

PEMILIHAN METODE PERAMALAN UNTUK MENGURANGI *BULLWHIP EFFECT* PADA SISTEM RANTAI PASOK PRODUK SIDE VISOR DXXN (STUDI KASUS DI PERUSAHAAN PLASTIC INJECTION CIKARANG)

Bellito Gianni Hutahaean^{1*}), Muhamad Sayuti¹⁾, Amelia Nur Fariza¹⁾

¹⁾ Jurusan Teknik Industri, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang

*Email Korespondensi : TI16.bellitohutahaean@mhs.ubpkarawang.ac.id

ABSTRAK

Perusahaan Plastic Injection, Cikarang tempat dilakukannya penelitian ini adalah salah satu perusahaan yang bergerak di bidang injection molding dengan produk utamanya yaitu side visor untuk kendaraan roda empat. Dalam memenuhi permintaan customer seringkali terjadi variasi pada demand dan order yang diterima dari customer. Ketika terjadi variasi dalam permintaan pasar yang pada awalnya relatif stabil dengan persediaan di tingkat downstream berubah fluktuatif semakin besar hingga ke tahap upstream, variasi persediaan akan semakin membesar, sehingga membentuk pola seperti cambuk. Fenomena ini kemudian dinamakan bullwhip effect. Bullwhip effect tersebut menyebabkan tidak akuratnya keputusan dalam penentuan tingkat persediaan dan kapasitas produksi yang dibutuhkan, yang berdampak pada terganggunya aliran rantai pasok. Dengan tujuan untuk mengurangi bullwhip effect di level delivery, maka penulis menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Single Exponential Smoothing (ES) untuk pemilihan metode peramalan yang tepat guna mengurangi bullwhip effect di level delivery. Hasil yang didapat menunjukkan terjadi penurunan nilai bullwhip effect di level delivery sebesar 0,0171 poin.

Kata kunci: *autoregressive integrated moving average, bullwhip effect, demand, single exponential smoothing*, manajemen rantai pasok,

ABSTRACT

Plastic Injection Manufacturing Company, Cikarang where this research is conducted, is one of the companies engaged in injection molding with its main product being the side visor for four-wheeled vehicles. In fulfilling customer requests, there is often variations in the demands and orders received from customers. when there is variations in market demand, which was initially relatively stable with inventories at the downstream level fluctuating increasingly larger up to the upstream stage, inventory variations will be even greater, forming a pattern like a bullwhip. This phenomenon is called the bullwhip effect). The bullwhip effect will cause inaccurate decisions to determine the level of inventory and production capacity required, which impacts on the disruption of supply chain flows. With aim to reducing the bullwhip effect, the writer uses the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Exponential Smoothing (ES) methods to selection the right of forecasting method to reduce the bullwhip effect, planning and controlling production capacity using the Rough Cut Capacity Planning (RCCP) method and Inventory Control. The results obtained show there is a decrease value of the bullwhip effect at the delivery level by 0.0171 points.

Keywords: *autoregressive integrated moving average, bullwhip effect, demand, single exponential smoothing, supply chain management*

PENDAHULUAN

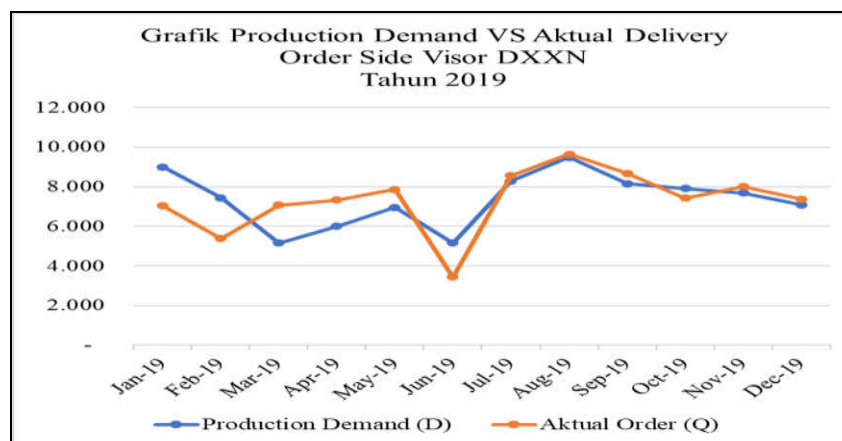
Perusahaan *manufacture plastic injection*, Cikarang tempat dilakukannya penelitian ini adalah salah satu perusahaan yang bergerak di bidang *injection molding* dengan produk utamanya yaitu *Side Visor* untuk kendaraan roda empat. Dalam memenuhi permintaan

Customer seringkali terjadi distorsi informasi pada variasi *demand* barang yang diterima perusahaan dari *Customer*, dengan aktual *order* barang dari *Customer* yang harus dikirim oleh bagian *delivery*. Berikut ini adalah data historis pada tahun 2019:

Tabel 1. Data *Production Demand* VS Aktual *Delivery Order Side Visor*, DXXN, Januari 2019 – Desember 2019

