BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Peramalan Penjualan Dress Dengan Metode SARIMA

Data yang digunakan dalam penerapan metode ini adalah data penjualan dress per bulan dari toko xyz pada periode Januari 2014 – Maret 2018. Langkah pertama yang dilakukan pada metode SARIMA adalah proses identifikasi model.

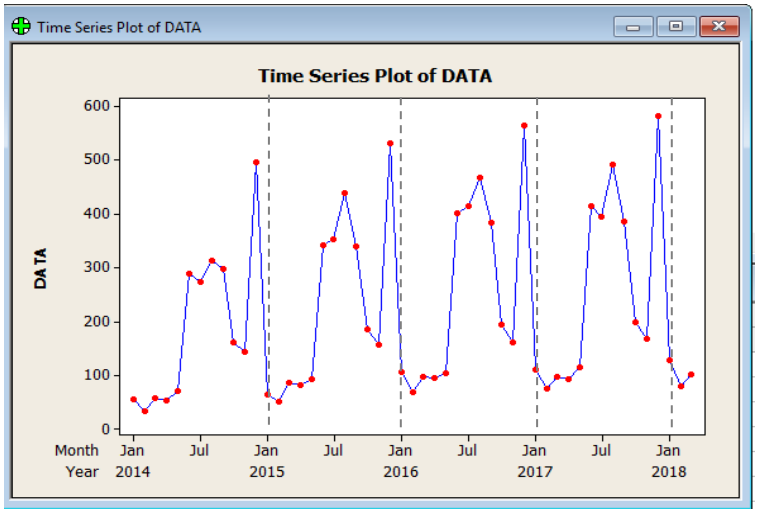
Tabel 4. 1 Data penjualan dress yang digunakan

TAHUN	BULAN	JUMLAH
2014	JANUARI	56
2014	FEBRUARI	34
2014	MARET	58
2014	APRIL	53
2014	MEI	71
2014	JUNI	289
2014	JULI	274
2014	AGUSTUS	314
2014	SEPTEMBER	298
2014	OKTOBER	161
2014	NOVEMBER	144
2014	DESEMBER	496
2015	JANUARI	63
2015	FEBRUARI	51
2015	MARET	85
2015	APRIL	82
2015	MEI	92
2015	JUNI	341
2015	JULI	352
2015	AGUSTUS	438
2015	SEPTEMBER	340
2015	OKTOBER	185

2015	NOVEMBER	156
2015	DESEMBER	532
2016	JANUARI	106
2016	FEBRUARI	69
2016	MARET	96
2016	APRIL	94
2016	MEI	104
2016	JUNI	402
2016	JULI	414
2016	AGUSTUS	468
2016	SEPTEMBER	384
2016	OKTOBER	193
2016	NOVEMBER	162
2016	DESEMBER	564
2017	JANUARI	110
2017	FEBRUARI	74
2017	MARET	98
2017	APRIL	92
2017	MEI	114
2017	JUNI	415
2017	JULI	394
2017	AGUSTUS	492
2017	SEPTEMBER	386
2017	OKTOBER	199
2017	NOVEMBER	167
2017	DESEMBER	582
2018	JANUARI	127
2018	FEBRUARI	80
2018	MARET	101

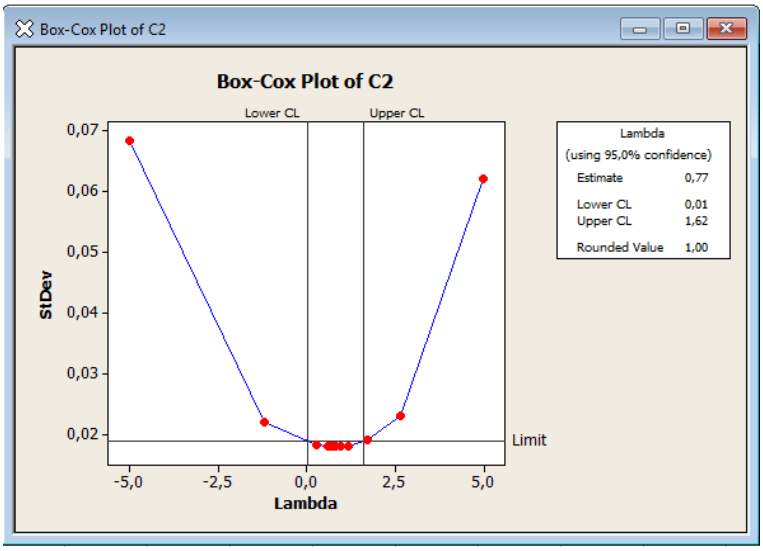
4.1.1 Proses Identifikasi Model

Proses identifikasi model data dilakukan dengan melihat plot data asli , sekaligus dilihat apakah data stasioner atau tidak dengan melihat plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*).



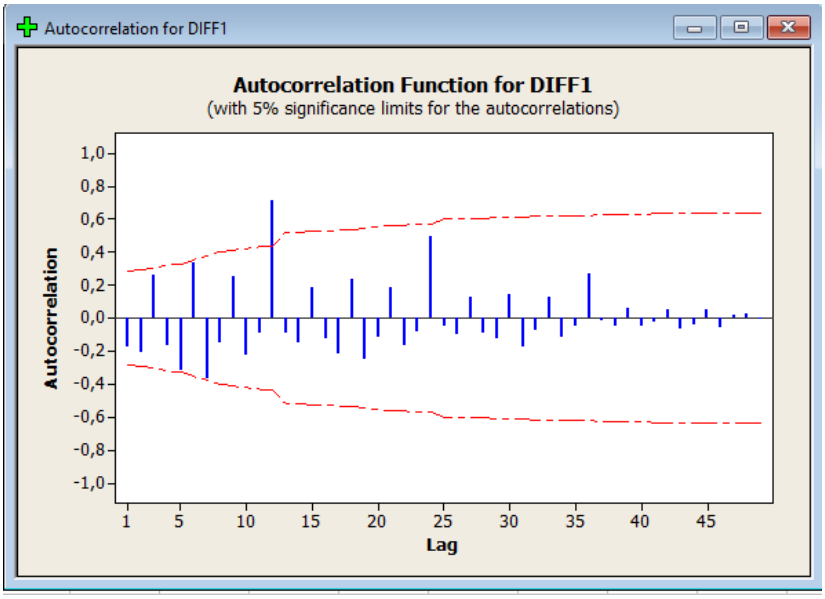
Gambar 4. 1 Plot Time Series data dress untuk metode SARIMA

Gambar 4.1 memperlihatkan bahwa data dipengaruhi pola musiman karena terjadi pengulangan pola pada periode tertentu (tahunan).

