

Penerapan Metode Peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* Pada Sistem Informasi Pengendalian Persediaan Bahan Baku (Studi Kasus: Toko Kue Onde-Onde Surabaya)

¹Stephanie Rachma Catur Putri, ²Lukman Junaedi
^{1,2}Universitas Narotama Surabaya

Alamat Surat

Email: ¹stephanierachmacaturputri.17@fik.narotama.ac.id,
²lukman.junaedi@narotama.ac.id

Article History:

Diajukan: 27 Maret 2021; Direvisi: 15 April 2022; Diterima: 25 April 2022

ABSTRAK

Bahan baku merupakan hal terpenting pada sebuah usaha salah satunya di Toko Kue Onde-Onde Surabaya yang bergerak dibidang usaha makanan. Sangat penting untuk sebuah usaha melakukan estimasi persediaan bahan baku dengan tepat, karena jika terjadi kesalahan seperti kekurangan ataupun kelebihan bahan baku dapat merugikan pemilik usaha. Oleh karena itu bahan baku harus dilakukan pengendalian dan perencanaan dengan baik, dasar dari perencanaan dan pengendalian bahan baku ada pada data penjualan. Data penjualan berperan sangat penting sebagai tolak ukur dari perencanaan bahan baku. Penelitian ini bertujuan untuk membantu pemilik usaha untuk meramalkan data penjualan diperiode selanjutnya sebagai dasar terhadap perencanaan bahan baku. Dalam perhitungan peramalan data penjualan menggunakan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), dimana dalam perhitungan ini akan diduga model ARIMA (p, d, q) yang cocok dan sesuai dengan kriteria. Jumlah data yang digunakan 41 data penjualan dengan model ARIMA (2,1,0) adalah model terbaik dari tiga dugaan, dan hasil dari *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dari model tersebut sebesar 14,81%.

Kata kunci: ARIMA, Peramalan, Bahan Baku, Data Penjualan

ABSTRACT

Raw materials are the most important thing in a business, one of which is the Surabaya Onde-Onde Cake Shop which is engaged in the food business. It is very important for a business to estimate raw material inventory correctly, because if an error occurs, such as a shortage or excess of raw materials, it can harm the business owner. Therefore, raw materials must be controlled and planned properly, the basis of planning and controlling raw materials is in sales data. Sales data plays a very important role as a benchmark for raw material planning. This study aims to help business owners to forecast sales data in the next period as a basis for planning raw materials. In the calculation of sales data forecasting using the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) method, where in this calculation it is assumed that the ARIMA model (p, d, q) is suitable and in accordance with the criteria. The amount of data used is 41 sales data with the ARIMA model (2,1,0) is the best model of the three assumptions, and the result of the *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) of the model is 14.81%

Keywords: ARIMA, Forecasting, Raw Material, Sales Data

1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Persediaan bahan baku berperan sangat penting bagi sebuah usaha, dibutuhkan perencanaan dan perhitungan yang detail dan rinci untuk menghindari masalah-masalah yang terjadi akibat kesalahan perhitungan. Selama ini perhitungan manual dinilai kurang cepat dan tepat, maka dari itu untuk mendukung pengambilan keputusan dengan cepat dan tepat dibutuhkan teknologi informasi untuk membantu memecahkan permasalahan yang terjadi.

Permasalahan yang dihadapi adalah pada perencanaan dan pengendalian bahan baku kue yang masih manual dan tidak terencana dengan baik. Bahan baku untuk pembuatan kue rawan terjadi kerusakan dan juga bahan baku yang digunakan haruslah *fresh*. Dampak lainnya yang terjadi diantaranya adalah persediaan yang terlalu banyak atau bahkan persediaan yang kurang. Persediaan yang terlalu banyak juga membuat dana atau modal tersimpan pada persediaan bahan baku, disamping itu terlalu lama menyimpan bahan baku juga dapat menimbulkan kerugian lain yaitu rusaknya bahan baku yang disimpan. Kurangnya persediaan bahan baku juga menghambat proses produksi kue, akibatnya produksi tidak optimal dan mengecewakan pelanggan.

