

Available online at: <http://inventory.poltekapp.ac.id/>

INVENTORY

Industrial Vocational E-Journal on Agroindustry

| ISSN Online 2723-1895 |



Penerapan Model ARIMA Dalam Memprediksi Penjualan Produk Minuman Teh Botol Sosro Ukuran 350 mL

Iga Dwi Wahyuni, Trisna Yuniarti, Amrin Rapi

Politeknik APP Jakarta, Jalan Timbul No.34, Jakarta Selatan, 12630, Indonesia

ARTICLE INFORMATION

Received: October 31, 2022

Revised: December 26, 2022

Available online: December 29, 2022

KEYWORDS

ARIMA, Forecasting, Inventory, Modeling

CORRESPONDENCE

Name: Trisna Yuniarti

E-mail: trisna.yuniarti@poltekapp.ac.id

A B S T R A C T

This study aims to provide suggestions for improvements in overcoming stock shortages of soft drink products using a forecasting method. The results of such forecasting will be compared with the forecasting methods used by the company at this time. The Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method was used in this study to improve the accuracy of demand forecasting in soft drink products (TBE 350 mL K12 Aseptic). This study used product sales data for the period January 2016 to January 2022. Based on the results of calculation and data processing, it is known that the best model is ARIMA (2,1,0) with a MAPE value of 35,966%. Meanwhile, the method used by the company has a MAPE value of 36.569%. It Shows that the ARIMA method (2,1,0) has better forecasting accuracy compared to the company's forecasting method with a MAPE difference of 0.604%. The validation results were obtained forecasting in January 2022 with ARIMA (2,1,0) of 22,569 cartons, while the company's method was 21,194 cartons. This shows that the ARIMA method (2,1,0) is more accurate in forecasting because it has a forecast value in the January 2022 period close to the actual demand value, which is 23,193 cartons. The ARIMA model equation (2,1,0) for forecasting soft drink products in the following month is $Z_t = 0,494Z_{t-1} + 0,210Z_{t-2} + 0,297Z_{t-3}$.

PENDAHULUAN

Era pasar yang kompetitif membuat perusahaan semakin sadar pentingnya perencanaan tersedianya suatu produk guna memenuhi kebutuhan pasar. Pada pemenuhan kebutuhan pasar, manajer memiliki peranan penting untuk memahami dan memiliki kemampuan dalam meramalkan permintaan periode di masa yang akan datang. Peramalan tersebut sangat berpengaruh terhadap pengambilan keputusan oleh seorang manajer di perusahaan, misalnya menentukan jumlah produksi barang yang harus disediakan atau keputusan manajerial lainnya [1], [2].

Peramalan (*forecasting*) merupakan suatu seni juga ilmu pengetahuan yang digunakan untuk memprediksi peristiwa atau kejadian di masa yang akan datang [2] [3]. Pada umumnya peramalan (*forecasting*) dilakukan

berdasarkan historis data atau data masa lampau yang dianalisis menggunakan metode tertentu. Peramalan permintaan sangat penting dalam hal manajemen persediaan. Tingkat persediaan sangat tergantung pada perkiraan permintaan di masa mendatang. Peramalan perlu dilakukan mengingat adanya ketidakpastian di masa yang akan datang. Apabila peramalan permintaan dilakukan dengan metode yang tepat, maka dapat membantu bagian *purchasing* dalam menentukan jumlah persediaan yang harus disiapkan untuk memenuhi permintaan pelanggan baik dalam jangka pendek, menengah, maupun jangka panjang.

PT Sinar Sosro Kantor Perwakilan (KP) Lenteng Agung merupakan salah satu pusat distribusi (*distribution center*) atau saluran distribusi yang dimiliki oleh PT Sinar Sosro. Perusahaan ini bertugas untuk mendistribusikan produk minuman PT Sinar Sosro ke saluran distribusi di bawahnya. Perusahaan bertanggung

jawab mendistribusikan produknya untuk wilayah Jakarta Selatan, Depok, dan Jakarta Timur. Produk-produk yang di distribusikan oleh perusahaan, yaitu produk minuman teh botol sosro, *fruit tea* sosro, *country choice*, air mineral prim-a, *s-tee*, dan tebs. Guna memenuhi kebutuhan konsumennya, perusahaan memerlukan kuantitas persediaan barang jadi (*finished goods*) yang cukup agar pesanan produk minuman dari pelanggan (*customer*) dapat tersedia tepat waktu.

Kondisi saat ini, perusahaan mengalami permasalahan dalam penentuan persediaan barang jadi (*finished goods*), khususnya untuk produk *fast moving* TBE 350 mL K12 *Aseptic* (Teh Botol Sosro Plastik 350 mL). Hal ini terjadi sebagai akibat permintaan produk tersebut setiap bulannya berfluktuasi. Tabel 1. merupakan contoh data permintaan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* yang sangat berfluktuasi pada tahun 2021. Oleh karena itu, peramalan permintaan yang kurang akurat dapat menjadi masalah karena dapat mengakibatkan perusahaan tidak dapat memenuhi permintaan konsumen. Akibatnya, pada saat produk mengalami kekurangan persediaan, maka dapat mengakibatkan konsumen mengganti rasa dari produk atau tidak jadi membeli produk di perusahaan sehingga dapat terjadi kehilangan penjualan (*lost sales*).

Tabel 1. Permintaan Produk TBE 350 mL K12 *Aseptic*

No.	Bulan	Permintaan Aktual (Karton)
1	Januari 2021	15784
2	Februari 2021	9813
3	Maret 2021	11212
4	April 2021	10749
5	Mei 2021	15096
6	Juni 2021	18614
7	Juli 2021	16177
8	Agustus 2021	12866
9	September 2021	24085
10	Oktober 2021	18137
11	November 2021	18470
12	Desember 2021	26974

Perusahaan saat ini telah melakukan peramalan permintaan (*forecasting*) untuk menentukan tingkat persediaan menggunakan rata-rata penjualan (*Moving Average*) tiga bulan yang sebelumnya sudah di realisasi dan berdasarkan target. Namun, terkadang belum dapat memenuhi permintaan dari pelanggannya (*customer*). Berdasarkan data Tabel 1. diketahui bahwa sebesar 21,3% perusahaan belum dapat memenuhi permintaan dari pelanggannya (*customer*) dengan menggunakan metode peramalan perusahaan. Oleh karena itu, perlu dilakukan peninjauan ulang terhadap keefektifannya sehingga dapat mengatasi terjadinya *lost sales*. Walaupun perusahaan tidak dapat memprediksi penjualan pada periode ke depan dengan tingkat akurasi sebesar 100%, namun perusahaan dapat memprediksi

permintaan barang di masa mendatang dengan mencari metode peramalan terbaik. Pada penelitian ini, model peramalan terbaik akan dipilih, yaitu metode yang menghasilkan tingkat kesalahan (*error*) peramalan yang terkecil. Dengan demikian, model peramalan yang baru diharapkan dapat membantu perusahaan dalam mengantisipasi memenuhi permintaan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* yang mengacu pada historis data penjualan perusahaan.

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan di atas, maka perusahaan memerlukan adanya perbaikan dalam masalah persediannya dengan cara melakukan peramalan dengan metode yang berbeda agar hasil perhitungan persediaan lebih akurat dari metode yang sebelumnya. Beberapa penelitian telah melakukan peramalan menggunakan berbagai teknik atau metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) pada berbagai bidang. Pada bidang kesehatan, metode ini digunakan untuk meramalkan jumlah kasus Covid19 di Nigeria dengan menggunakan historis data kasus dari bulan Februari 2020 sampai dengan November 2021 [4]. Metode ini juga digunakan pada bidang energi untuk mendapatkan model peramalan permintaan bensin berdasarkan historis data konsumsi bensin yang tersedia sampai dengan tahun 2030 [5]. Bidang ekonomi, peramalan harga beras premium untuk menjaga stabilitas harga agar tidak merugikan produsen dan konsumen [6]. Bidang perdagangan, metode ini digunakan memperkenalkan strategi opsi beli, jual atau tahan berdasarkan peramalan ARIMA pada *trading* [7].