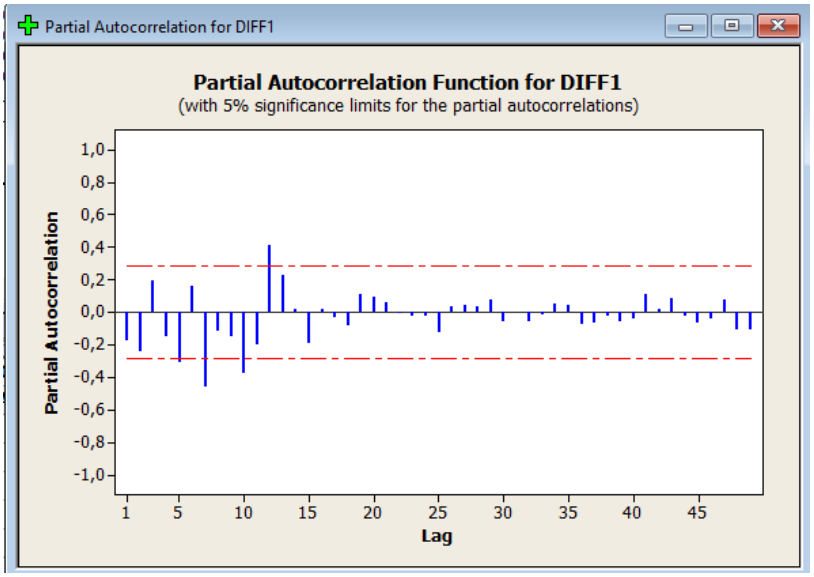


Gambar 4. 2 Proses Box-Cox Transformation data dress

Gambar 4.2 memperlihatkan hasil proses transformasi data dengan Box-Cox Transformation. Data berstatus sudah stasioner terhadap ragam karena nilai Rounded Value pada Box-Cox plot sudah bernilai 1.



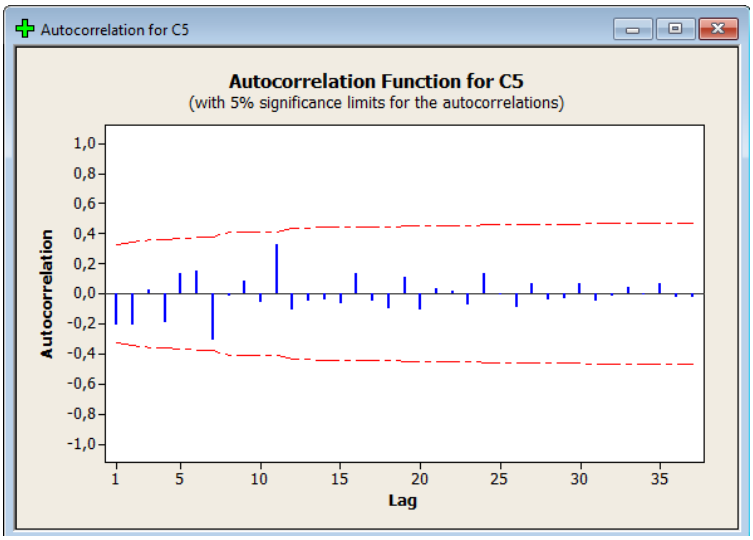
Gambar 4. 3 Plot ACF data dress



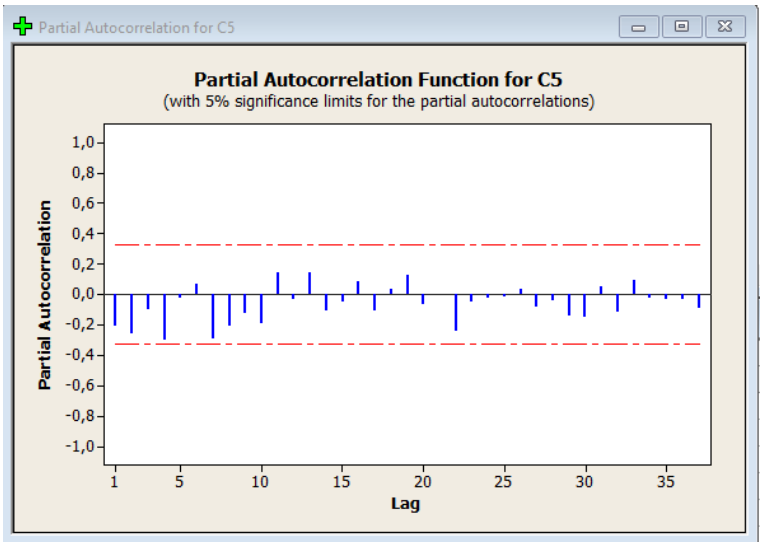
Gambar 4. 4 Plot PACF data dress

Gambar 4.3 dan gambar 4.4 memperlihatkan plot ACF dan PACF, dimana pada plot ACF tampak bahwa pada lag ke 12 garis vertikal melewati garis putus - putus. Begitu juga dengan plot PACF terdapat beberapa bar yang melewati garis

putus-putus sehingga dilakukan proses *differencing* agar data menjadi stasioner terhadap ragam. Hal ini dilakukan agar parameter model dapat diidentifikasi.



Gambar 4. 5 Plot ACF data dress setelah differencing



Gambar 4. 6 Plot PACF data dress setelah differencing

Pada gambar 4.5 dan 4.6 dapat dilihat plot ACF dan PACF setelah dilakukan *differencing*. Tampak bahwa semua lag berada di dalam garis putus-putus sehingga data dikatakan sudah stasioner terhadap ragam.

4.1.2 Pendugaan Parameter Model

Tabel 4. 2 Kandidat Model SARIMA Data Penjualan Dress

MODEL SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^{12}$	MAD	MAPE	KETERANGAN
SARIMA $(1,1,1)(0,1,0)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(1,1,1,)(0,1,1)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(1,1,1)(1,1,0)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(2,1,1)(0,1,0)^{12}$	6,44	5,78 %	Signifikan
SARIMA $(2,1,1)(0,1,1)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(2,1,1)(1,1,0)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(2,1,0)(0,1,0)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(2,1,0)(0,1,1)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(2,1,0)(1,1,0)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(0,1,2)(0,1,0)^{12}$	6,00	5,34 %	Signifikan
SARIMA $(0,1,2)(0,1,1)^{12}$	-	-	Tidak signifikan
SARIMA $(0,1,2)(1,1,0)^{12}$	-	-	Tidak signifikan

Dari tabel 4.2 di atas dapat disimpulkan bahwa model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^{12}$ yang memenuhi syarat signifikansi adalah model SARIMA$(2,1,1)(0,1,0)^{12}$ dan SARIMA$(0,1,2)(0,1,0)^{12}$ karena semua parameternya signifikan (nilai $P < 0,05$). Model yang tidak memenuhi syarat signifikansi tidak memiliki nilai *error* karena model tersebut secara otomatis gugur dari kandidat dan tidak dapat digunakan untuk peramalan sehingga tidak dilakukan penghitungan nilai *error*. Model yang terbaik untuk data penjualan dress adalah SARIMA $(0,1,2)(0,1,0)^{12}$ karena memiliki nilai *error* terkecil yaitu 6,00 untuk MAD dan

5,34% untuk MAPE. Hal ini menunjukkan bahwa model ini baik digunakan untuk peramalan.