Month	UOM	<i>Delivery Demand</i> (D)	<i>Delivery Order</i> (Q)
Jan-19	Set	8.933	7.030
Feb-19	Set	7.409	5.380
Mar-19	Set	5.041	7.075
Apr-19	Set	5.889	7.325
May-19	Set	6.857	7.865
Jun-19	Set	5.125	3.435
Jul-19	Set	8.212	8.565
Aug-19	Set	9.377	9.640
Sep-19	Set	8.084	8.680
Oct-19	Set	7.879	7.430
Nov-19	Set	7.668	8.005
Dec-19	Set	6.998	7.385

Sumber: Data Perusahaan Januari 2019 – Desember 2019



Gambar 1. Grafik *Delivery Demand* VS Aktual *Delivery Order Side Visor* DXXN, Januari 2019 – Desember 2019

Sumber: Data Perusahaan Januari 2019 – Desember 2019

Berdasarkan data tersebut terjadi distorsi pada variasi *demand* maupun aktual *order* dari *Customer*, yang mana hal ini menyebabkan perusahaan kesulitan dalam menentukan jumlah barang yang harus diproduksi, kapasitas produksi yang diperlukan dan yang tersedia, dan tingkat persediaan yang dibutuhkan, sehingga menimbulkan terjadinya fenomena *bullwhip effect*. *Bullwhip effect* adalah fenomena distorsi informasi dari sistem rantai pasok, dimana efek ini merambat balik dari hilir, dari titik timbulnya permintaan melalui lintasan yang sama, ke hulu yaitu sumber pasokan[1], suatu fenomena yang terjadi ketika informasi mengenai permintaan pasar tidak stabil dari waktu ke waktu, masalah lain akan timbul manakala terjadi variasi dalam permintaan pasar yang pada awalnya relatif stabil dengan persediaan di tingkat *downstream* berubah fluktuatif semakin besar hingga ke tahap *upstream*, variasi persediaan akan semakin membesar, sehingga membentuk pola seperti cambuk. *Bullwhip effect* tersebut menyebabkan tidak akuratnya keputusan dalam penentuan tingkat persediaan yang di butuhkan, dan perusahaan akan cenderung menyimpan persediaan dalam jumlah besar. Penyebab utama dari *bullwhip effect* yaitu, yaitu pembaharuan ramalan permintaan (*demands forecast updating*), *order batching*, fluktuasi harga, dan *rationing & shortage gaming*[2], kurangnya

koordinasi dapat menyebabkan kesalahan informasi yang menyebabkan perubahan permintaan dalam proses rantai pasok. Perubahan ini mengarah dari hilir ke hulu, yang disebut fenomena *bullwhip effect*[3].

METODE PENELITIAN

Mengukur Nilai Kesalahan

Mengukur nilai kesalahan dilakukan bertujuan untuk mengetahui selisih atau gap yang terjadi antara data *demand* dan aktual *order*, dengan menghitung nilai *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Square Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).

Mean Absolute Deviation (MAD)

$$MAD_n = \frac{\sum_{t=1}^n |X_t - F_t|}{n} \quad (1)$$

Mean Squared Error (MSE)

$$MSE_n = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \quad (2)$$

Root Mean Squared Error (RMSE)

$$RMSE_n = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n}} \quad (3)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

$$MAPE_n = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{X_t - F_t}{X_t} \right|}{n} \times 100 \quad (4)$$

dimana:

- F_t = peramalan permintaan periode t
- X_t = permintaan aktual pada periode t
- n = jumlah periode

Mengukur *Bullwhip Effect*

Secara matematis pengukuran nilai *bullwhip effect* bisa di formulasikan sebagai berikut:

Menghitung rata-rata *demand* dan *order*

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (5)$$

Menghitung standar deviasi *demand* dan *order*

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(n-1)}} \quad (6)$$

Menghitung koefisien varians antara *demand* dan *order*

$$Var(D) = \frac{\sigma_{Demand}}{\bar{X}_{Demand}} \quad (7)$$

$$Var(Q) = \frac{\sigma_{Order}}{\bar{X}_{Order}} \quad (8)$$

Menghitung nilai *bullwhip effect*

$$\omega = \frac{Var(Q)}{Var(D)} \quad (9)$$

$$\frac{Var(Q)}{Var(D)} > 1 + \frac{2L}{p} + \frac{2L^2}{p^2} \quad (10)$$

Jika nilai $\omega > 1 + \frac{2L}{P} + \frac{2L^2}{P^2}$ maka dapat disimpulkan bahwa pada perusahaan tersebut terjadi *bullwhip effect*.

dimana:

- ω : Koefisien variasi *bullwhip effect*
- σ : Standar deviasi
- \bar{X} : Rata-rata
- $Var(D)$: Variasi *demand*
- $Var(Q)$: Variasi *order*
- L : *Lead Time*
- P : Periode

Pemilihan Metode Peramalan

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) atau biasa dikenal dengan metode *Box-Jenkins* sangat cocok untuk peramalan jangka pendek, tidak dapat membentuk model struktural berdasarkan teori ekonomi atau logika persamaan tunggal atau simultan, tetapi dengan menganalisis deret waktu acak data probabilitas (deret waktu) menggunakan nilai variabel dependen di masa lalu dan sekarang untuk menghasilkan perkiraan jangka pendek yang akurat, terlepas dari variabel independen[4], metode ARIMA menggunakan pendekatan iteratif untuk mengidentifikasi suatu model yang paling tepat dari berbagai model yang telah ditentukan[5]. *Autoregressive Integrated Moving Average Model* (ARIMA) adalah model umum dari *Autoregressive Moving Average* (ARMA) yang menggabungkan proses *Autoregressive* (AR) dan proses *Moving Average* (MA) dan membangun model komposit dari deret waktu yang lebih dikenal sebagai seri ARIMA (p, d, q)[6]. Berikut ini persamaan dari ARIMA (p, d, q)