Metode ARIMA pada umumnya memberikan *output* yang lebih baik dibandingkan dengan metode-metode peramalan yang lainnya dan metode ini didasarkan pada model regresi deret waktu stasioner [7][8]. Selain itu, metode ini memiliki kelebihan, yaitu memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi dalam melakukan peramalan, mempunyai sifat fleksibel (mengikuti pola data), dan metode ini dapat digunakan untuk memprediksi permintaan di masa yang akan datang dengan cepat, akurat, dan murah [9]. Berdasarkan penelitian terdahulu dan kelebihan yang dimiliki metode ini, maka untuk memperbaiki akurasi peramalan pada produk minuman ringan. Khususnya jenis TBE 350 mL K12 *Aseptic* dilakukan perhitungan peramalan menggunakan metode ARIMA.

Penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan model peramalan ARIMA serta membandingkannya dengan metode peramalan yang digunakan oleh perusahaan saat ini dalam memprediksi volume penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic*. Selain itu, dilakukan peramalan menggunakan metode terbaik/terpilih dengan menggunakan historis data permintaan aktual berupa

time series pada produk TBE 350 mL K12 Aseptic. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan solusi bagi perusahaan dalam memperbaiki permasalahan penentuan persediaan barang jadi (*finished goods*), khususnya untuk produk *fast moving* TBE 350 mL K12 Aseptic agar pesanan produk minuman ringan tersebut dapat tersedia tepat waktu ke pelanggannya.

METODOLOGI

Pada penelitian ini, metode yang digunakan adalah metode penelitian kuantitatif menggunakan data historis *time series* bulanan dan hasil penelitian akan dibandingkan dengan metode yang digunakan oleh perusahaan untuk mendapatkan hasil peramalan yang terbaik. Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dipilih untuk melakukan peramalan periode mendatang dengan beberapa tahapan proses. Metode ini digunakan untuk memecahkan permasalahan yang terjadi di perusahaan, selanjutnya dapat digunakan oleh manajer untuk pengambilan keputusan volume persediaan yang harus disediakan oleh perusahaan. Tahapan proses terdiri dari identifikasi masalah, pengumpulan data, dan pengolahan data. Hasil pengolahan data tersebut dilakukan analisis serta ditarik kesimpulannya.

Identifikasi Masalah

Pada tahap awal yang dilakukan, yaitu mengidentifikasi masalah yang terjadi pada perusahaan. Tahapan dilakukan melalui pengamatan langsung dan hasil wawancara. Masalah yang terjadi pada PT Sinar Sosro Kantor Perwakilan (KP) Lenteng Agung, yaitu penentuan volume/persediaan barang jadi (*finished goods*), di mana sering kali produk yang ada di gudang persediaan barang jadi (*finished goods*) mengalami kekurangan stok, terutama produk minuman TBE 350 mL K12 Aseptic. Sebagai contoh, produk yang belum terpenuhi pada tahun 2021 sebesar 21,3% (Tabel 1.) disebabkan karena keakurasian metode peramalan yang digunakan oleh perusahaan belum dilakukan peninjauan kembali terhadap keefektifannya. Hal tersebut dapat menyebabkan terjadinya kehilangan penjualan (*lost sales*).

Pengumpulan Data

Teknik pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan data primer dan data sekunder. Data primer dilakukan dengan melakukan observasi di lapangan dan wawancara dengan pihak terkait. Sedangkan, data sekunder yang didapatkan dari perusahaan, yaitu historis data penjualan periode Januari 2016 sampai dengan Januari 2022 pada produk Teh Botol Sosro Plastik 350 mL (TBE 350 mL K12 Aseptic). Data tersebut digunakan sebagai acuan dalam

menentukan seberapa tepat hasil permintaan di masa mendatang. Semakin banyak data permintaan yang dapat diketahui pada periode sebelumnya, maka tingkat ketepatan peramalan semakin besar.

Pengolahan Data

Data yang terkumpul selanjutnya dilakukan pengolahan data. Proses pengolahan data dilakukan beberapa tahap, yaitu pembersihan data, integrasi data, dan pemodelan peramalan. Berikut tahapan pengolahan data yang dilakukan dalam penelitian ini [10]:

1. Pembersihan Data

Pembersihan data dilakukan dengan mengidentifikasi dan mengoreksi data, hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa data terkait jumlah permintaan atau penjualan yang dipakai tidak ada yang *outlier* atau tidak terdapat data yang tidak bagus. Data dengan nilai yang sangat jauh terhadap nilai rata-rata dari keseluruhan data tersebut dapat dikatakan bahwa data tersebut *outlier*. Apabila terdapat data yang *outlier*, maka dilakukan suatu teknik interpolasi untuk memperbaiki data yang *outlier*. Pada data yang *outlier* sangat tidak disarankan jika dilakukan pembuangan data karena pada data *outlier* masih merupakan fenomena subjek penelitian. Agar efek *outlier* dapat direduksi, maka dapat dilakukan interpolasi data. Interpolasi data dilakukan menggunakan bantuan *software excel* untuk mendapatkan fungsi persamaan linear dan nilai untuk data yang *outlier* tersebut.

2. Integrasi Data

Tahap selanjutnya adalah melakukan integrasi data, yaitu melakukan penggabungan suatu set data dari tahun yang berbeda. Tahapan ini dilakukan dalam rangka mempermudah dalam pengolahan dan analisis pada data. Integrasi data yang dilakukan pada penelitian ini adalah melakukan penggabungan data aktual dari tahun 2016 sampai dengan tahun 2022 berdasarkan periode bulan.

3. Tahap Pemodelan Metode ARIMA

Secara umum, tahap dalam pemodelan metode ARIMA terdiri dari: identifikasi model ARIMA, penaksiran dan pengujian parameter ARIMA, pemeriksaan asumsi residual model ARIMA, pemilihan model ARIMA terbaik, dan peramalan hasil model terbaik [11].

a. Identifikasi Model ARIMA

Pada tahap identifikasi, yang pertama yang perlu dilakukan adalah melakukan plot data untuk melihat *trend* dan pola dalam data. Plot data memiliki tujuan mengetahui kestasioneran data yang digunakan. Model ARIMA mengasumsikan bahwa data masukan harus

stasioner. Jika data masukan tidak stasioner, maka harus disesuaikan untuk menghasilkan data yang stasioner.

Pengujian stasioneritas pada data dalam *means* dilakukan dengan cara menganalisis grafik *Autocorrelation Function* (ACF), menggunakan data yang telah stasioner dalam varians. Jika data telah stasioner pada *means* selanjutnya dapat dilakukan, yaitu mengidentifikasi model sementara. Sebaliknya, maka dilakukan proses *difference* untuk data yang belum stasioner pada *means*. Nilai (d) pada model ARIMA akan ditentukan dari tingkatan *difference*. Apabila data telah stasioner, maka tidak perlu melakukan *difference* terhadap data runtun waktu dan nilai (d) pada model diberi nilai 0. Jika dilakukan diferensi yang pertama dan datanya sudah stasioner maka nilai (d) diferensinya adalah 1, sedangkan jika dua kali diferensiasi maka nilai (d) pada model diberi nilai 2.