4.1.3 Pemeriksaan Residual

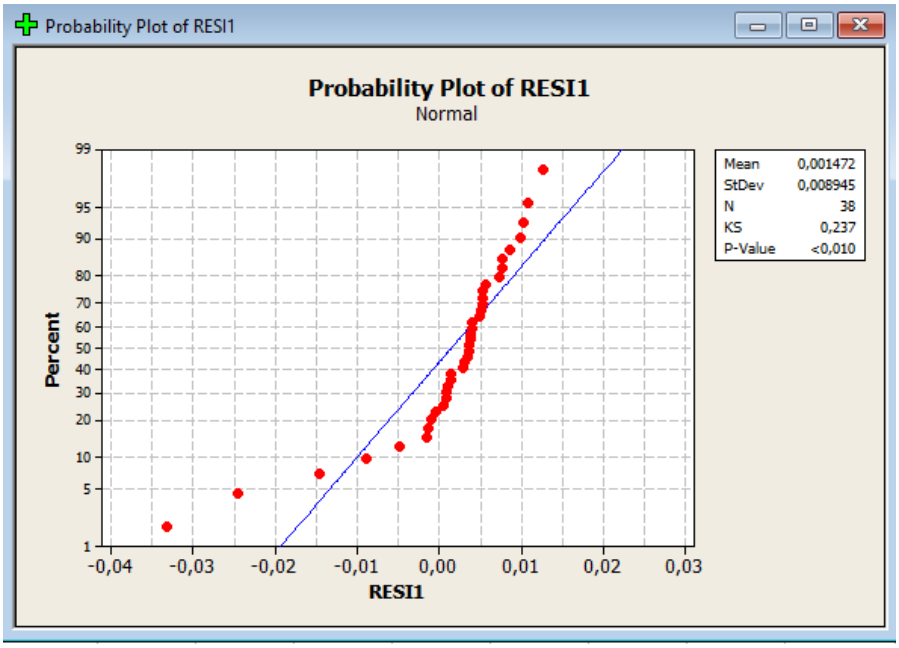
Setelah model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^{12}$ didapatkan kemudian dilakukan pemeriksaan residual yaitu uji *white noise* dan kenormalan residual pada model yang digunakan. Uji *white noise* pada metode SARIMA dilihat dari nilai L-jung Box (nilai Pr / P-value pada software minitab). Pada gambar 4.5 nilai P-value pada setiap lag lebih besar daripada 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa residual yang dihasilkan model SARIMA telah *white noise*.

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	12,6	18,6	26,5	*
DF	10	22	34	*
P-Value	0,245	0,672	0,817	*

Gambar 4. 7 Uji *white noise* model SARIMA $(0,1,2)(0,1,0)^{12}$

Untuk melihat apakah residual berdistribusi normal, dapat dilakukan dengan pengujian Kolmogorov-Smirnov.



Gambar 4. 8 Plot kenormalan residual data dress

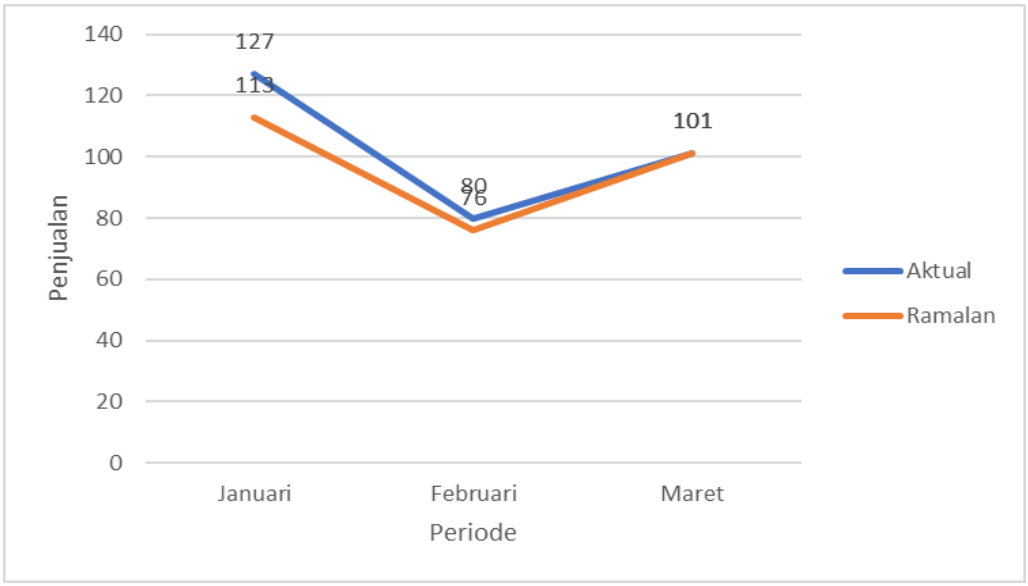
Pada gambar 4.6 dapat dilihat bahwa data terletak di sekitar garis lurus meskipun beberapa titik menyimpang cukup jauh dari garis lurus. Dengan demikian dapat diartikan bahwa residual sudah identik dan berdistribusi normal.

4.1.4 Peramalan

Tabel 4. 3 Hasil peramalan metode SARIMA penjualan dress untuk periode Januari sampai Maret 2018

Periode		**Nilai Aktual**	**Hasil Peramalan**	***Error* absolut**	***Error* rata-rata absolut**
		a	**f**	**| a-f |**	**| (a-f)/a |**
2018	Januari	127	113	14	0,11
2018	Februari	80	76	4	0,05
2018	Maret	101	101	0	0,00
				MAD	**MAPE**
				6,00	**5,34 %**

Tabel 4.3 memperlihatkan hasil peramalan dengan model SARIMA $(1,1,1)(0,1,0)^{12}$ untuk periode Januari 2018 – Maret 2018.