Berdasarkan hal itu, maka diperlukan sebuah sistem informasi perencanaan bahan baku yang baik. Sistem ini menggunakan metode peramalan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), metode ini menggunakan data yang bersifat *Time series*. Sistem informasi ini perencanaan dan pengendalian persediaan bahan baku ini dimulai dengan kegiatan peramalan terhadap permintaan produk, dan menentukan kebutuhan permintaan bahan baku

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan tersebut maka dapat dirumuskan pokok permasalahannya adalah bagaimana cara untuk memberikan usulan perencanaan pembelian dan pengendalian persediaan bahan baku dengan mengaplikasikan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk memprediksi data penjualan diperiode selanjutnya sebagai acuan usulan permintaan bahan baku.

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan yang akan dicapai penelitian ini adalah memberikan usulan perencanaan pembelian dan pengendalian persediaan bahan baku kue dengan 4 Teknik MRP dan peramalan ARIMA.

1.4. Tinjauan Pustaka

Hasil penelitian Hasniah dengan judul “Penerapan Metode ARIMA *Ensemble* pada Peramalan (Studi Kasus: Inflasi di Indonesia)” yang menggunakan metode ARIMA sebagai metode peramalannya menghasilkan model ARIMA (2,0,3) dengan nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE) terkecil yaitu 0,67 dengan menggunakan *averaging* (Hasniah et al., 2016).

Hasil penelitian Alexander Setiawan dengan judul “Aplikasi Peramalan Penjualan Kosmetik Dengan Metode ARIMA” yang menggunakan metode ARIMA sebagai metode peramalan menghasilkan model ARIMA terbaik yaitu ARIMA (1,0,0) dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil yaitu 51,099 dari 2 model ARIMA lainnya (Setiawan et al., 2013).

Hasil penelitian Amira Herwindyani Hutasuhut dengan judul “Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan Untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik *Blowing* dan *Inject* Menggunakan Metode ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) Di

CV. Asia” yang menggunakan metode ARIMA sebagai metode peramalannya dan menggunakan *Root Mean Squared Error* (RMSE), *Mean Absolute Presentation Error* (MAPE), dan standar deviasi sebagai pengukuran tingkat akurasi peramalan. Hasil yang diperoleh dalam penelitian ini adalah model ARIMA (0,2,2) (Hutasuhut et al., 2014).

Hasil penelitian Zulhamidi dan Riski Hardianto dengan judul “Peramalan Penjualan Teh Hijau Dengan Metode ARIMA (Studi Kasus Pada PT. MK)” yang menggunakan metode ARIMA sebagai metode peramalan mendapatkan hasil model ARIMA (2,2,4). Perbandingan nilai *error* model ARIMA (2,2,4) dilakukan dengan metode peramalan lainnya yaitu Metode *Trend Linier* dan Kuadratis. Pemilihan model ARIMA terbaik dengan membandingkan nilai *Mean Square Error* (MSE) terkecil dari model-model yang diduga (Zulhamidi & Hardianto, 2017).

1.5. Landasan Teori

1.5.1. Sistem Perencanaan dan Pengendalian Bahan Baku

Sistem adalah sekumpulan elemen yang berinteraksi untuk mencapai suatu tujuan tertentu. Mempunyai komponen, batas sistem, lingkungan luar sistem, penghubung, masukan, keluaran, pengolah atau proses, dan sasaran atau tujuan (SIM & Budyastuti, 2019). Secara umum perencanaan dan pengendalian bahan baku dapat diartikan sebagai aktivitas merencanakan serta mengendalikan bahan baku masuk dalam sistem produksi, dan keluar dari sistem produksi (berupa produk jadi) sehingga permintaan dapat dipenuhi dengan efektif dan efisien (tepat jumlah, tepat waktu penyerahan dan biaya produksi yang minimum).