Pada varians maupun *means* data yang sudah stasioner, maka langkah selanjutnya adalah menetapkan model sementara ARIMA (p, d, q) yang sesuai. Jika data sudah stasioner, maka tidak perlu melakukan diferensi dan nilai (d) pada model diberi nilai 0, begitu juga sebaliknya apabila data mengalami proses diferensi yang pertama maka nilai (d) pada model diberi nilai 1, begitu juga seterusnya. Tahap ini dilakukan penentuan jumlah nilai *lag* residual (q) dan dependen (p) yang akan digunakan pada model. Identifikasi nilai *lag* residual (q) dan nilai *lag* dependen (p) dilakukan dengan cara melihat *lag* pada grafik *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF)[12].

- b. Penaksiran dan Pengujian Parameter ARIMA
Pada tahap estimasi parameter model untuk mengetahui apakah parameter model ARIMA sementara menghasilkan parameter yang signifikan atau tidak. Model dikatakan signifikan apabila nilai signifikansi kurang dari α (α), yaitu dengan nilai α sebesar 0,05 [12]. Penelitian ini menggunakan *software* SPSS untuk mempermudah pengolahan data. Nilai parameter yang telah diperoleh akan diuji signifikansi terhadap konstanta dan parameter model, dengan pengujian sebagai berikut [13] [14].

- 1) Hipotesis:
 $H_0: \beta = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1: \beta \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)

- 2) Kriteria Uji:

H_0 diterima jika, $P\text{-value} > 0,05$

H_0 ditolak jika, $P\text{-value} < 0,05$ (tingkat toleransi)

- c. Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA
Pemeriksaan asumsi residual dilakukan untuk meyakinkan bahwa model sudah baik untuk digunakan dalam melakukan *forecasting*. Pemeriksaan asumsi residual dilakukan dengan menguji *white noise* dan uji normalitas.

Uji *Ljung Box* digunakan untuk uji *white noise* pada residual. Hipotesis yang diuji adalah residual sudah memenuhi syarat *white noise*. Residual dikatakan *white noise* jika nilai $P\text{-value}$ lebih dari α (α) dengan nilai sebesar 0,05. Pengujian yang dilakukan sebagai berikut [13].

- 1) Hipotesis:

$H_0: \rho = 0$ (residual tidak saling berkorelasi atau residual memenuhi syarat *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho \neq 0$ (residual saling berkorelasi atau residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

- 2) Kriteria Uji:

H_0 ditolak jika, $P\text{-value} < 0,05$

H_0 diterima jika, $P\text{-value} > 0,05$ (residual *white noise*)

Uji normalitas dilakukan dengan menggunakan uji statistik *Kolmogorov Smirnov*. Hipotesis yang diuji adalah residual atau *error* telah berdistribusi normal [15]. Residual dikatakan telah berdistribusi normal jika nilai signifikansi $> 0,05$ (sig. $> 0,05$) atau $P\text{-value} > 0,05$, maka model dapat dikatakan baik dan layak jika dapat memenuhi ketiga uji tersebut. Pengujian yang dilakukan sebagai berikut [13].

- 1) Hipotesis:

H_0 : residual berdistribusi normal

H_1 : residual tidak berdistribusi normal

- 2) Kriteria Uji:

H_0 ditolak jika, $P\text{-value} < 0,05$

H_0 diterima jika, $P\text{-value} > 0,05$ (residual berdistribusi normal)

- d. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan jika ketiga uji yang sebelumnya sudah terpenuhi. Pemilihan model peramalan terbaik dapat dilihat dari persentase nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan nilai *Root Mean Square*

Error (RMSE) yang memiliki nilai error terkecil.

e. Peramalan Hasil Model Terbaik

Pada peramalan menggunakan model terbaik, data dibagi menjadi tiga bagian, yaitu *training data*, *validation data*, dan *testing data*. Pembentukan model *training* ARIMA menggunakan data *training*, yaitu dengan persentase 80% atau sebanyak 58 data dari total keseluruhan. Performa model peramalan dilakukan menggunakan *validation data* dengan persentase 20% atau sebanyak 14 data dari total keseluruhan. Model *testing* dilakukan pada satu data bulan berikutnya setelah testing model dilakukan.

- Membandingkan Hasil Perhitungan Ramalan Permintaan dengan Metode Peramalan Perusahaan
- Hasil model peramalan ARIMA yang telah dilakukan selanjutnya dibandingkan dengan metode yang digunakan oleh perusahaan. Metode peramalan terbaik, yaitu memiliki nilai kesalahan paling kecil. Nilai kesalahan didapatkan dari selisih antara *demand* aktual dan hasil peramalan, semakin jauh hasil peramalannya dengan *demand* aktual, maka semakin besar juga nilai kesalahannya. Nilai kesalahan yang digunakan dalam perbandingan, yaitu nilai ME (*Mean Error*), nilai MAD (*Mean Absolute Deviation*), nilai MSE (*Mean Square Error*), dan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*). Teknik Perhitungan yang digunakan adalah sebagai berikut [16]:

Mean Square Error (MSE)

$$MSE = \frac{\sum (Actual - Forecast)^2}{n} \dots \dots \dots (1)$$

Mean Absolute Deviation (MAD)

$$MAD = \frac{\sum |Actual - Forecast|}{n} \dots \dots \dots (2)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

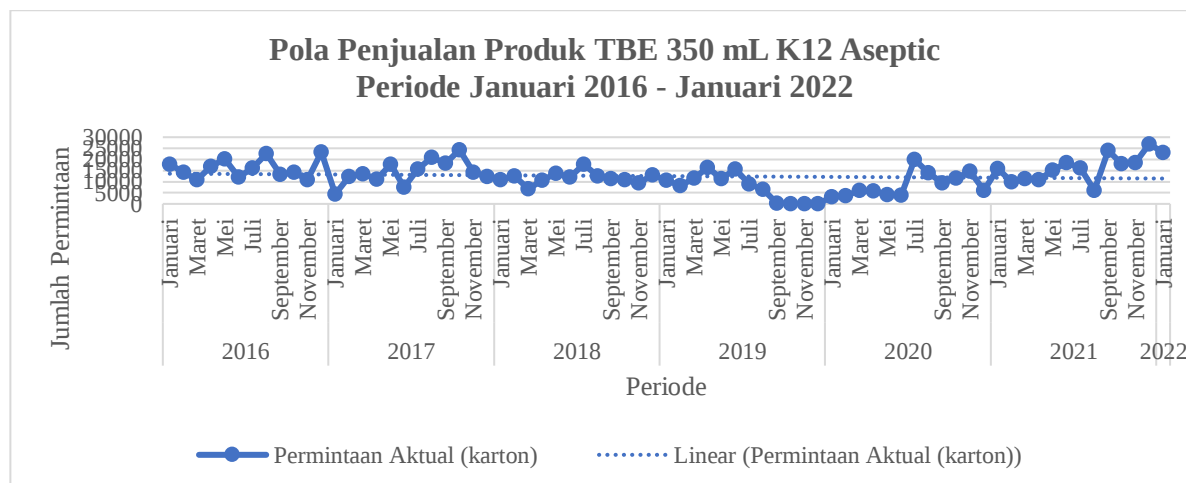
$$MAPE = \frac{\sum [(|Actual - Forecast| / Actual) \times 100\%]}{n} \dots \dots \dots (3)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Peramalan permintaan pada periode satu tahun ke depan atau volume penjualan untuk produk TBE 350 mL K12 Aseptic menggunakan metode/teknik ARIMA dilakukan sesuai dengan langkah-langkah yang telah dijelaskan pada metodologi di bagian pengolahan data. Langkah-langkah tersebut dijabarkan dengan prosedur sebagai berikut:

Pengumpulan Data

Historis data penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic memiliki bentuk *time series* bulanan. Sumber data sekunder didapatkan dari data penjualan produk tersebut di perusahaan. Tabel 2. merupakan historis data penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic yang telah dikumpulkan dari bulan Januari 2016 sampai dengan Januari 2022 yang siap diolah pada tahap berikutnya. Hal pertama yang dilakukan sebelum melakukan peramalan adalah melakukan identifikasi pola data penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic. Data tersebut diolah dengan menggunakan *software* Ms. Excel. Sebanyak 73 data ditampilkan berupa grafik yang tampil pada Gambar 1.