Gambar 4. 9 Grafik perbandingan hasil peramalan dengan SARIMA $(1,1,1)(0,1,0)^{12}$ periode Januari– Maret 2018

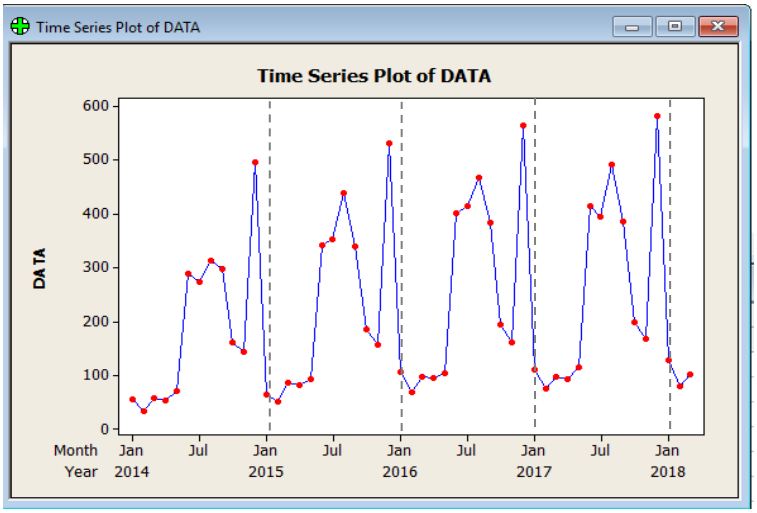
Gambar 4.9 memperlihatkan grafik perbandingan hasil peramalan dengan data aktual pada periode Januari 2018 – Maret 2018. Terlihat bahwa grafik angka hasil ramalan sangat berdekatan dengan grafik angka penjualan sebenarnya.

4.2 Peramalan Penjualan Dress Dengan Metode Holt-Winter's Exponential Smoothing

Langkah-langkah peramalan dengan metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* adalah menganalisis data, apakah mengandung unsur trend dan musiman dengan melihat pola yang terbentuk, kemudian data diramalkan menggunakan Pemulusan Eksponensial Holt-Winters dengan Metode Perkalian

Musiman dan Penambahan Musiman, kemudian membandingkan manakah nilai *error* terkecil diantara dua metode.

4.2.1 Plot Pola Data



Gambar 4. 10 Plot Time Series data dress untuk metode Holt-Winter's

Gambar 4.10 memperlihatkan bahwa data dipengaruhi pola musiman karena terjadi pengulangan pola pada periode tertentu (tahunan).

4.2.2 Metode Holt-Winter's Dengan Model Perkalian Musiman

Tabel 4. 4 Perbandingan hasil peramalan penjualan dress dengan model perkalian musiman

Bobot	MAD	MAPE
0,1	9,51	9,80 %
0,2	4,38	4,71 %
0,3	4,82	4,91 %
0,4	11,36	11,36 %
0,5	22,46	22,31 %
0,6	19,70	19,42 %

0,7	18,28	18,04 %
0,8	19,67	19,46 %
0,9	19,71	19,37 %
1	19,30	18,20 %

Tabel 4.4 menunjukkan perbandingan hasil peramalan Metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* dengan model parkalian musiman. Tampak pada tabel 4.3 bahwa nilai MAD dan MAPE terkecil pada model perkalian musiman adalah hasil peramalan dengan bobot *smoothing weight* 0,2 dengan MAD 4,38 dan MAPE 4,71 %.

4.2.3 Metode Holt-Winter's Dengan Model Penambahan Musiman

Tabel 4. 5 Perbandingan hasil peramalan penjualan dress dengan model penambahan musiman

Bobot pemulusan	**MAD**	**MAPE**
0,1	19,03	20,22 %
0,2	41,73	43,41 %
0,3	61,65	63,88 %
0,4	49,01	50,71 %
0,5	13,77	14,72 %
0,6	29,65	31,73 %
0,7	69,85	73,58 %
0,8	98,35	102,74 %
0,9	109,64	113,67 %
1	114,99	119,44 %

Tabel 4.5 menunjukkan perbandingan hasil peramalan Metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* dengan model penambahan musiman. Tampak pada tabel 4.5 bahwa nilai MAD terkecil pada model penambahan musiman adalah hasil peramalan dengan bobot *smoothing weight* 0,5 dengan MAD 13,77 dan MAPE 14,72 %.

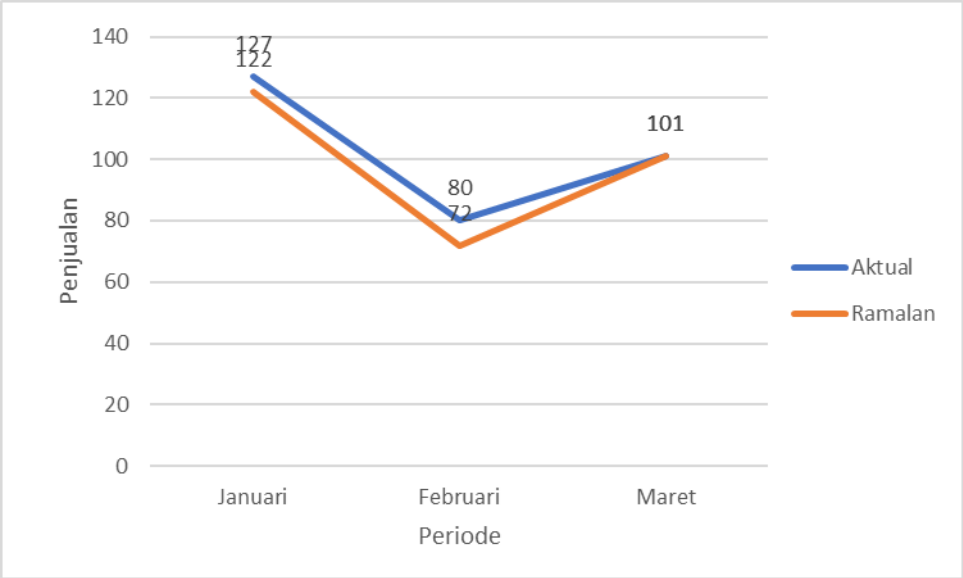
4.2.4 Hasil Peramalan Dengan Metode Holt-Winter's Exponential Smoothing

Setelah membandingkan hasil peramalan dengan kedua model *Holt-Winter's Exponential Smoothing,* maka model dengan nilai *error* MAD dan MAPE terkecil adalah model perkalian musiman dengan bobot pemulusan 0,2.

Tabel 4. 6 Tabel hasil peramalan metode Holt-Winter's penjualan dress untuk periode Januari – Maret 2018

Periode		**Nilai Aktual**	**Hasil Peramalan**	***Error* absolut**	***Error* rata-rata absolut**
		a	**t**	**| a-t |**	**| (a-t)/a |**
2018	Januari	127	122	4,80	0,04
2018	Februari	80	72	8,09	0,10
2018	Maret	101	101	0,25	0,00
				MAD	**MAPE**
				4,38	**4,71**

Pada tabel 4.6 ditunjukkan hasil peramalan untuk 3 bulan periode Januari sampai dengan Maret 2018 dengan menggunakan metode *Holt Winter's Exponential Smoothing* dengan metode perkalian musiman.