1) AR(p) : *Autoregressive*

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \epsilon_t \quad (11)$$

$$X_t = c + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_i X_{t-i} + \epsilon_t \quad (12)$$

2) MA(q) : *Moving Average*.

$$X_t = c + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} \quad (13)$$

$$X_t = c + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_i \epsilon_{t-i} \quad (14)$$

3) ARIMA (p,d,q) : *Autoregressive Moving Average*.

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \epsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \epsilon_{t-i} \quad (15)$$

$$X_t = c + \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_i X_{t-i} + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \theta_i \epsilon_{t-i} \quad (16)$$

dimana:

- X_t = data ke t (pada variabel stasioner)
- c = konstanta
- ϕ_i = parameter dari persamaan *autoregressive*
- ϵ_t = selisih pada saat t (residual)
- θ_t = bobot yang diterapkan pada nilai saat ini dan periode sebelumnya
- ϕ_i = koefisien autokorelasi pada kelambatan 1, 2, p
- ϵ_t = *differencing*

Adapun Langkah-langkah penerapan metode ARIMA (p,d,q) adalah sebagai berikut:

1. Identifikasi model
2. Stasioneritas data
3. Estimasi Parameter
4. Kriteria pemilihan metode ARIMA terbaik

Exponential Smoothing (ES)

Metode *Exponential Smoothing* (ES) memodelkan pengamatan deret waktu saat ini dan mendatang sebagai kombinasi pembobotan dari pengamatan sebelumnya, dengan bobot lebih banyak diberikan pada data terkini[7], metode *Exponential Smoothing* dapat mengatasi kendala pada *moving average* yang memerlukan memori yang cukup besar dalam menyimpan historis sejumlah n periode. Pada *Exponential Smoothing* seluruh data historis diperhitungkan dan permintaan aktual terakhir diberi bobot lebih besar (α , faktor *smoothing*). Selain penyimpanan data lebih kecil, proses perhitungan juga menjadi lebih efisien[8]. Berikut ini adalah model persamaan dari *Exponential Smoothing*:

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \tag{17}$$

dimana:

- F_{t+1} = nilai peramalan permintaan untuk periode $t+1$
- F_t = nilai peramalan permintaan untuk periode t
- X_t = nilai aktual permintaan pada periode t
- α = konstanta penghalusan ($0 \leq \alpha \leq 1$)

Pengukuran Kinerja Peramalan

Pengukuran kinerja peramalan sangat penting dilakukan untuk memilih metode peramalan yang paling mendekati permintaan sebenarnya, karena peramalan selalu salah, sehingga sangat membantu untuk mengestimasi ketidaktepatan dalam peramalan untuk mengestimasi permintaan yang diharapkan.[9]. *Mean Squared Error* (MSE)

$$MSE_n = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n} \tag{18}$$

dimana:

- F_t = peramalan permintaan periode t
- X_t = permintaan aktual pada periode t
- n = jumlah periode

HASIL DAN PEMBAHASAN

Mengukur Nilai Kesalahan

Berikut ini adalah langkah-langkah pengukuran nilai kesalahan pada *delivery demand* terhadap aktual *delivery order*:

a) *Mean Absolute Deviation* (MAD)

$$MAD = \frac{|7.030 - 8.933| + |5.380 - 7.409| + \dots + |7.385 - 6.998|}{12} = 1040,42$$

b) *Mean Square Error* (MSE)

$$MSE = \frac{(7.030 - 8.933)^2 + (5.380 - 7.409)^2 + \dots + (7.385 - 6.998)^2}{12} = 1.568.633,25$$

c) *Root Mean Square Error* (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{(7.030 - 8.933)^2 + (5.380 - 7.409)^2 + \dots + (7.385 - 6.998)^2}{12}} = 1.252,45$$

d) *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE)

$$MAPE = \frac{\frac{|7.030 - 8.933|}{7.030} + \frac{|5.380 - 7.409|}{5.380} + \dots + \frac{|7.385 - 6.998|}{7.385}}{12} \times 100 = 17,03\%$$

Tabel 2. Tabel Hasil Pengukuran Nilai Kesalahan

Klasifikasi Kesalahan	MAD	MSE	RMSE	MAPE
Nilai Kesalahan	1.040,42	1.568.633,25	1.252,45	17,03

Mengukur Nilai *Bullwhip Effect*

Berikut ini adalah langkah-langkah mengukur nilai *bullwhip effect* pada *delivery demand* terhadap aktual *delivery order*:

a) Perhitungan rata-rata.