Gambar 1. Grafik Penjualan Produk TBE 350 mL K12 Aseptic Periode Januari 2016 - Januari 2022

Berdasarkan Gambar 1. diketahui bahwa Berdasarkan grafik tersebut diketahui pola data penjualan produk Teh Botol Sosro Plastik 350 mL (TBE 350 mL K12 Aseptic). Pada grafik dapat dilihat secara visual penjualan dari produk Teh Botol Sosro Plastik 350 mL (TBE 350 mL

K12 Aseptic) mengalami perubahan di setiap bulan baik itu peningkatan maupun penurunan pola data yang terbentuk adalah pola non stasioner diikuti adanya *trend* yang cenderung menurun.

Pengolahan Data

Proses pengolahan data dilakukan beberapa tahap, yaitu pembersihan data, integrasi data, dan pemodelan peramalan. Berikut tahapan pengolahan data yang dilakukan dalam penelitian ini (Yuniarti, 2017):

Pembersihan data. Pembersihan data dilakukan dengan mengidentifikasi dan mengoreksi data jumlah permintaan yang tersedia untuk proses peramalan.

Pembersihan data dilakukan pada 72 data, yaitu dari periode Januari 2016 sampai Desember 2021. Hasil pembersihan data pada Tabel 2. ditemukan sebanyak 11 data yang *outlier*, yaitu data tersebut memiliki nilai yang sangat jauh dengan nilai rata-rata dari keseluruhan data tersebut. Data *outlier* terjadi pada bulan Januari 2017, Juni 2017, Maret 2018, November 2018, Februari 2019, September 2019, Oktober 2019, November 2019, Desember 2019, Desember 2020, dan Agustus 2021.

Tabel 2. Data Penjualan Produk TBE 350 mL K12 Aseptic

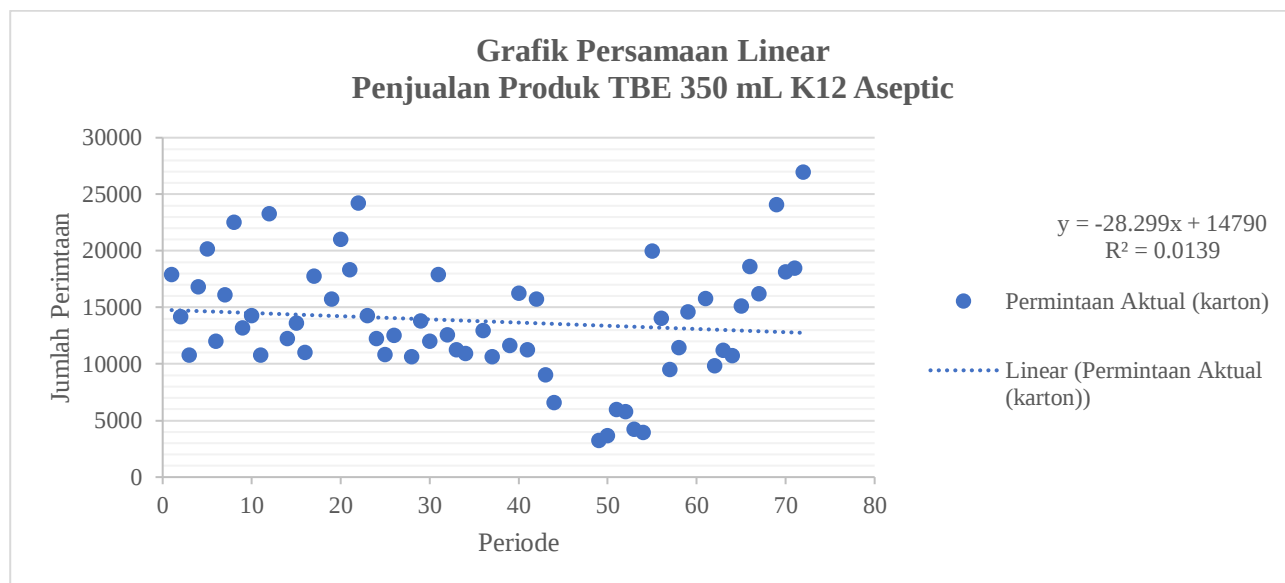
Periode			Periode		
Tahun	Bulan	Permintaan Aktual (karton)	Tahun	Bulan	Permintaan Aktual (karton)
2016	Januari	17904	2019	Januari	10620
	Februari	14195		Februari	8223
	Maret	10757		Maret	11634
	April	16829		April	16254
	Mei	20152		Mei	11236
	Juni	12002		Juni	15716
	Juli	16125		Juli	9044
	Agustus	22515		Agustus	6569
	September	13200		September	274
	Oktober	14288		Oktober	49
	November	10797		November	45
	Desember	23265		Desember	39
2017	Januari	4361	2020	Januari	3237
	Februari	12226		Februari	3636
	Maret	13588		Maret	5967
	April	11033		April	5771
	Mei	17769		Mei	4224
	Juni	7418		Juni	3921
	Juli	15740		Juli	19995
	Agustus	20995		Agustus	14050
	September	18325		September	9522
	Oktober	24240		Oktober	11456
	November	14274		November	14591
	Desember	12227		Desember	5949
2018	Januari	10809	2021	Januari	15784
	Februari	12543		Februari	9813
	Maret	6851		Maret	11212
	April	10624		April	10749
	Mei	13814		Mei	15096
	Juni	11980		Juni	18614
	Juli	17908		Juli	16177
	Agustus	12573		Agustus	5969
	September	11269		September	24085
	Oktober	10924		Oktober	18137
	November	9445		November	18470
	December	12949		Desember	26974
			2022	Januari	23193

Adanya data yang *outlier*, maka perlu dilakukan interpolasi data untuk memperbaiki data yang *outlier* tersebut. Interpolasi dilakukan dengan mencari

persamaan linear terlebih dahulu, yaitu dengan menggunakan bantuan *software* Ms. Excel. Apabila fungsi persamaan linear telah didapatkan, maka

selanjutnya memasukkan nilai yang akan dicari ke dalam fungsi persamaan linear yang telah didapatkan tersebut. Pada Gambar 2. terdapat grafik persamaan linear

penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic periode Januari 2016 sampai Desember 2021.



Gambar 2. Grafik Persamaan Linear Penjualan Produk TBE 350 mL K12 Aseptic

Integrasi data. Tahap integrasi data dilakukan dengan cara melakukan penggabungan data aktual dengan data hasil interpolasi. Penggabungan data dilakukan berdasarkan periodenya (tahun dan bulan). Tabel 3. merupakan hasil integrasi data dan perhitungan interpolasi pada data yang *outlier* menggunakan fungsi

persamaan linear untuk penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic periode Januari 2016 sampai dengan Januari 2022. Interpolasi data harus dilakukan karena akan sangat menentukan hasil analisis pada uji statistik yang akan dijalankan. Manfaat interpolasi sendiri adalah menghaluskan data sebelum dilakukan pengolahan.

