode *Grey System* tipe GM (1,1) dan Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) tipe SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Untuk melihat metode mana yang terbaik sehingga dapat digunakan untuk melakukan peramalan yakni dengan melihat tingkat kesalahan prediksi dengan melihat nilai *Mean Square Error (MSE)* serta

Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Berikut perbandingan kedua metode pada Tabel 5.9 :

Tabel 5.9. Perbandingan nilai MSE dan MAPE pada metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹²

| No | Metode | MSE | | MAPE | |
|----|-------------------------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| | | Sampel Besar | Sampel Kecil | Sampel Besar | Sampel Kecil |
| 1 | GM (1,1) | 7,269,559.84 | 133,561.74 | 81% | 4.13% |
| 2 | SARIMA (1,0,1)(0,0,1) ¹² | 733,892.95 | - | 54.049% | - |

Pada Tabel 5.9., nilai perbandingan MSE dan MAPE antara metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹² dengan menggunakan sampel besar dan sampel kecil dapat diketahui mana metode yang terbaik. Sampel besar yang dimaksud yakni keseluruhan data sampel yang terdapat 24 data. Data ini adalah data dalam waktu historis yakni data penjualan sampel dari bulan Januari tahun 2015 hingga Desember 2016. Kemudian sampel kecil yakni sampel yang diambil hanya beberapa bulan. Pada metode GM (1,1), sampel kecilnya adalah 4 bulan terakhir yakni bulan Agustus, September, Oktober, November tahun 2016.

Dari hasil perbandingan nilai MSE dan MAPE antara kedua metode yakni metode GM (1,1) dan SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹², metode yang terbaik yang dilihat dari sampel besar yang memiliki nilai MSE serta MAPE terkecil yakni metode SARIMA (1,0,1)(0,0,1)¹². Sedangkan untuk sampel kecil, metode yang terbaik adalah GM (1,1). Hal tersebut dikarenakan pada metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) membutuhkan data historis yang besar untuk melihat pola musiman (*seasonal*). Sehingga metode SARIMA tidak dapat menggunakan data sampel kecil.

Oleh karena itu, untuk melakukan peramalan menggunakan keseluruhan data atau dalam jumlah sampel yang banyak, metode yang sesuai adalah metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*). Metode SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) dibutuhkan data historis untuk mengetahui pola musimannya (*seasonal*), sehingga metode ini tidak dapat menggunakan data sampel kecil. Apabila menggunakan data sampel kecil

yakni hanya 4 data historis, pola musimannya tidak dapat terbentuk sehingga tidak dapat dilakukan analisis. Hal tersebut berbanding terbalik dengan metode GM (1,1), metode ini sangat sesuai untuk data sampel yang kecil. Hal tersebut dapat diketahui dari nilai MSE serta MAPE nya, pada metode GM (1,1) pada sampel besar nilai MSE serta MAPE-nya begitu besar sehingga tidak sesuai untuk menggunakan metode *Grey System*. Sedangkan metode GM (1,1) pada sampel yang kecil yakni hanya 4 data historis terakhir, nilai MSE dan MAPE-nya sangat kecil dan hasil peramalannya hampir sesuai dengan data aktual. Sehingga metode *Grey System* sangat sesuai untuk data sampel yang sangat sedikit.