$$\bar{X}(D) = \frac{8.933 + 7.409 + \dots + 6.998}{12} = 7.289,33$$

$$\bar{X}(Q) = \frac{7.030 + 5.380 + \dots + 7.385}{12} = 7.317,92$$

b) Perhitungan standar deviasi

$$\sigma(D) = \sqrt{\frac{(8.933 - 7.289,33)^2 + (7.409 - 7.289,33)^2 + \dots + (6.998 - 7.289,33)^2}{12 - 1}} = 1.382,37$$

$$\sigma(Q) = \sqrt{\frac{(7.030 - 7.317,92)^2 + (5.380 - 7.317,92)^2 + \dots + (7.385 - 7.317,92)^2}{12 - 1}} = 1.611,48$$

c) Perhitungan *koevisien variansi*

$$Var(D) = \frac{\sigma_D}{\bar{X}_D} = \frac{1.382,37}{7.289,33} = 0,1896$$

$$Var(Q) = \frac{\sigma_Q}{\bar{X}_Q} = \frac{1.611,48}{7.317,92} = 0,2202$$

d) Perhitungan nilai *bullwhip effect*

$$BE(\omega) = \frac{0,2202}{0,1896} = 1,1612$$

e) Penentuan apakah nilai *bullwhip effect* lebih besar dari nilai maksimum *bullwhip effect*

$$\frac{Var(Q)}{Var(D)} > 1 + \frac{2 * 19}{365} + \frac{2 * 19^2}{365^2}$$

$$1,1612 > 1,1095$$

dimana:

L = *Leadtime* yaitu 19 hari

P = rentang waktu pengamatan 1 tahun (365 hari)

Berdasarkan perhitungan diatas maka dapat disimpulkan bahwa pada Januari 2019 – Desember 2019 terjadi fenomena *bullwhip effect* di *level delivery* dengan nilai BE sebesar 1,1612

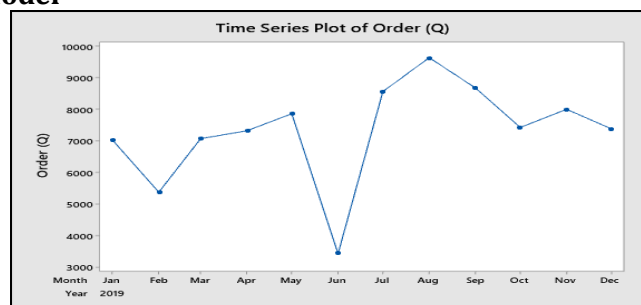
Upaya Perbaikan di *Level Delivery*

Pemilihan metode peramalan terbaik dengan nilai kesalahan terkecil, dalam hal ini metode yang digunakan yaitu metode peramalan *time series Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)* dan *Single Exponential Smoothing (SES)*. Setelah mendapatkan metode peramalan terbaik Langkah selanjutnya yaitu melakukan peramalan untuk tiga periode berikutnya, kemudian membandingkan hasil peramalan dengan data terbaru sesuai dengan periode peramalan untuk melakukan evaluasi.

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

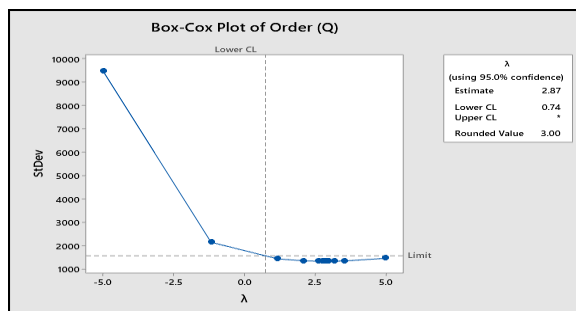
Berikut ini adalah langkah-langkah peramalan dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)*:

A. Identifikasi Model



Gambar 2. Grafik *Time Series Plot*

a) Stasioneritas Data Terhadap Varians



Gambar 3. Analisis Box-Cox

Berdasarkan grafik Box-Cox *Plot* pada data order didapat nilai rounded value= 3.00, maka dapat disimpulkan data belum stasioner terhadap varians. Agar data dapat dikatakan stasioner terhadap ragam maka data order harus di transformasikan dengan cara dipangkatkan 3, sesuai dengan nilai rounded value awal, dengan persamaan berikut ini:

$$T(X_t) = X_t^{(\lambda)} = \frac{X_t^{(3)} - 1}{\lambda}$$

dimana:

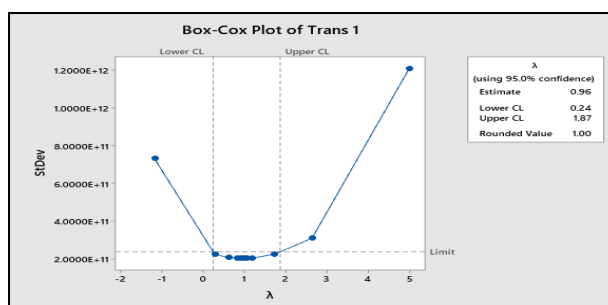
X_t = data ke t (pada periode data)

λ = parameter transformasi (*rounded value*)

Hingga didapat tabel data transformasi berikut ini:

Tabel 4. Transformasi 1

Month	UOM	Order (Q)	Transformasi 1
Jan-19	Set	7.030	347.428.927.000
Feb-19	Set	5.380	155.720.872.000
Mar-19	Set	7.075	354.143.546.875
Apr-19	Set	7.325	393.027.453.125
May-19	Set	7.865	486.514.939.625
Jun-19	Set	3.435	40.530.337.875
Jul-19	Set	8.565	628.321.762.125
Aug-19	Set	9.640	895.841.344.000
Sep-19	Set	8.680	653.972.032.000
Oct-19	Set	7.430	410.172.407.000
Nov-19	Set	8.005	512.960.600.125
Dec-19	Set	7.385	402.764.791.625