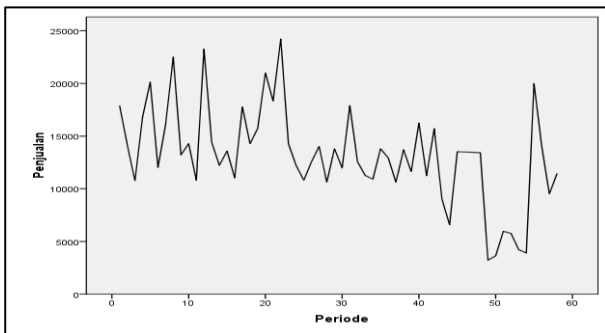
Tabel 3. Data Penjualan Produk TBE 350 mL K12 Aseptic Setelah Dilakukan Interpolasi

Periode			Periode		
Tahun	Bulan	Permintaan Aktual (karton)	Tahun	Bulan	Permintaan Aktual (karton)
2016	Januari	17904	2019	Januari	10620
	Februari	14195		Februari	13715
	Maret	10757		Maret	11634
	April	16829		April	16254
	Mei	20152		Mei	11236
	Juni	12002		Juni	15716
	Juli	16125		Juli	9044
	Agustus	22515		Agustus	6569
	September	13200		September	13517
	Oktober	14288		Oktober	13489
	November	10797		November	13460
	Desember	23265		Desember	13432
2017	Januari	14423	2020	Januari	3237
	Februari	12226		Februari	3636
	Maret	13588		Maret	5967
	April	11033		April	5771
	Mei	17769		Mei	4224
	Juni	14281		Juni	3921
	Juli	15740		Juli	19995
	Agustus	20995		Agustus	14050
	September	18325		September	9522

Periode		Permintaan Aktual (karton)	Periode		Permintaan Aktual (karton)
Tahun	Bulan		Tahun	Bulan	
2018	Oktober	24240	2021	Oktober	11456
	November	14274		November	14591
	Desember	12227		Desember	13093
	Januari	10809		Januari	15784
	Februari	12543		Februari	9813
	Maret	14026		Maret	11212
	April	10624		April	10749
	Mei	13814		Mei	15096
	Juni	11980		Juni	18614
	Juli	17908		Juli	16177
	Agustus	12573		Agustus	12866
	September	11269		September	24085
	Oktober	10924		Oktober	18137
	November	13800		November	18470
	Desember	12949		Desember	26974
			2022	Januari	23193

Tahap Pemodelan Metode ARIMA

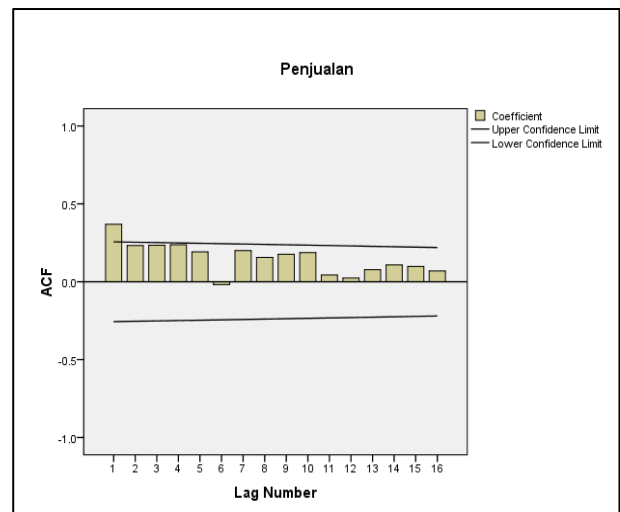
Identifikasi model ARIMA. Identifikasi model Arima dilakukan dengan membuat plot data permintaan. Gambar 3. Merupakan pola data yang dihasilkan menggunakan bantuan *software*. Plot data ini dilakukan untuk melihat *trend* dan pola dalam data, tujuan lainnya adalah untuk melihat kestasioneran pada data. Data yang digunakan pada tahap ini sebanyak 58 data sebagai *training (in sample)* atau 80% dari data keseluruhan. Periode yang digunakan untuk data *training (in sample)*, yaitu periode Januari 2016 - Oktober 2020.



Gambar 3. Pola Data Penjualan Sebelum *Differencing*

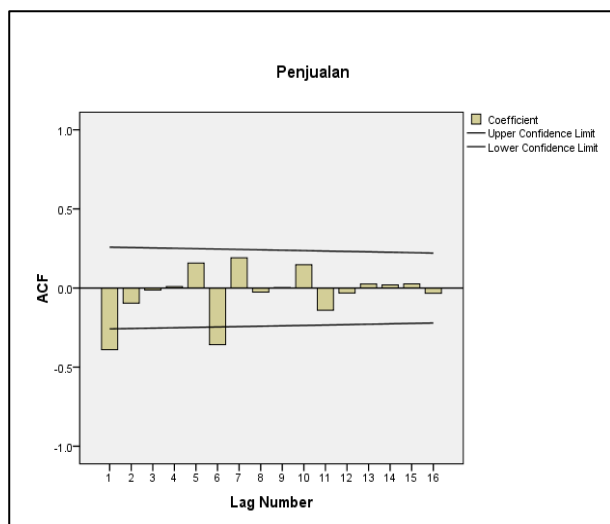
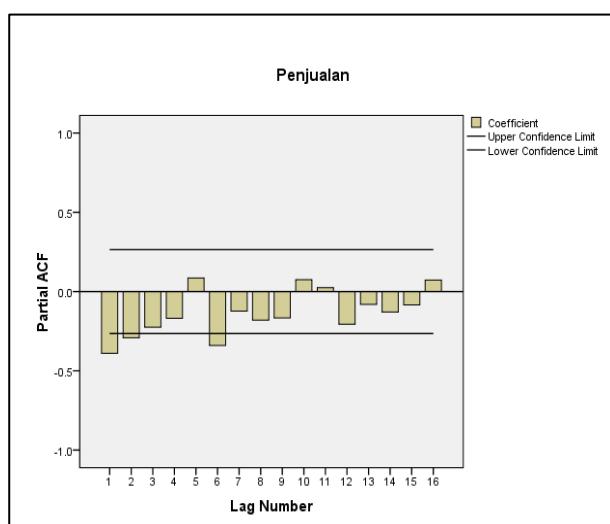
Tahap identifikasi dapat dilihat secara langsung dengan melihat plot data permintaan untuk menentukan kestasioneran data, selanjutnya diidentifikasi menggunakan plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan plot *Partial Autocorrelation Function (PACF)*. Pada Gambar 3. pola data penjualan dapat dilihat bahwa data sudah stasioner dalam varians, karena pada grafik terlihat variansnya konstan, maka data *time series* dikatakan telah stasioner dalam varians. Selanjutnya dilakukan pengecekan stasioner terhadap *means*. Pengecekan dilakukan dengan melihat plot *Autocorrelation Function (ACF)*. Gambar 4. merupakan plot *Autocorrelation*

Function (ACF) pada penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* yang memberikan informasi bahwa *lag* pada plot ACF turun secara lambat. Hal tersebut menunjukkan bahwa data jumlah penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* masih belum stasioner dalam *means*.



Gambar 4. Plot ACF Penjualan Sebelum *Differencing*

Data penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* yang masih belum stasioner dalam *means*, yaitu cenderung naik dan posisinya tidak berada pada nilai rata-rata. Oleh karena itu perlu dilakukan proses *differencing* terhadap data tersebut. Gambar 5. Merupakan plot ACF setelah dilakukan proses *differencing* pertama, menunjukkan bahwa terjadi *cut off* pada *lag* ke-1 dan ke-6. Pada plot ACF juga menunjukkan pola yang turun secara cepat, maka data dapat dikatakan sudah stasioner dalam *means*.