Gambar 4. 11 Grafik perbandingan hasil peramalan model *Holt-Winter's Exponential Smoothing* model perkalian musiman dengan bobot pemulusan 0,2

Gambar 4.11 memperlihatkan grafik perbandingan hasil peramalan dengan data aktual pada periode Januari 2018 – Maret 2018.

4.3 Peramalan Penjualan Dress Dengan Model Terbaik

Setelah ditemukan model terbaik dengan membandingkan hasil peramalan dari metode SARIMA dan Holt-Winter's Exponential Smoothing. Model peramalan terbaik akan digunakan untuk meramalkan 3 periode ke depan (April – Juni 2018) .

Tabel 4. 7 Tabel Perbandingan akurasi metode peramalan untuk penjualan dress

METODE	MAD	MAPE
SARIMA $(0,1,2)(0,1,0)^{12}$	**6,00**	**5,34 %**
HOLT-WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING	**4,38**	**4,71 %**

Dari tabel 4.7 dapat dilihat bahwa metode peramalan dengan nilai *error* MAD dan MAPE terkecil untuk peramalan 3 periode ke depan untuk data penjualan dress adalah metode Holt-Winter's Exponential Smoothing dengan nilai MAD 4,38 dan MAPE 4,71 %. Hal ini menunjukkan bahwa metode Holt-Winter's Exponential Smoothing layak digunakan untuk meramalkan 3 periode ke depan.

Hasil peramalan 3 periode ke depan (April 2018 sampai dengan Juni 2018) dengan menggunakan metode Holt-Winter's Exponential Smoothing dengan bobot *smoothing weight* 0.2 metode perkalian musiman, ditunjukkan pada tabel 4.8.

Tabel 4. 8 *Forecast* 3 Periode ke depan untuk data penjualan dress

PERIODE		*FORECAST*
2018	April	96
2018	Mei	111
2018	Juni	416

4.4 Peramalan Penjualan Sepatu Dengan Metode SARIMA

Data yang digunakan dalam penerapan metode ini adalah data penjualan sepatu per bulan dari toko xyz pada periode Januari 2016 – Maret 2018. Langkah pertama yang dilakukan pada metode SARIMA adalah proses identifikasi model.

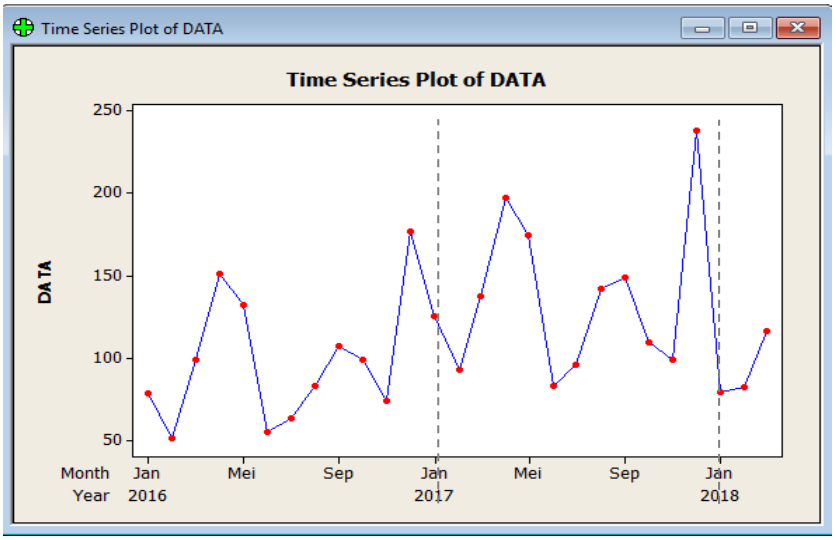
Tabel 4. 9 Data penjualan sepatu yang digunakan

TAHUN	BULAN	JUMLAH
2016	JANUARI	78
2016	FEBRUARI	51
2016	Maret	99
2016	April	151
2016	Mei	132
2016	Juni	55
2016	Juli	63
2016	Agustus	83
2016	September	107
2016	Oktober	99
2016	November	74
2016	Desember	177
2017	Januari	125
2017	Februari	93
2017	Maret	137
2017	April	197
2017	Mei	174
2017	Juni	83
2017	Juli	96
2017	Agustus	142
2017	September	149

TAHUN	BULAN	JUMLAH
2017	Oktober	109
2017	November	99
2017	Desember	238
2018	Januari	79
2018	Februari	82
2018	Maret	116

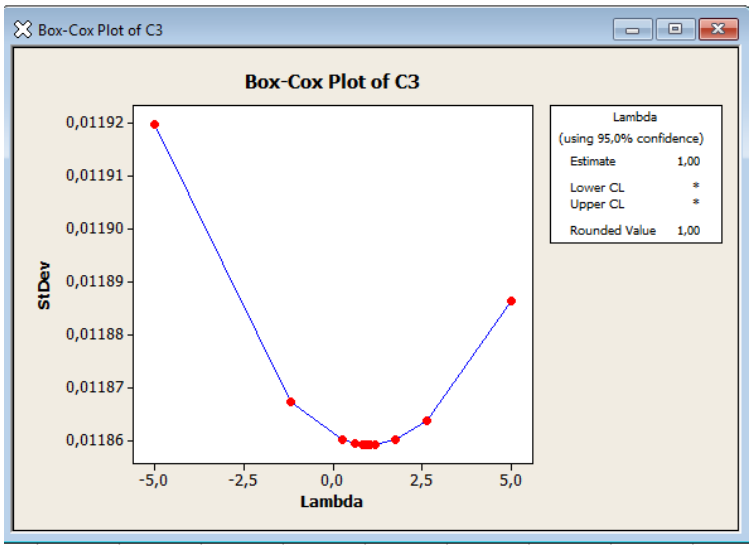
4.4.1 Proses Identifikasi Model

Proses identifikasi model data dilakukan dengan melihat plot data asli , sekaligus dilihat apakah data stasioner atau tidak dengan melihat plot ACF (*Autocorrelation Function*) dan PACF (*Partial Autocorrelation Function*).