Adapun tujuan pengelolaan persediaan adalah sebagai usaha untuk:

- a. Menjaga agar perusahaan tidak kehabisan persediaan sehingga proses produksi tidak terganggu.
- b. Menjaga agar persediaan oleh perusahaan tidak terlalu besar atau berlebihan, sehingga biaya yang timbul tidak terlalu besar pula.
- c. Menjaga pembelian secara kecil-kecilan dapat dihindari karena akan berakibat pada biaya pemesanan yang besar (Assauri, 2004).

1.5.2. Data Time series

Rangkaian waktu, data berkala atau *time series* merupakan serangkaian pengamatan terhadap suatu peristiwa, kejadian, gejala, ataupun variabel yang diambil dari waktu ke waktu, dicatat secara teliti 8 menurut urutan waktu terjadinya, dan kemudian disusun sebagai data statistik. Pada umumnya pada pengamatan dan pencatatan itu dilakukan dalam jangka waktu tertentu, misalnya tiap akhir tahun, tiap permulaan tahun, tiap sepuluh tahun, dan sebagainya (Makridakis, 1999).

Beberapa jenis pola-pola dari data time series, yaitu:

- a. Pola *Horizontal* (H) terjadi ketika nilai data berfluktuasi di sekitar rata – rata konstan (stasioner terhadap nilai rata-ratanya). Contohnya suatu produk yang penjualannya tidak meningkat atau menurun selama waktu tertentu termasuk jenis ini.
- b. Pola *seasonal* (S) terjadi bilamana suatu deret dipengaruhi oleh faktor musiman (misalnya kuartal tahun tertentu, bulanan, atau hari-hari pada minggu tertentu).
- c. Pola *cyclical* (C) terjadi bilamana datanya dipengaruhi oleh fluktuasi ekonomi jangka panjang seperti yang berhubungan dengan siklus bisnis. Siklus yang berulang, biasanya lebih dari setahun, sehingga pola ini tidak perlu dimasukkan dalam prediksi jangka pendek. Pola ini amat berguna untuk prediksi jangka menengah dan jangka Panjang.

- d. Pola *trend* (T) terjadi bila terdapat kenaikan atau penurunan sekuler jangka panjang dalam data. Trend (T) merupakan sifat dari permintaan di masa lalu terhadap waktu terjadinya, apakah permintaan tersebut cenderung naik, turun, atau konstan.

1.5.3. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Model *Autoregressive Integrate Moving* (ARIMA) adalah salah satu metode yang digunakan untuk peramalan data yang bersifat *time series*. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) adalah model yang secara penuh mengabaikan independen variabel dalam membuat prediksi. ARIMA menggunakan nilai masa lalu dan sekarang dari variabel dependen untuk menghasilkan prediksi jangka pendek yang akurat. ARIMA sangat baik ketepatannya untuk prediksi jangka pendek, sedangkan untuk prediksi jangka panjang prediksinya kurang baik. Biasanya akan cenderung *flat* (mendatar/konstan) untuk periode yang cukup panjang.

Tahapan dari pemodelan dan peramalan ARIMA (p, d, q) yaitu sebagai berikut:

- Melakukan plot data time series.
- Melakukan uji stasioneritas terhadap ragam dan rata-rata.
- Mengidentifikasi orde ARIMA dengan menggunakan plot ACF dan PACF.
- Melakukan pendugaan dan pengujian signifikansi parameter.
- Melakukan pengujian diagnostik residual model ARIMA (p, d, q).
- Melakukan pemilihan model terbaik berdasarkan AIC.
- Melakukan peramalan dengan menggunakan model terbaik (Wei, 2006).

Semua data dalam analisis ARIMA diasumsikan "*stasioner*". Jika data tidak stasioner, data tersebut harus disesuaikan untuk mengoreksi ketidakstasionerannya. Untuk memperbaiki ketidakstasioneran tersebut, maka digunakan *differencing*. Model yang dihasilkan dikatakan menjadi model yang "terintegrasi" atau *integrated (differenced)*. Inilah yang menjadi sumber dari "I" dalam model ARIMA.