Gambar 4. Hasil Analisis Box-Cox Berdasarkan Data Transformasi 1

Berdasarkan grafik Box-Cox Transformation nilai Rounded Value = 1.00, maka dapat disimpulkan data telah stasioner terhadap varian

b) Stasioneritas Data Terhadap Mean

Untuk menghasilkan data yang stasioner terhadap mean hal yang perlu dilakukan selanjutnya adalah melakukan differencing terhadap data “Transformasi 1” dengan persamaan berikut:

$$\nabla X_t = X_t - X_{t-1}$$

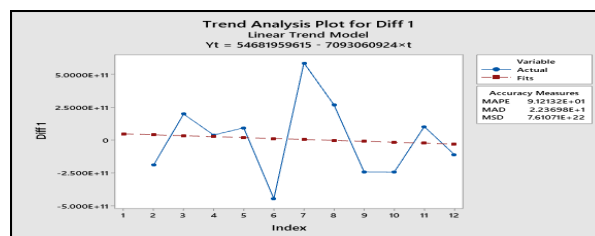
dimana:

X_t = data ke t (pada periode data yang sudah di transformasi)

Hingga didapat tabel data differencing berikut ini:

Tabel 5. *Differensi 1*

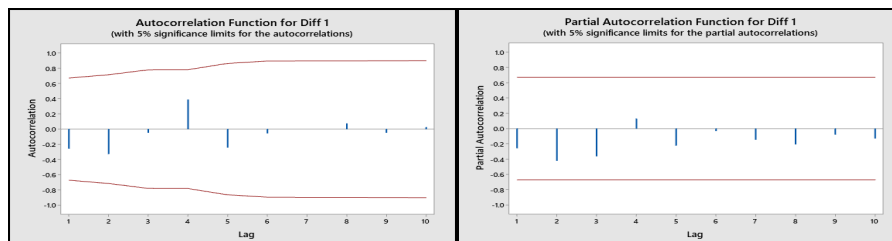
Month	UOM	Order (Q)	Transformasi 1	Differensi 1
Jan-19	Set	7.030	347.428.927.000	-
Feb-19	Set	5.380	155.720.872.000	-191.708.055.000
Mar-19	Set	7.075	354.143.546.875	198.422.674.875
Apr-19	Set	7.325	393.027.453.125	38.883.906.250
May-19	Set	7.865	486.514.939.625	93.487.486.500
Jun-19	Set	3.435	40.530.337.875	-445.984.601.750
Jul-19	Set	8.565	628.321.762.125	587.791.424.250
Aug-19	Set	9.640	895.841.344.000	267.519.581.875
Sep-19	Set	8.680	653.972.032.000	-241.869.312.000
Oct-19	Set	7.430	410.172.407.000	-243.799.625.000
Nov-19	Set	8.005	512.960.600.125	102.788.193.125
Dec-19	Set	7.385	402.764.791.625	-110.195.808.500



Gambar 5. Hasil *Time Series Analysis Trend Linier*

Berdasarkan *Plot* trend analysis pada data differencing yang ada pada gambar trend analysis diatas menunjukkan data telah stasioner terhadap *mean* dan berada di nilai konstan yaitu nol.

c) Identifikasi model dengan *Plot* ACF dan PACF



Gambar 6. Hasil Grafik *Plot* ACF dan PACF

Berdasarkan grafik *Plot* ACF dan PACF hasil transformasi dan differencing diatas terlihat pada *Plot* ACF berpola *dying down*, begitupun pada *Plot* PACF menunjukkan bahwa memiliki pola *dying down*, maka dapat disimpulkan bahwa modelnya adalah AR dan MA, terlihat juga baik dari *Plot* ACF dan PACF tidak ada Lag yang keluar dari batas toleransi maka dikatakan semua Lag sudah signifikan dan menghasilkan nilai maksimum dari model bernilai 1, yaitu AR=1 dan MA=1, namun dengan adanya differencing 1 kali maka model permalannya adalah AR=1, I=1, MA=1. Maka dapat disimpulkan bahwa model ARIMA nya adalah (1,1,1) namun tidak menutup kemungkinan bahwa pola ARIMA lebih cenderung AR atau lebih cenderung ke MA. Maka model-model ARIMA yang mungkin adalah sebagai berikut:

- a) Model 1: ARIMA (1,1,1)
- b) Model 2: ARIMA (1,1,0)
- c) Model 3: ARIMA (0,1,1)

B. Estimasi Parameter

Estimasi parameter atau pendugaan model pada ARIMA dilakukan untuk menentukan model ARIMA mana yang layak dipilih berdasarkan signifikansi parameter.