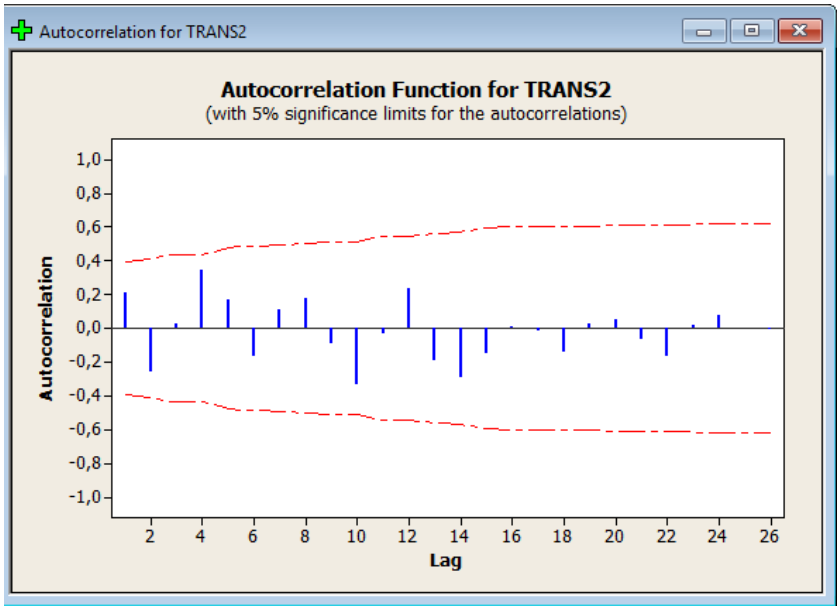
Gambar 4. 12 Plot time series data penjualan sepatu

Gambar 4.12 memperlihatkan bahwa data penjualan sepatu dipengaruhi pola musiman karena terjadi pengulangan pola pada periode tertentu (tahunan) meskipun tidak tampak begitu jelas karena data historis yang digunakan hanya 27 periode (Januari 2016 – Maret 2018).

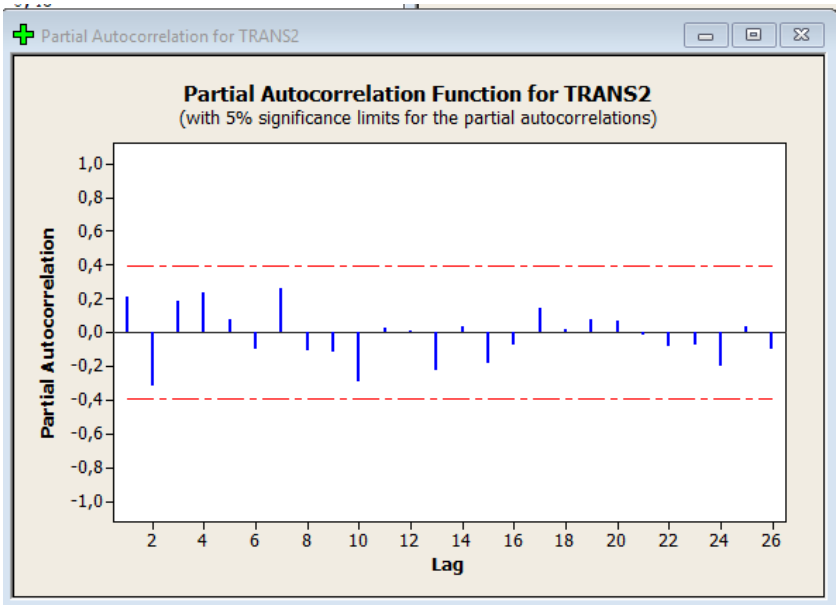


Gambar 4. 13 Proses Box-Cox Transformation data sepatu

Gambar 4.11 memperlihatkan hasil proses transformasi data dengan Box-Cox Transformation. Data berstatus sudah stasioner terhadap ragam karena nilai Rounded Value pada Box-Cox plot sudah bernilai 1.



Gambar 4. 14 Plot ACF data penjualan sepatu



Gambar 4. 15 Plot PACF data penjualan sepatu

Gambar 4.12 dan gambar 4.13 memperlihatkan plot ACF dan PACF, dimana pada plot ACF tampak bahwa dari lag pertama sampai lag terakhir semuanya berada di dalam garis putus-putus, hal ini menunjukkan bahwa data stasioner dan dapat diidentifikasi pula bahwa nilai d dan D pada model SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)^{12} adalah 0.

4.4.2 Pendugaan Parameter Model

Tabel 4. 10 Kandidat Model SARIMA Data Penjualan Sepatu

MODEL SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)^{12}	MAD	MAPE	KETERANGAN
SARIMA (1,0,1)(1,0,1)^{12}	-	-	Tidak signifikan
SARIMA (1,0,1)(1,0,0)^{12}	-	-	Tidak signifikan
SARIMA (1,0,1)(0,0,1)^{12}	56,9	66,52 %	
SARIMA (1,0,0)(1,0,0)^{12}	49,21	56,07 %	

MODEL SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^{12}$	MAD	MAPE	KETERANGAN
SARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^{12}$	20,08	23,71 %	
SARIMA $(1,0,0)(0,0,1)^{12}$	110,62	126,43 %	
SARIMA $(2,0,1)(1,0,1)^{12}$	53,98	61,44 %	
SARIMA $(2,0,1)(1,0,0)^{12}$	55,2	63,23 %	
SARIMA $(2,0,1)(0,0,1)^{12}$	-	-	Tidak signifikan

Dari tabel 4.10 di atas dapat disimpulkan bahwa model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^{12}$ yang memenuhi syarat signifikansi dan memiliki nilai *error* terkecil adalah model SARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^{12}$. Hal ini menunjukkan bahwa model ini baik digunakan untuk peramalan.

4.4.3 Pemeriksaan Residual

Setelah model SARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^{12}$ ditentukan maka dilakukan pemeriksaan residual yaitu uji *white noise* dan kenormalan residual pada model yang digunakan. Uji *white noise* pada metode SARIMA dilihat dari nilai L-jung Box (nilai Pr / P-value pada software minitab). Pada gambar 4.16 nilai P-value pada lag ke-12 lebih kecil dari 0,05 sehingga model SARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^{12}$ bisa dikatakan tidak memenuhi syarat *white noise*. Dalam kasus ini maka dilakukan pemilihan model dengan nilai *error* terkecil berikutnya.