ARIMA merupakan metode peramalan yang dalam pembentukan modelnya berdasarkan pengaruh waktu dengan menggunakan data masa lalu dan sekarang sebagai peubah yang saling terkait. Model ARIMA dapat dinotasikan menjadi ARIMA (p, d, q), dimana p merupakan orde dari proses *Autoregressive* (AR), q merupakan orde dari proses *Moving Average* (MA), dan d merupakan orde *Differencing*. Wei menyatakan terdapat beberapa model umum ARIMA sebagai berikut: (Hillmer & Wei, 1991)

- a. Model *Autoregressive* (AR(p))

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + a_t \quad \text{Atau} \quad \phi_1(B)X_t = a_t \quad (1)$$

- b. Model *Moving Average* (MA(q))

$$X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} + a_t \quad \text{Atau} \quad X_t = \theta_q(B)a_t \quad (2)$$

- c. Model *Autoregressive Moving Integrated Average* (ARIMA(p,d,q))

$$Y_t = (1 - B)^d X_t \quad (3)$$

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (4)$$

$$\text{Atau } \phi_p(B)(1-B)^d Y_t = \theta_q(B)a_t \quad (5)$$

Dimana :

$$\phi_1(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \quad (6)$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \quad (7)$$

Keterangan :

ϕ : Parameter *Autoregressive*

θ : Parameter *Moving Average*

a_t : nilai *error* ke- t

Y_t : *series* yang *stasioner*

$(1-B)^d$: Operator pembeda dengan orde d

1.5.4. Pengukuran Akurasi Peramalan

Uji Kesalahan Peramalan digunakan dengan membandingkan hasil peramalan dengan data aktual. *Mean Absolute Deviation* (MAD), *Mean Squared Error* (MSE) atau *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk menunjukkan bahwa metode *forecasting* yang digunakan valid, atau kesalahannya kecil.

Mean Absolute Deviation (MAD) menyatakan penyimpangan ramalan dalam unit yang sama pada data, dengan merata – ratakan nilai absolut *error* (penyimpangan) seluruh hasil peramalan. Nilai absolut berguna untuk menghindari nilai penyimpangan positif dan penyimpangan negatif saling meniadakan. Persamaannya adalah sebagai berikut:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum |Y_t - F_t| \quad (8)$$

Keterangan:

Y_t : Permintaan Aktual pada periode ke- t

F_t : Peramalan Permintaan pada periode ke- t

N : Jumlah Periode Permintaan yang terlibat

Mean Squared Error (MSE) dihitung dengan menjumlahkan kuadrat semua *error* pada setiap periode dan membaginya dengan jumlah periode peramalan. *Error* merupakan selisih antara data aktual dengan hasil ramalan.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 \quad (9)$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) Merupakan rata-rata kesalahan mutlak selama periode tertentu yang dikalikan 100% agar mendapatkan hasil secara persentase dan digunakan jika ukuran variabel yang diramalkan sangat menentukan akurasi peramalan dapat dilihat pada persamaan berikut :

$$PE_t = \left(\frac{Y_t - F_t}{Y_t} \right) \times 100\% \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |PE_t| \quad (11)$$

2. METODE PENELITIAN

Dalam pengerjaan jurnal ini, beberapa data yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut sebagai berikut:

a. Pengumpulan dan *Pre-processing* data

Dalam pengerjaan penelitian ini, beberapa data yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan tersebut data penjualan selama 6 bulan, dari bulan Oktober 2020 – Maret 2021.

b. Pembuatan dan penerapan model ARIMA untuk peramalan

Pada tahap ini dilakukan pembuatan dan penerapan model ARIMA untuk proses peramalan. Proses pembuatan dan penerapan model dibagi menjadi tahapan berikut:

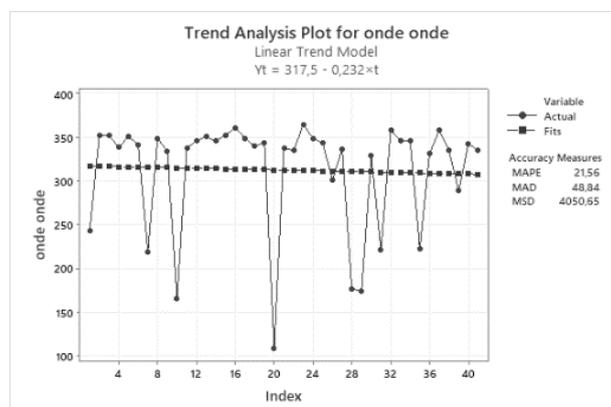
1. Uji Stasioneritas Data
2. Identifikasi Model
3. Estimasi Parameter Model
4. Uji Diagnostik
5. Penggunaan Model Untuk Peramalan
6. Analisis Hasil Peramalan
7. Pengembangan aplikasi

Tahapan ini merupakan tahapan pengembangan perangkat lunak untuk menerapkan model peramalan yang sudah disusun dan mempermudah toko kue untuk membaca hasil peramalan. Dalam proses pengembangan perangkat lunak, ada 3 sesi yang dilalui, ialah merangkum kebutuhan pengembangan fitur, perancangan sistem data, serta pembuatan aplikasi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan dan *Pre-processing* data

Data yang digunakan dalam perhitungan penentuan persediaan memakai data penjualan setiap minggu, dari penelusuran data penjualan produk kue Onde- Onde pada Toko Kue Onde- Onde Surabaya, didapatkan data penjualan setiap minggu sepanjang 6 bulan dari bulan Oktober 2021 hingga bulan Maret 2021. Per data menampilkan jumlah satuan biji produk yang terjual. Dalam tahapan pengolahan data ini akan dicoba untuk analisa tren untuk mengenali pola dari data. Total data yang diolah yaitu 41 data terdiri dari masing-masing data penjualan dari produk Onde- onde. Berikut tampilan tren analis pada gambar 1.



Gambar 1. Tren Analysis Plot Kue Onde-Onde

3.2. Uji Stasioner Data

Untuk memastikan apakah data sudah stasioner terhadap mean akan digunakan uji *unit root test* dengan *Augmented Dickey Fuller* (ADF) untuk data penjualan Kue Onde-Onde. Menolak H_0 jika nilai $p\text{-value} < \alpha$ (0,05).

```

Augmented Dickey-Fuller Test
data: x
Dickey-Fuller = -3.3235, Lag order = 3, p-value = 0.08222
alternative hypothesis: stationary
    
```

Gambar 2. Uji ADF Data Penjualan Onde-Onde

Pada uji *stasioneritas* pertama pada gambar 2 menunjukkan bahwa data tidak stasioner karena nilai $p\text{-value}$ $0,08222 >$ nilai kritis dengan $\alpha = 0,05$, maka akan dilakukan *diffrencing* agar data menjadi *stasioner* maka order $d = 1$. Setelah dilakukan *diffrencing*, kemudian dilakukan uji *unit root test* untuk melihat apakah data sudah *stasioner* atau tidak.

```

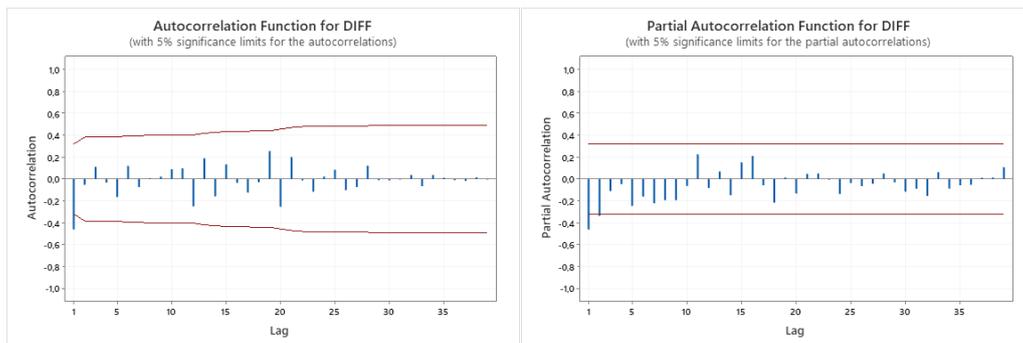
Augmented Dickey-Fuller Test
data: onde.diff1
Dickey-Fuller = -3.9866, Lag order = 3, p-value = 0.02031
alternative hypothesis: stationary
    
```