Tabel 6. Estimasi Parameter

Hasil Estimasi Parameter	Uraian Estimasi Parameter	Signifikansi Parameter																				
<p>Final Estimates of Parameters</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Type</th> <th>Coef</th> <th>SE Coef</th> <th>T-Value</th> <th>P-Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>AR 1</td> <td>0.109</td> <td>0.439</td> <td>0.25</td> <td>0.810</td> </tr> <tr> <td>MA 1</td> <td>1.353</td> <td>0.666</td> <td>2.03</td> <td>0.077</td> </tr> <tr> <td>Constant</td> <td>93.47</td> <td>7.15</td> <td>13.06</td> <td>0.000</td> </tr> </tbody> </table>	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	AR 1	0.109	0.439	0.25	0.810	MA 1	1.353	0.666	2.03	0.077	Constant	93.47	7.15	13.06	0.000	<ol style="list-style-type: none"> Nilai constant = 93,47 Nilai koefisien AR(1) = 0,109 dan nilai P-Value = 0,810 > $\alpha = 0,05$ Nilai koefisien MA(1) = 1,353 dan nilai P-Value = 0,077 > $\alpha = 0,05$ 	Tidak Signifikan
Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value																		
AR 1	0.109	0.439	0.25	0.810																		
MA 1	1.353	0.666	2.03	0.077																		
Constant	93.47	7.15	13.06	0.000																		
<p>Final Estimates of Parameters</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Type</th> <th>Coef</th> <th>SE Coef</th> <th>T-Value</th> <th>P-Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>AR 1</td> <td>-0.435</td> <td>0.301</td> <td>-1.45</td> <td>0.182</td> </tr> <tr> <td>Constant</td> <td>144</td> <td>681</td> <td>0.21</td> <td>0.837</td> </tr> </tbody> </table>	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	AR 1	-0.435	0.301	-1.45	0.182	Constant	144	681	0.21	0.837	<ol style="list-style-type: none"> Nilai constant = 144 Nilai koefisien AR(1) = -0.435 dan nilai P-Value = 0,182 > $\alpha = 0,05$ 	Tidak Signifikan					
Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value																		
AR 1	-0.435	0.301	-1.45	0.182																		
Constant	144	681	0.21	0.837																		
<p>Final Estimates of Parameters</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>Type</th> <th>Coef</th> <th>SE Coef</th> <th>T-Value</th> <th>P-Value</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>MA 1</td> <td>1.326</td> <td>0.498</td> <td>2.66</td> <td>0.026</td> </tr> <tr> <td>Constant</td> <td>86.9</td> <td>52.0</td> <td>1.67</td> <td>0.129</td> </tr> </tbody> </table>	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	MA 1	1.326	0.498	2.66	0.026	Constant	86.9	52.0	1.67	0.129	<ol style="list-style-type: none"> Nilai constant = 86.9 Nilai koefisien MA(1) = 1,326 dan nilai P-Value = 0,026 < $\alpha = 0,05$ 	Signifikan					
Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value																		
MA 1	1.326	0.498	2.66	0.026																		
Constant	86.9	52.0	1.67	0.129																		

Dari hasil estimasi parameter dengan model ARIMA (1,1,1), (1,1,0), (0,1,1) dapat diketahui bahwa model dengan nilai P-Value yang signifikan dan layak digunakan adalah model ARIMA (0,1,1) dengan model persamaan:

$$X_t = 86,9 + 1,326 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$$

C. Kriteria Pemilihan Metode ARIMA terbaik

Pemilihan metode ARIMA terbaik dengan melakukan analisis nilai hasil residual untuk mengetahui nilai kesalahan pada peramalan.

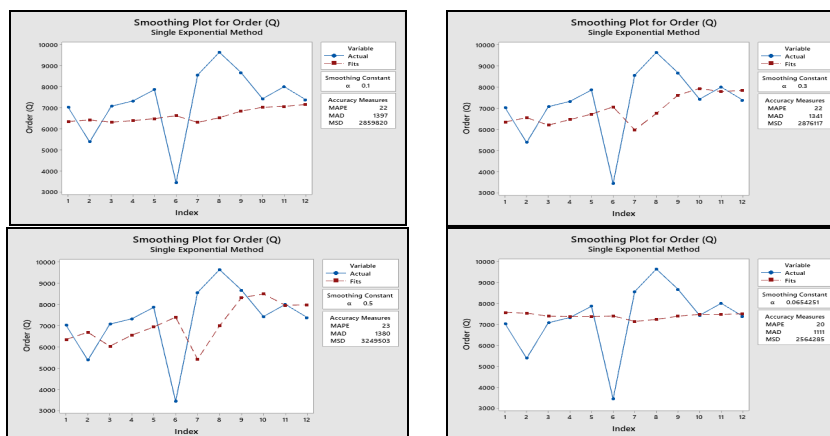
Tabel 7. Hasil Uji Residual

ARIMA (1,1,1)			ARIMA (1,1,0)			ARIMA (0,1,1)		
Residual Sums of Squares			Residual Sums of Squares			Residual Sums of Squares		
DF	SS	MS	DF	SS	MS	DF	SS	MS
8	17937294	2242162	9	45823885	5091543	9	17758869	1973208

Berdasarkan tabel hasil uji residual, model ARIMA yang memiliki nilai kesalahan terkecil yaitu ARIMA (0,1,1) dengan nilai *Sum of Squares* (SS) = 17.758.869 dan *Mean of Squares* (MS) = 1.973., maka dapat disimpulkan bahwa model ARIMA yang dipilih yaitu ARIMA (0,1,1).