Gambar 5. Plot ACF Penjualan Setelah *Differencing*Gambar 6. Plot PACF Penjualan Setelah *Differencing*

Kestasioneran data dapat dilihat juga menggunakan plot *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Gambar 6. Merupakan proses *differencing* pertama yang menunjukkan bahwa terjadi *cut off* pada lag ke-1, ke-2,

dan ke-6. Model ARIMA sementara untuk data penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* dapat diidentifikasi, yaitu ARIMA (2,1,1). Model ARIMA sementara diperoleh dari hasil kombinasi dari lag yang keluar pada plot ACF dan PACF. Angka 2 diperoleh dari plot PACF untuk mendapatkan nilai p yang menyatakan ordo (AR), pada plot PACF dapat dilihat terjadi *cut off* pada lag ke-1, ke-2, dan ke-6, namun pada saat batang yang ke-2 sudah turun nilainya maka diambil nilai p yang layak, yaitu 2, abaikan batang yang lain karena sudah terputus dan baru terjadi *cut off*. Angka 1 diperoleh dari plot ACF untuk mendapatkan nilai q yang menyatakan ordo (MA), pada plot ACF dapat dilihat terjadi *cut off* pada lag ke-1 dan ke-6, namun pada saat batang yang ke-1 sudah turun nilainya maka diambil nilai q yang layak, yaitu 1, batang yang lain diabaikan karena sudah terputus dan baru terjadi *cut off*. Untuk angka yang 1 nya berasal dari proses *differencing*, sehingga dari model dugaan sementara yang dihasilkan, yaitu ARIMA (2,1,1), maka didapatkan kombinasinya ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (2,1,0).

Penaksiran dan Pengujian Parameter Model ARIMA

Penaksiran dan pengujian parameter model dugaan ARIMA dilakukan dengan menguji signifikansi setiap parameter. Hipotesis pengujian parameter dinyatakan sebagai berikut:

Hipotesis:

$H_0: \beta = 0$ (parameter tidak signifikan terhadap model)

$H_1: \beta \neq 0$ (parameter signifikan terhadap model)

Kriteria Uji:

H_0 diterima jika, $P\text{-value} > 0,05$

H_0 ditolak jika, $P\text{-value} < 0,05$ (tingkat toleransi)

Tabel 4. Merupakan hasil uji signifikansi pada parameter model dugaan ARIMA data penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic*.

Tabel 4. Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA

Model ARIMA	Parameter	Nilai Sig	Keterangan
ARIMA (2,1,1)	AR Lag 1	0,203	Tidak Signifikan
	AR Lag 2	0,890	Tidak Signifikan
	MA Lag 1	0,905	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,1)	AR Lag 1	0,184	Tidak Signifikan
	MA Lag 1	0,107	Tidak Signifikan
ARIMA (0,1,1)	MA Lag 1	0,888	Tidak Signifikan
ARIMA (1,1,0)	AR Lag 1	0,003	Signifikan
ARIMA (2,1,0)	AR Lag 1	0,000	Signifikan
	AR Lag 2	0,027	Signifikan

Berdasarkan Tabel 4. Diketahui model ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,1) dan ARIMA (0,1,1) memiliki parameter dengan nilai statistik $P\text{-value} > 0,05$ sehingga menerima

H_0 . Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa ketiga model tersebut tidak signifikan dalam model ARIMA. Sedangkan, pada Model ARIMA (1,1,0) dan ARIMA

(2,1,0) memiliki parameter nilai statistik $P\text{-value} < 0,05$ sehingga menolak H_0 . Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa ketiga model tersebut signifikan dalam model ARIMA.

Pemeriksaan Asumsi Residual Model ARIMA

Pemeriksaan asumsi residual yang dilakukan, yaitu uji *white noise* dan uji normalitas. Pemeriksaan asumsi residual dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui tingkat validitas model. Uji *white noise* pada residual menggunakan uji *Ljung Box*. Pengujian yang dilakukan sebagai berikut.

Hipotesis:

$H_0: \rho = 0$ (residual tidak saling berkorelasi atau residual memenuhi syarat *white noise*)

H_1 : minimal ada satu $\rho \neq 0$ (residual saling berkorelasi atau residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

Kriteria Uji:

H_0 ditolak jika, $P\text{-value} < 0,05$

H_0 diterima jika, $P\text{-value} > 0,05$ (residual *white noise*)

Uji *white noise* dilakukan pada residual data penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic. Uji residual *white noise* model ARIMA disajikan dalam Tabel 5. berikut ini.

Tabel 5. Uji Residual *White Noise* Model ARIMA

Model ARIMA	P-value	Keterangan
ARIMA (2,1,1)	0,737	<i>White Noise</i>
ARIMA (1,1,1)	0,785	<i>White Noise</i>
ARIMA (0,1,1)	0,750	<i>White Noise</i>
ARIMA (1,1,0)	0,319	<i>White Noise</i>
ARIMA (2,1,0)	0,469	<i>White Noise</i>

Berdasarkan uji *white noise* yang telah dilakukan pada residual, dapat diketahui model ARIMA sementara yang memenuhi asumsi residual. Model ARIMA sementara yang memenuhi asumsi residual adalah model ARIMA (2,1,1), ARIMA (1,1,1), ARIMA (0,1,1), ARIMA (1,1,0), dan ARIMA (2,1,0). Hal ini menyatakan bahwa sidual metode ARIMA di atas memenuhi asumsi berdistribusi normal. Residual yang tidak berdistribusi normal menunjukkan bahwa tidak memenuhi persyaratan asumsi ARIMA.

Tahapan selanjutnya adalah melakukan uji normalitas. Uji statistik *Kolmogorov Smirnov* digunakan untuk uji normalitas. Model ARIMA dikatakan baik atau layak apabila memenuhi ketiga uji tersebut. Berdasarkan uji normalitas *Kolmogorov Smirnov* pada Gambar 7. diketahui bahwa nilai signifikan (nilai *Asymp. Sig*) pada data sebesar 0,864, dengan syarat residual berdistribusi normal (α) 5%, kemudian $P\text{-value}$ dibandingkan dengan $\alpha = 0,05$, sehingga $0,864 > 0,05$ diterima H_0 . Berdasarkan hasil uji normalitas yang telah dilakukan, maka diterima

H_0 , artinya residual atau *error* berdistribusi normal. Pengujian yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 7.

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test		
		Unstandardized Residual
N		58
Normal Parameters ^a	Mean	.0000000
	Std. Deviation	3.96386029E3
Most Extreme Differences	Absolute	.079
	Positive	.079
	Negative	-.039
Kolmogorov-Smirnov Z		.600
Asymp. Sig. (2-tailed)		.864
a. Test distribution is Normal.		

Gambar 7. Hasil Uji Normalitas *Kolmogorov Smirnov*

Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan berdasarkan kriteria pada periode *training*. Pemilihan model terbaik menggunakan alat evaluasi akurasi model, yaitu *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Root Mean Square Error* (RMSE). Pada Tabel 5. memperlihatkan bahwa kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan nilai MAPE, MAE, dan RMSE yang paling kecil. Diperoleh model terbaik untuk meramalkan adalah ARIMA (2,1,0). Pemilihan model ARIMA (2,1,0) karena memiliki nilai kesalahan pada MAPE, MAE, dan RMSE yang paling kecil dibandingkan dengan model yang lain. Kriteria pemilihan model terbaik diperlihatkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Model ARIMA	Periode Training (In Sample)		
	MAPE	MAE	RMSE
ARIMA (2,1,1)	32,223	3264,944	4191,645
ARIMA (1,1,1)	32,000	3267,227	4156,101
ARIMA (0,1,1)	33,263	3249,979	4174,587
ARIMA (1,1,0)	32,306	3596,771	4806,787
ARIMA (2,1,0)	31,840	3533,288	4632,612

Peramalan Hasil Model Terbaik

Model ARIMA terbaik (2,1,0) digunakan untuk peramalan pada bulan Januari 2022 sampai dengan Desember 2022. Setelah model ARIMA terbaik didapatkan maka dilakukan peramalan pada model *training*, *validation*, *testing* volume penjualan produk TBE 350 mL K12 Aseptic pada bulan Januari sampai dengan Januari 2022. Model *training* yang menggunakan data dari Januari 2016 sampai dengan Oktober 2020 atau 80% dari keseluruhan data. Model *Validation* menggunakan data dari November 2020 sampai dengan Desember 2021. Sedangkan, untuk model *testing* menggunakan data bulan Januari 2022. Peramalan dilakukan untuk memprediksi volume produk pada tahun 2022. Model persamaan untuk melakukan model

training, validation, dan testing menggunakan parameter yang ada pada Tabel 6.