Gambar 3. Uji ADF Dengan Differencing

Hasil uji *unit root test* dengan data yang sudah *differencing* satu kali diperoleh bahwa $p\text{-value} = 0,02031 <$ nilai kritis pada $\alpha = 0,05$. Dapat disimpulkan data sudah stasioner.

3.3. Identifikasi Model

Setelah data stasioner, tahap selanjutnya yang dilakukan adalah *Identifikasi Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Untuk mengidentifikasi ACF dan PACF dapat dilakukan dengan melihat *correlelogram* berikut:



Gambar 4. Grafik ACF Dan PACF

Tabel 1. Tabel Karakteristik ACF dan PACF dari proses stasioner [9]

Proses	ACF	PACF
AR (p)	Turun secara eksponensial atau gelombang sinus	Terpotong setelah $lag\ p$
MA (q)	Terpotong setelah $lag\ q$	Turun secara eksponensial atau gelombang sinus
ARMA (p, q)	Turun setelah $lag\ (q - p)$	Turun setelah $lag\ (p - q)$

Berdasarkan gambar 4 grafik ACF menunjukkan bahwa lag ke-1 keluar dari selang maka dugaan sementara bahwa ordo $q = 1$ dimana ARIMA $(p,1,1)$, dan dilihat dari pola membentuk gelombang sinus maka model ARIMA $(p,1,0)$. Pada grafik PACF terjadi *cut of after lag* ke-2 maka kemungkinan model ARIMA $(2,1,q)$.

3.4. Estimasi Parameter Model dan Uji Signifikan

Tahap estimasi parameter bertujuan untuk mengetahui apakah model ARIMA yang ada memenuhi kriteria atau tidak. Langkah estimasi parameter dengan melakukan uji signifikansi, parameter dikatakan signifikan jika nilai *Probabilitas (P)* parameter $< \alpha = 0,05$. Jika $P > \alpha = 0,05$ maka nilai parameter model ditolak sehingga model tidak bisa digunakan. Parameter dapat dikatakan signifikan juga dapat dilihat dari nilai statistik $T < t = \frac{\alpha}{2} (n - 1)$, untuk nilai t adalah 1.

Tabel 2. Estimasi Model dan Uji Signifikansi

Model	Hasil Pengujian					T	P
ARIMA (0,1,1)	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	Tidak Signifikan	Signifikan
	MA 1	0,9691	0,0651	14,89	0,000		
ARIMA (1,1,0)	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	Signifikan	Signifikan
	AR 1	-0,479	0,140	-3,41	0,002		
ARIMA (2,1,0)	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	Signifikan	Signifikan
	AR 1	-0,656	0,150	-4,38	0,000		
	AR 2	-0,371	0,150	-2,47	0,018		
ARIMA (2,1,1)	Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value	Signifikan	Signifikan
	AR 1	-1,440	0,145	-9,92	0,000		
	AR 2	-0,524	0,140	-3,75	0,001		
	MA 1	-0,9623	0,0919	-10,47	0,000		

Pada tabel 2 didapatkan model-model yang signifikan, akan tetapi model tersebut belum dapat digunakan karena akan dilakukan uji white noise. Pengujian diamati dari nilai *p-value parameter* $>$ dari $\alpha = 0,05$. Jika *p-value* $<$ α , maka nilai untuk parameter model ditolak dan model tidak bisa digunakan untuk peramalan.