Single Exponential Smoothing (SES)

Berikut ini adalah pemilihan metode *Single Exponential Smoothing* (SES) terbaik dengan α (0.1, 0.3, 0.5, dan Optimal) menggunakan *software* Minitab:



Gambar 7. Hasil Analisis Single Exponential Smoothing $\alpha = 0.1, 0.3, 0.5$ & Optimal

Tabel 8. Rekapitulasi Error

Model	MAPE	MAD	MSD
SES ($\alpha = 0.1$)	22	1397	2859820
SES ($\alpha = 0.3$)	22	1341	2876117
SES ($\alpha = 0.5$)	23	1380	3249503
SES ($\alpha = 0.065425$) / Optimal	20	1111	2564258

Berdasarkan tabel rekapitulasi diatas maka dapat disimpulkan bahwa model terbaik dengan nilai MAPE, MAD, dan MSD terkecil yaitu model *Single Exponential Smoothing* dengan optimal yang mana memiliki nilai $\alpha = 0,065425$

Pemilihan Metode Peramalan Terbaik

Melakukan perbandingan dengan parameter error yang sama antara ARIMA dan SES, dan parameter yang di gunakan adalah *Mean Squares* (MS):

Model Peramalan	MS
ARIMA (0,1,1)	1.973.208
SES ($\alpha = 0.065425$) / Optimal	2.564.258

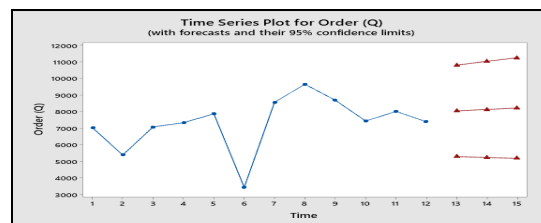
Berdasarkan tabel diatas maka dapat disimpulkan model peramalan terbaik dengan nilai *Mean Squares* (MS) terkecil yaitu model peramalan ARIMA (0,1,1).

Peramalan

Setelah melakukan pemilihan metode peramalan terbaik langkah selanjutnya adalah melakukan peramalan berdasarkan metode yang dipilih yaitu ARIMA (0,1,1) dengan menggunakan *software* minitab.

Period	Forecast	Lower	Upper	Actual
13	8040.40	5286.62	10794.2	
14	8127.26	5231.20	11023.3	
15	8214.12	5182.45	11245.8	

Gambar 8. Data Hasil Peramalan ARIMA (0,1,1)



Gambar 9. Grafik Hasil Peramalan ARIMA (0,1,1)

Evaluasi Hasil

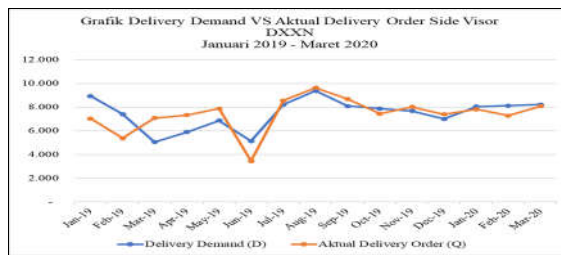
Berikut ini adalah evaluasi hasil upaya perbaikan terhadap kondisi sebelum upaya perbaikan

Tabel 10. Data *Delivery Demand* VS Aktual *Delivery Order Side Visor DXXN*, Januari 2019 – Maret 2020

Month	UOM	Delivery Demand (D)	Aktual Delivery Order (Q)
Jan-19	Set	8.933	7.030
Feb-19	Set	7.409	5.380
Mar-19	Set	5.041	7.075
Apr-19	Set	5.889	7.325
May-19	Set	6.857	7.865
Jun-19	Set	5.125	3.435
Jul-19	Set	8.212	8.565
Aug-19	Set	9.377	9.640
Sep-19	Set	8.084	8.680
Oct-19	Set	7.879	7.430
Nov-19	Set	7.668	8.005
Dec-19	Set	6.998	7.385
Jan-20	Set	8.041	7.815
Feb-20	Set	8.128	7.280
Mar-20	Set	8.215	8.070

Sumber: Data Perusahaan Januari 2020 – Maret 2020

Data *delivery demand* periode Januari 2020 – Maret 2020, didapat dari hasil peramalan menggunakan metode ARIMA (0,1,1) dan data aktual *delivery order* periode Januari 2020 – Maret 2020, berdasarkan aktual kanban order dari *Customer.a*



Gambar 10. Grafik *Delivery Demand* VS *Aktual Delivery Order Side Visor DXXN*, Januari 2019 – Maret 2020
Sumber: Data Perusahaan Januari 2020 – Maret 2020

Mengukur Nilai Kesalahan Setelah Upaya Perbaikan

Tabel 11. Tabel Hasil Pengukuran Nilai Kesalahan

Klasifikasi Kesalahan	MAD $\frac{\sum_{t=1}^n X_t - F_t }{n}$	MSE $\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n}$	RMSE $\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (X_t - F_t)^2}{n}}$	MAPE $\frac{\sum_{t=1}^n \left \frac{X_t - F_t}{X_t} \right }{n} \times 100$
Nilai Kesalahan	913,60	1.307.653,60	1.143,53	14,71

Tabel 12. Perbandingan Nilai Kesalahan Sebelum dan Sesudah Upaya Perbaikan

	Sebelum	Sesudah
MAD	1.040,42	913,60
MSE	1.568.633,25	1.307.653,60
RMSE	1.252,45	1.143,53
MAPE	17,03%	14,71%

Berdasarkan tabel perbandingan, nilai kesalahan pada *delivery demand* terhadap aktual *delivery order* sebelum dan sesudah upaya perbaikan, dapat diketahui bahwa terjadi penurunan nilai MAD dari 1.040,42 menjadi 913,60, MSE dari 1.568.633,25 menjadi 1.307.653,60, RMSE dari 1.252,45 menjadi 1.143,53, dan MAPE dari 17,03% menjadi 14,71%.