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	18,5	27,5	*	*
DF	9	21	*	*
P-Value	0,029	0,156	*	*

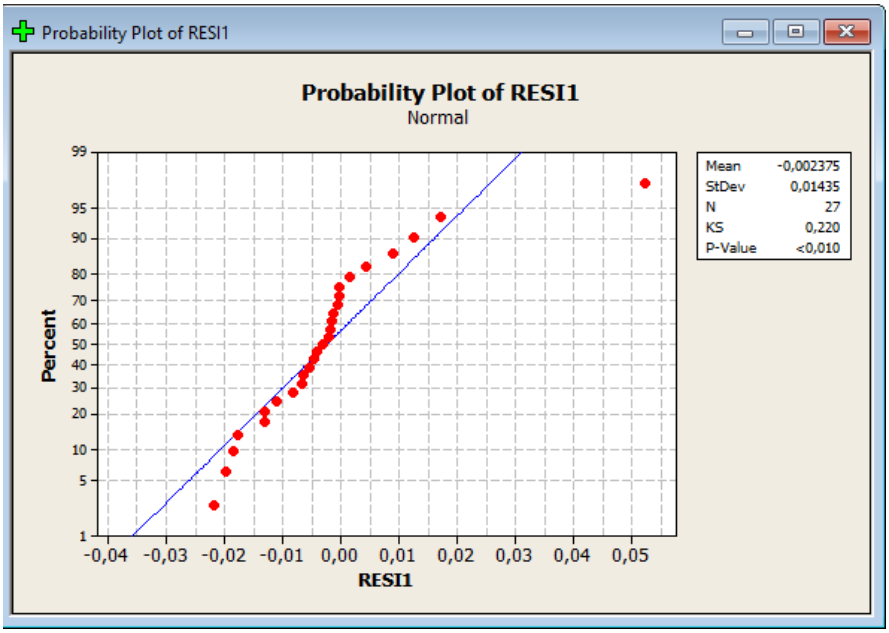
Gambar 4. 16 Uji *white noise* model SARIMA $(1,0,0)(1,0,1)^{12}$

Pada gambar 4.17 adalah hasil uji *white noise* untuk model SARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$. Dapat dilihat bahwa P-Value pada semua lag lebih besar daripada 0,05 sehingga dapat disimpulkan bahwa residual yang dihasilkan model SARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$ telah *white noise*.

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	8,7	9,6	*	*
DF	10	22	*	*
P-Value	0,560	0,990	*	*

Gambar 4. 17 Uji *white noise* model SARIMA (1,0,0)(1,0,0)12

Untuk melihat apakah residual berdistribusi normal, dapat dilakukan dengan pengujian Kolmogorov-Smirnov.



Gambar 4. 18 Plot kenormalan residual data sepatu

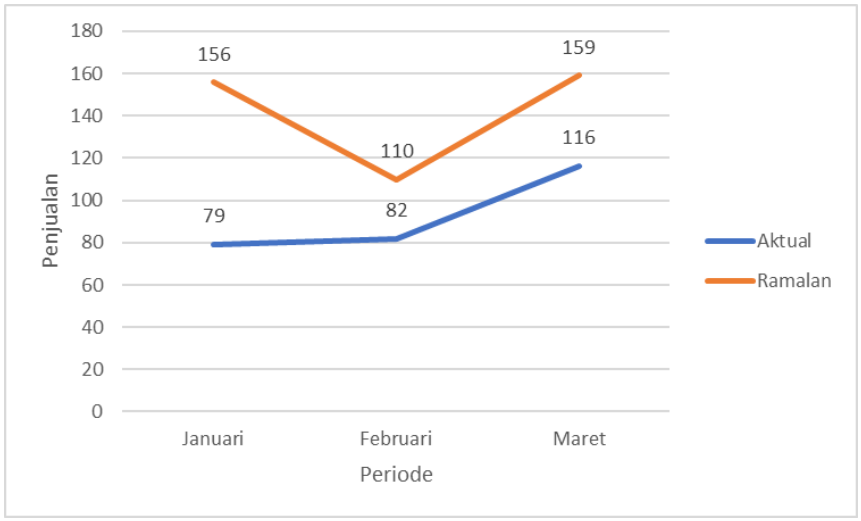
Pada gambar 4.18 dapat dilihat bahwa data terletak di sekitar garis lurus meskipun beberapa titik menyimpang cukup jauh dari garis lurus. Dengan demikian dapat diartikan bahwa residual sudah identik dan berdistribusi normal.

4.4.4 Peramalan

Tabel 4. 11 Hasil peramalan untuk penjualan sepatu periode Januari sampai Maret 2018

Periode		Nilai Aktual	Hasil Peramalan	*Error* absolut	*Error* rata-rata absolut
		a	t	| a-t |	| (a-t)/a |
2018	Januari	79	156	76,75	0,97
2018	Februari	82	110	27,88	0,34
2018	Maret	116	159	43,00	0,37
				MAD	**MAPE**
				49,21	**56,07 %**

Tabel 4.11 memperlihatkan hasil peramalan penjualan sepatu dengan model SARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$ untuk periode Januari 2018 – Maret 2018.

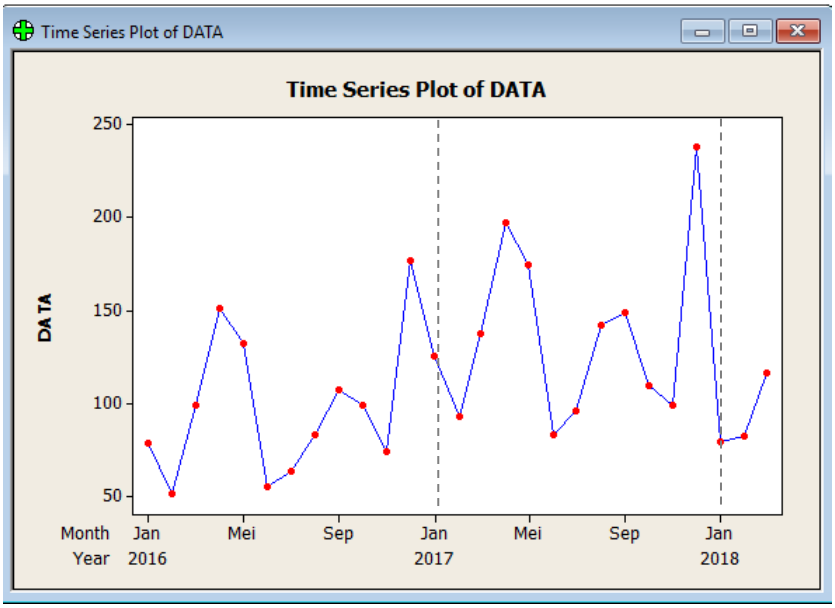


Gambar 4. 19 Grafik perbandingan hasil peramalan dengan model SARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$

Gambar 4.19 memperlihatkan grafik perbandingan hasil peramalan dengan data aktual pada periode Januari 2018 – Maret 2018. Terlihat bahwa grafik angka hasil ramalan cukup jauh dengan grafik angka penjualan sebenarnya.

4.5 Peramalan Penjualan Sepatu Dengan Metode Holt-Winter's Exponential Smoothing

4.5.1 Plot Pola Data



Gambar 4. 20 Plot Time Series data sepatu untuk metode Holt-Winter's

Gambar 4.20 memperlihatkan bahwa data dipengaruhi pola musiman karena terjadi pengulangan pola pada periode tertentu (tahunan) meskipun tidak tampak begitu jelas karena data historis yang digunakan hanya 27 periode (Januari 2016 – Maret 2018).