Tabel 7. Parameter ARIMA Model (2,1,0)

ARIMA Model Parameters				Estimate	SE	t	Sig.
Penjualan- Model_1	Penjualan	No Transformation	Constant	-77,944	343,292	-0,227	0,821
			AR Lag 1	-0,506	0,130	-3,892	0,000
			Lag 2	-0,297	0,130	-2,273	0,027
			Difference	1			

Berdasarkan Tabel 7. parameter ARIMA model (2,1,0) didapatkan persamaan linier untuk melakukan peramalan sebagai berikut:

$$Z_t = (1 + \theta_1)Z_{t-1} + (\theta_2 - \theta_1)Z_{t-2} - (\theta_2 Z_{t-3}) \dots\dots(4)$$

$$Z_t = (1 + (-0,506))Z_{t-1} + ((-0,297) - (-0,506))Z_{t-2} - (-0,506)Z_{t-3} \dots\dots\dots(5)$$

$$Z_t = 0,494Z_{t-1} + 0,210Z_{t-2} + 0,297Z_{t-3} \dots\dots\dots(6)$$

Keterangan:

Z_t = Variabel Z pada periode ke- t

θ_1 = Nilai autoregresi (AR) pada lag pertama (teta 1)

θ_2 = Nilai autoregresi (AR) pada lag kedua (teta 2)

Z_{t-k} = Variabel Z pada periode ke $t - k$

Berdasarkan rumus (6), maka akan didapatkan hasil prediksi untuk volume penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* untuk beberapa periode ke depan. Tabel 7. merupakan hasil aktual dan peramalan ARIMA (2,1,0) produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* pada model *testing*. Model *testing* dibentuk dari sejumlah data penjualan produk tersebut yang dilatih untuk membangun suatu model sehingga menghasilkan peramalan yang terdapat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Peramalan Produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* Data Training Metode ARIMA (2,1,0)

Tahun	Periode Bulan	Permintaan Aktual (karton)	Forecasting ARIMA (2,1,0)	Forecasting Metode Perusahaan MA(3)
2016	Januari	17904		
	Februari	14195		
	Maret	10757		
	April	16829	13599	14286
	Mei	20152	14774	13927
	Juni	12002	16669	15913
	Juli	16125	15144	16328
	Agustus	22515	16455	16093
	September	13200	18057	16881
	Oktober	14288	16022	17280
	November	10797	16501	16668
	Desember	23265	12243	12762
2017	Januari	14423	17987	16117
	Februari	12226	15203	16162
	Maret	13588	15962	16638
	April	11033	13550	13413
	Mei	17769	11923	12283
	Juni	14281	15116	14130
	Juli	15740	14050	14361
	Agustus	20995	16036	15930
	September	18325	17902	17006
	Oktober	24240	18119	18354
	November	14274	22037	21187
	Desember	12227	17567	18947
2018	Januari	10809	16220	16914
	Februari	12543	12135	12437
	Maret	14026	12086	11860
	April	10624	12761	12460
	Mei	13814	11907	12398
	Juni	11980	13208	12822
	Juli	17908	11963	12140

Tahun	Periode Bulan	Permintaan Aktual (karton)	Forecasting ARIMA (2,1,0)	Forecasting Metode Perusahaan MA(3)
2019	Agustus	12573	15451	14568
	September	11269	13517	14154
	Oktober	10924	13512	13917
	November	13800	11486	11589
	Desember	12949	12446	11998
	Januari	10620	12527	12558
	Februari	13715	12052	12457
	Maret	11634	12839	12428
	April	16254	11770	11990
	Mei	11236	14532	13868
	Juni	15716	12407	13042
	Juli	9044	14936	14402
2020	Agustus	6569	11094	11999
	September	13517	9802	10443
	Oktober	13489	10733	9710
	November	13460	11443	11192
	Desember	13432	13483	13489
	Januari	3237	13455	13461
	Februari	3636	8409	10043
	Maret	5967	6458	6769
	April	5771	4669	4280
	Mei	4224	5179	5125
	Juni	3921	5066	5321
	Juli	19995	4534	4639
	Agustus	14050	11945	9380
	September	9522	12293	12656
	Oktober	11456	13579	14523

Kinerja model testing dilakukan dengan melihat hasil akurasi peramalan menggunakan data validation. Tabel

9. merupakan hasil peramalan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* model validasi metode ARIMA (2,1,0).

Tabel 9. Hasil Peramalan Produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* Data Validation Metode ARIMA (2,1,0) dan MA (3)

Tahun	Periode Bulan	Permintaan Aktual (karton)	Forecasting ARIMA (2,1,0)	Forecasting Metode Perusahaan MA(3)
2020	November	14591		
	Desember	13093		
2021	Januari	15784		
	Februari	9813	14866	14490
	Maret	11212	12039	12897
	April	10749	12275	12270
	Mei	15096	10569	10592
	Juni	18614	13032	12353
	Juli	16177	15544	14820
	Agustus	12866	16368	16629
	September	24085	15266	15886
	Oktober	18137	19386	17710
	November	18470	17822	18363
	Desember	26974	20066	20231
2022	Januari	23193	22569	13047

Proses *testing* dilakukan dengan menggunakan data bulan Januari 2022 untuk melakukan simulasi pada dunia nyata sekaligus mengetahui akurasi peramalan dari model persamaan yang telah didapatkan. Selanjutnya,

peramalan untuk bulan Januari 2022 dilakukan untuk memprediksi volume penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic*. Hasil peramalan dapat dilihat pada Tabel. 10.

Tabel 10. Hasil Peramalan Volume Penjualan Produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* Data *Testing* Januari 2022

Periode		Forecasting ARIMA (2,1,0)	Forecasting Metode Perusahaan MA (3)
Tahun	Bulan		
2022	Januari	22569	21194

Perbandingan Hasil Peramalan

Perhitungan peramalan permintaan telah dilakukan, selanjutnya melakukan perbandingan hasil peramalan permintaan antara metode ARIMA (2,1,0) dengan metode perusahaan. Perbandingan hasil peramalan dilakukan untuk membandingkan metode mana yang

memberikan hasil terbaik dalam meramalkan volume penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic*. Metode peramalan terbaik, yaitu metode peramalan yang memiliki nilai kesalahan (*error*) paling kecil yang dilihat dari nilai ME, MAD, MSE, dan MAPE. Tabel 9. merupakan hasil perhitungan nilai kesalahan (*error*) untuk model *training*, *validation* dan *testing*.