Mengukur Nilai Bullwhip Effect Setelah Upaya Perbaikan

Tabel 13. Hasil Pengukuran Nilai Bullwhip Effect

Level	D/Q	Frekuensi (N)	Total (Σ)	Rata-rata (\bar{X})	Standar Deviasi (σ)	Koefisien Variasi (Var)	Bullwhip Effect (ω)
		N	$\sum_{i=1}^n X_i$	$\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$	$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(N - 1)}}$	$\frac{\sigma}{\bar{X}}$	$\frac{Var(Q)}{Var(D)}$
Delivery	D	15	111.856	7.457,07	1.274,01	0,1708	1,1441
	Q	15	110.980	7.398,67	1.446,22	0,1955	

Tabel 14. Perbandingan Nilai Bullwhip Effect Sebelum dan Sesudah Upaya Perbaikan

Level	Nilai Bullwhip Effect
	Sebelum Sesudah
Delivery	1,1612 1,1441

Berdasarkan tabel perbandingan, nilai *bullwhip effect* di *level delivery* sebelum dan sesudah upaya perbaikan, dapat diketahui bahwa terjadi penurunan nilai *bullwhip effect* sebesar 0,0171 poin, dari yang awalnya 1,1612 poin turun menjadi 1,1441 poin.

KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diperoleh dari hasil pembahasan yaitu:

1. Berdasarkan hasil identifikasi, penyebab terjadinya fenomena *bullwhip effect* pada sistem manajemen rantai pasok yang diterapkan perusahaan adalah karena adanya ketidaksesuaian antara jumlah barang yang diminta oleh *Customer* dengan aktual barang yang diorder oleh *Customer* berdasarkan *forecast*, berdasarkan hasil pengukuran nilai *bullwhip effect*, dapat diketahui bahwa fenomena *bullwhip effect* terjadi di *level delivery* dengan nilai BE sebesar 1,1612.
2. Berdasarkan upaya yang dilakukan untuk mengurangi *bullwhip effect*, dapat diketahui metode yang tepat dan dapat diterapkan perusahaan dalam menghadapi fenomena *bullwhip effect* yang terjadi pada sistem manajemen rantai yaitu, melakukan peramalan permintaan yaitu ARIMA (0,1,1) dimana berdasarkan hasil perhitungan *bullwhip Effect* memiliki nilai 1.1441 poin turun sebesar 0,0171 poin dari sebelumnya yaitu sebesar 1,1612

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Prihatmanto and B. Haryo, *Supply Chain, Manajemen, Ilmu Pengetahuan, Strategi dan Praktik*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo, 2018.
- [2] I. N. Pujawan and Mahendrawati, "*Supply Chain Management*," Edisi 3., Yogyakarta: ANDI, 2017.
- [3] G. G. Aji and A. M. Yaqoub, "Identifikasi Penyebab *Bullwhip Effect* Pada Distribusi PT Alfian Jaya di Bali," *J. Manaj. Teor. dan Ter.*, no. 2, pp. 115–130, 2015.
- [4] A. E. F. Arina and Lukmandono, "Penerapan Metode *Model Autoregressive Integrated Moving Average* Guna Mengurangi Terjadinya *Bullwhip Effect* Pada *Supply Chain*," *Semin. Nas. Sains dan Teknol. Terap.*, vol. V, pp. 161–166, 2017.
- [5] M. Buchori and T. Sukmono, "Peramalan Produksi Menggunakan Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) di PT. XYZ," *PROZIMA (Productivity, Optim. Manuf. Syst. Eng.)*, vol. 2, no. 1, pp. 27–33, 2019.
- [6] S. Siami-Namini, N. Tavakoli, and A. Siami Namin, "*A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series*," *Proc. - 17th IEEE Int. Conf. Mach. Learn. Appl. ICMLA 2018*, pp. 1394–1401, 2019.
- [7] A. Abrami, A. Y. Aravkin, and Y. Kim, "*Time Series Using Exponential Smoothing Cells*," *Manuscr. under Rev. by AISTATS*, no. 3, 2017.
- [8] A. Eunike, N. W. Setyanto, R. Yuniarti, I. Hamdala, Ri. P. Lukodono, and A. A. Fanani, *Perencanaan Produksi dan Pengendalian Persediaan*. Malang: UB Press, 2018.
- [9] A. Samangi and T. Perdana, "Pemilihan Metode Peramalan Dalam Manajemen Persediaan Produk Pertanian (Studi Kasus Pada Locarvest Di Kota Bandung) Selection," *J. Agroekoteknologi dan Agribisnis*, vol. 2, no. 1, pp. 59–67, 2018.