4.5.2 Metode Holt-Winter's Dengan Model Perkalian Musiman

Tabel 4. 12 Perbandingan hasil peramalan penjualan sepatu dengan model perkalian musiman

Bobot	MAD	MAPE
0,1	44,19	48,75 %
0,2	39,44	43,97 %

0,3	29,59	33,80 %
0,4	21,44	25,24 %
0,5	22,32	26,11 %
0,6	28,10	32,14 %
0,7	32,94	37,13 %
0,8	32,84	36,78 %
0,9	28,56	31,93 %
1	25,45	28,43 %

Tabel 4.12 menunjukkan perbandingan hasil peramalan Metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* dengan model parkalian musiman. Tampak pada tabel 4.12 bahwa nilai MAD dan MAPE terkecil pada model perkalian musiman adalah hasil peramalan dengan bobot *smoothing weight* 0,4 dengan MAD 21,44 dan MAPE 25,24 %.

4.5.3 Metode Holt-Winter's Dengan Model Penambahan Musiman

Tabel 4. 13 Perbandingan hasil peramalan penjualan sepatu dengan model penambahan musiman

Bobot	**MAD**	**MAPE**
0,1	63,38	71,34 %
0,2	62,01	69,82 %
0,3	62,76	70,60 %
0,4	66,67	74,81 %
0,5	73,09	81,70 %

Bobot	MAD	MAPE
0,6	83,05	92,39 %
0,7	95,36	105,58 %
0,8	105,36	116,27 %
0,9	109,16	120,22 %
1	109,90	120,81 %

Tabel 4.13 menunjukkan perbandingan hasil peramalan Metode *Holt-Winter's Exponential Smoothing* dengan model penambahan musiman. Tampak pada tabel 4.13 bahwa nilai MAD terkecil pada model penambahan musiman adalah hasil peramalan dengan bobot *smoothing weight* 0,2 dengan MAD 62,71 dan MAPE 69,82 %.

4.5.4 Hasil Peramalan Dengan Metode Holt-Winter's Exponential Smoothing

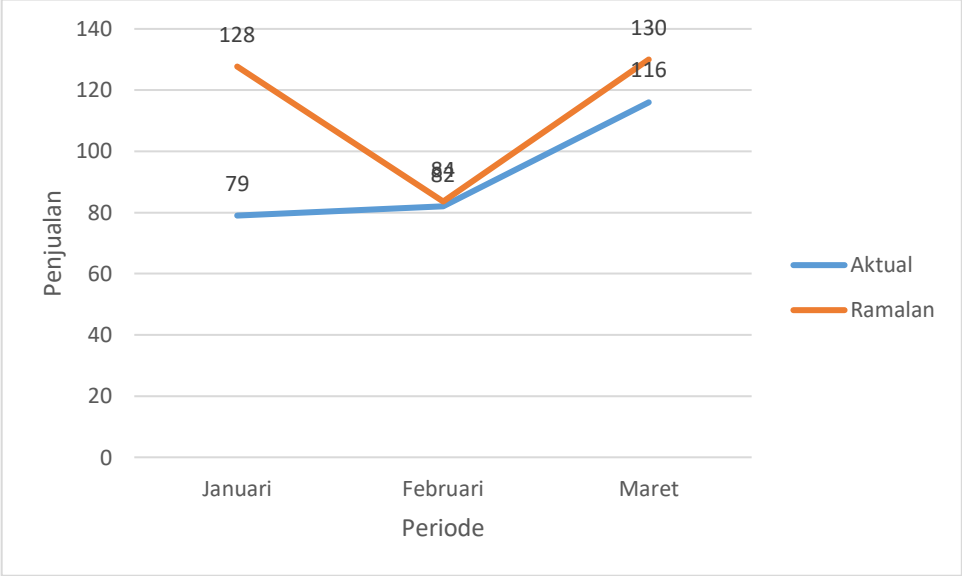
Setelah membandingkan hasil peramalan dengan kedua model *Holt-Winter's Exponential Smoothing,* maka model dengan nilai *error* MAD dan MAPE terkecil adalah model perkalian musiman dengan bobot pemulusan 0,4.

Tabel 4. 14 Tabel hasil peramalan untuk periode Januari – Maret 2018

Periode		**Nilai Aktual**	**Hasil Peramalan**	***Error* absolut**	***Error* rata-rata absolut**
		a	**t**	**| a-t |**	**| (a-t)/a |**
2018	Januari	79	128	48,75	0,62
2018	Februari	82	84	1,58	0,02
2018	Maret	116	130	14,00	0,12
				MAD	**MAPE**

				21,44	**25,24 %**

Pada tabel 4.14 ditunjukkan hasil peramalan untuk 3 bulan periode Januari sampai dengan Maret 2018 dengan menggunakan metode *Holt Winter's Exponential Smoothing* dengan metode perkalian musiman.



Gambar 4. 21 Grafik perbandingan hasil peramalan Holt-Winter's model perkalian musiman dengan bobot pemulusan 0,4

Gambar 4.21 memperlihatkan grafik perbandingan hasil peramalan dengan data aktual pada periode Januari 2018 – Maret 2018.

4.6 Peramalan Penjualan Sepatu Dengan Model Terbaik

Setelah ditemukan model terbaik dengan membandingkan hasil peramalan dari metode SARIMA dan Holt-Winter's Exponential Smoothing. Model peramalan terbaik akan digunakan untuk meramalkan 3 periode ke depan (April – Juni 2018) .

Tabel 4. 15 Tabel Perbandingan akurasi metode peramalan untuk penjualan sepatu

METODE	MAD	MAPE
SARIMA $(1,0,0)(1,0,0)^{12}$	**49,21**	**56,07 %**
HOLT-WINTER'S EXPONENTIAL SMOOTHING	**21,44**	**25,24 %**

Dari tabel 4157 dapat dilihat bahwa metode peramalan dengan nilai *error* MAD dan MAPE terkecil untuk peramalan 3 periode ke depan untuk data penjualan sepatu adalah metode Holt-Winter's Exponential Smoothing dengan nilai MAD 21,44 dan MAPE 25,24 %. Hal ini menunjukkan bahwa metode Holt-Winter's Exponential Smoothing layak digunakan untuk meramalkan 3 periode ke depan.

Hasil peramalan 3 periode ke depan (April 2018 sampai dengan Juni 2018) dengan menggunakan metode Holt-Winter's Exponential Smoothing dengan bobot *smoothing weight* 0,4 metode perkalian musiman, ditunjukkan pada tabel 4.16.

Tabel 4. 16 *Forecast* 3 Periode ke depan untuk data penjualan sepatu

PERIODE		*FORECAST*
2018	April	155
2018	Mei	131
2018	Juni	57