Tabel 11. Hasil Perhitungan Kesalahan

Metode	ME	MAD	MSE	MAPE
ARIMA (2,1,0) Data <i>Training</i>	690	4075	30350870	35,662%
Metode Perusahaan Data <i>Training</i>	675	4128	30843520	36,984%
ARIMA (2,1,0) Data <i>Validation</i>	3937	5558	56945710	35,966%
Metode Perusahaan Data <i>Validation</i>	4095	5647	56856984	36,569%
ARIMA (2,1,0) Periode Januari 2022 (<i>testing</i>)	624	624	389376	2,690%
Metode Perusahaan Periode Januari 2022 (<i>testing</i>)	1999	1999	3996001	8,619%

Berdasarkan Tabel 11. Didapatkan hasil perhitungan kesalahan antara metode ARIMA (2,1,0) dengan metode peramalan yang digunakan perusahaan. Pada data *training* metode ARIMA (2,1,0) memiliki nilai evaluasi kesalahan MAD, MSE, dan MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan metode perusahaan. Pada data *validation* dihasilkan nilai evaluasi kesalahan ME, MAD, dan MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan metode perusahaan. Terakhir, pada data *testing* di bulan Januari 2022 didapatkan metode ARIMA (2,1,0) nilai evaluasi kesalahan ME, MAD, MSE, dan MAPE yang lebih kecil dibandingkan dengan metode perusahaan. Berdasarkan hasil perhitungan nilai kesalahan tersebut dapat dibuktikan bahwa metode ARIMA (2,1,0) layak digunakan untuk melakukan peramalan penjualan produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* di masa yang akan datang.

KESIMPULAN

Perbandingan metode peramalan pada produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* dilakukan dengan membandingkan antara metode ARIMA (2,1,0) dengan metode yang digunakan oleh perusahaan. Tujuan dari perbandingan tersebut adalah mengetahui metode atau teknik yang terbaik yang selanjutnya dapat digunakan oleh perusahaan untuk peramalan volume produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* di waktu mendatang.

Hasil perhitungan dan analisis didapatkan bahwa metode peramalan terbaik adalah metode ARIMA (2,1,0) karena menghasilkan perhitungan kesalahan terkecil ditinjau dari nilai ME, MAD, MSE, dan MAPE dibandingkan dengan metode yang digunakan oleh perusahaan. Metode

terpilih ini digunakan untuk melakukan peramalan volume produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* pada bulan Januari 2022 sampai dengan Desember 2022 dengan cara menggunakan persamaan model:

$$Z_t = 0,494Z_{t-1} + 0,210Z_{t-2} + 0,297Z_{t-3}$$

Model ARIMA (2,1,0) menggunakan persamaan di atas dapat membantu bagian Staf *Sales Forecast* dalam melakukan perencanaan pemesanan persediaan barang jadi (*finished goods*) produk TBE 350 mL K12 *Aseptic* dan memiliki dasar yang kuat secara teori untuk menentukan permintaan produk pada masa yang akan datang. Pada penelitian selanjutnya dapat dilakukan peramalan permintaan dengan menggunakan metode kombinasi peramalan lainnya guna mendapatkan perbandingan dengan hasil yang lebih akurat. Metode peramalan lain atau kombinasi yang dapat digunakan untuk proses peramalan, seperti kombinasi antara *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Artificial Neural Network* (ANN), kombinasi antara *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Trend Linear*, dan *Exponential Smoothing*.

ACKNOWLEDGEMENT

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak perusahaan, yaitu PT Sinar Sosro Kantor Perwakilan (KP) Lenteng Agung yang telah mendukung dan membantu dalam memberikan data maupun informasi untuk tujuan penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Shankar, P. V. Ilavarasan, S. Punia, and S. P.

- Singh, "Forecasting container throughput with long short-term memory networks," *Ind. Manag. Data Syst.*, vol. 120, no. 3, pp. 425–441, 2020, doi: 10.1108/IMDS-07-2019-0370.
- [2] F. Petropoulos *et al.*, "Forecasting: theory and practice," *Int. J. Forecast.*, vol. 38, no. 3, pp. 705–871, 2022, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.001.
- [3] D. R. Indah and E. Rahmadani, "Sistem Forecasting Perencanaan Produksi dengan Metode Single Eksponensial Smoothing pada Keripik Singkong Srikandi Di Kota Langsa," *J. Penelit. Ekon. Akunt.*, vol. 2, no. 1, pp. 10–18, 2018, [Online]. Available: <https://ejurnalunsam.id/index.php/jensi/article/view/930>.
- [4] S. I. Busari and T. K. Samson, "Modelling and forecasting new cases of Covid-19 in Nigeria: Comparison of regression, ARIMA and machine learning models," *Sci. African*, vol. 18, p. e01404, 2022, doi: 10.1016/j.sciaf.2022.e01404.
- [5] B. Dey, B. Roy, S. Datta, and T. S. Ustun, "Forecasting ethanol demand in India to meet future blending targets: A comparison of ARIMA and various regression models," *Energy Reports*, vol. 9, pp. 411–418, 2023, doi: 10.1016/j.egyr.2022.11.038.
- [6] M. Ohyver and H. Pudjihastuti, "Arima Model for Forecasting the Price of Medium Quality Rice to Anticipate Price Fluctuations," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 135, pp. 707–711, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.08.215.
- [7] P. Rostan, A. Rostan, and M. Nurunnabi, "Options trading strategy based on ARIMA forecasting," *PSU Res. Rev.*, vol. 4, no. 2, pp. 111–127, 2020, doi: 10.1108/PRR-07-2019-0023.
- [8] W. S. Rahayu, P. T. Juwono, and W. Soetopo, "Analisis Prediksi Debit Sungai Amprong Dengan Model Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) Sebagai Dasar Penyusunan Pola Tata Tanam," *J. Tek. Pengair.*, vol. 10, no. 2, pp. 110–119, 2019, doi: 10.21776/ub.pengairan.2019.010.02.04.
- [9] F. Fejriani, M. Hendrawansyah, L. Muharni, S. F. Handayani, and Syaharuddin, "Forecasting Peningkatan Jumlah Penduduk Berdasarkan Jenis Kelamin menggunakan Metode Arima," *J. Kajian, Penelit. dan Pengemb. Pendidik.*, vol. 8, no. 1 April, pp. 27–36, 2020, [Online]. Available: <http://journal.ummat.ac.id/index.php/geography/article/view/2261/pdf>.
- [10] T. Yuniarti, I. Surjandari, E. Muslim, and E. Laoh, "Data mining approach for short term load forecasting by combining wavelet transform and group method of data handling (WGMDH)," *Proceeding - 2017 3rd Int. Conf. Sci. Inf. Technol. Theory Appl. IT Educ. Ind. Soc. Big Data Era, ICSITech 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 53–58, 2017, doi: 10.1109/ICSITech.2017.8257085.
- [11] R. Yuliyanti and E. Arliani, "Forecasting the number of population using the arima," *J. Kaji. dan Terap. Mat.*, vol. 8, pp. 114–128, 2023.
- [12] M. B. Pamungkas and A. Wibowo, "Aplikasi Metode Arima Box-," *Indones. J. Public Heal.*, vol. 13, pp. 181–194, 2018, doi: 10.20473/ijph.v113i1.2018.181-194.
- [13] R. A. Pitaloka, Sugito, and R. Rahmawati, "Perbandingan Metode ARIMA BOX-JENKINS dengan ARIMA Ensemble pada peramalan Nilai Impor Provinsi Jawa Tengah," vol. 8, no. 2008, pp. 194–207, 2019.
- [14] F. A. Awwad, M. A. Mohamoud, and M. R. Abonazel, "Estimating COVID-19 cases in Makkah region of Saudi Arabia: Space-time ARIMA modeling," *PLoS One*, vol. 16, no. 4 April, pp. 1–16, 2021, doi: 10.1371/journal.pone.0250149.
- [15] D. Fahmeyzan, S. Soraya, and D. Etmy, "Uji Normalitas Data Omzet Bulanan Pelaku Ekonomi Mikro Desa Senggigi dengan Menggunakan Skewness dan Kurtosi," *J. VARIAN*, vol. 2, no. 1, pp. 31–36, 2018, doi: 10.30812/varian.v2i1.331.
- [16] N. S. R. Ginantra, "Penerapan Metode Single Exponential Smoothing dalam Peramalan Penjualan Benang," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 10, no. 3, pp. 154–159, 2021, doi: 10.30591/smartcomp.v10i3.2887.