Tabel 3. Uji White Node pada Model ARIMA

Model	Hasil Pengujian	Keterangan
ARIMA (1,1,0)	Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic Lag 12 24 36 48 Chi-Square 13,81 29,74 37,86 * DF 11 23 35 * P-Value 0,244 0,157 0,340 *	Signifikan
ARIMA (2,1,0)	Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic Lag 12 24 36 48 Chi-Square 14,50 26,60 31,36 * DF 10 22 34 * P-Value 0,151 0,227 0,598 *	Signifikan
ARIMA (2,1,1)	Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square Statistic Lag 12 24 36 48 Chi-Square 13,45 29,18 37,51 * DF 9 21 33 * P-Value 0,143 0,110 0,270 *	Signifikan

Dari Tabel 3, diketahui bahwa model ARIMA (1,1,0), ARIMA (2,1,0), ARIMA (2,1,1) memenuhi asumsi white noise, dikarenakan $p\text{-value} > \alpha=0,05$. Berdasarkan ketiga model yang signifikan kemudian dipilih salah satu model terbaik yang memiliki nilai MSE, RMSE, MAPE, MAD terkecil.

Tabel 4. Tabel Pemilihan Model Terbaik

Model	MSE	RMSE	MAPE	MAD
ARIMA (1,1,0)	6512,66	58,40	15,35%	23,71
ARIMA (2,1,0)	5756,96	52,90	14,81%	14,35
ARIMA (2,1,1)	6477,33	54,13	15,24%	19,03

Forecasts from period 41

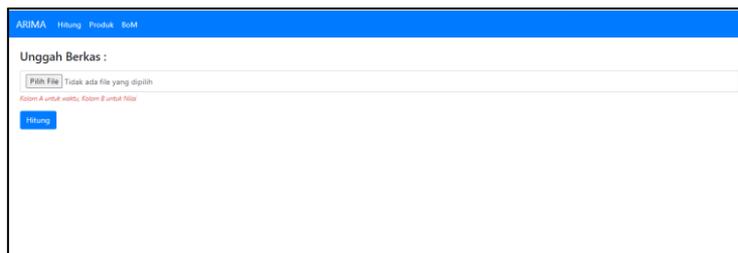
Period	Forecast	95% Limits		Actual
		Lower	Upper	
42	320,211	171,467	468,956	
43	332,875	175,556	490,193	
44	330,059	161,695	498,423	
45	327,207	136,100	518,314	
46	330,121	127,538	532,704	
47	329,269	114,560	543,978	
48	328,747	100,590	556,903	

Gambar 5. Hasil Peramalan ARIMA (2,1,0)

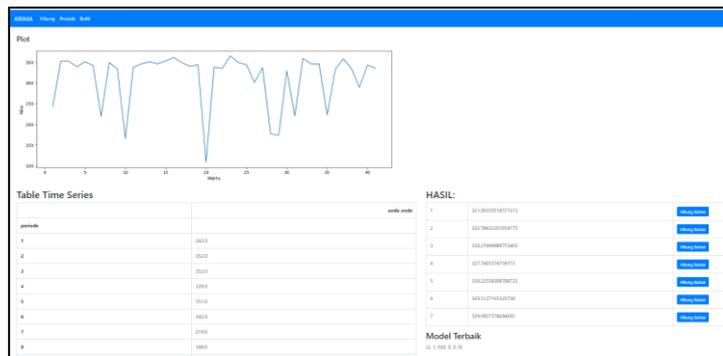
Berdasarkan ketiga model dari tabel 4 diketahui bahwa model yang terbaik adalah model ARIMA (2,1,0) yang dimanah memenuhi kriteria dengan nilai MSE, RMSE, MAPE, dan MAD terkecil. Berdasarkan gambar 5 diperoleh hasil peramalan untuk periode ke 42 hingga 48 dengan nilai peramalan 320, 332, 330, 327, 330, 329, 328.

3.5. Pengembangan Aplikasi

Berikut tampilan aplikasi perhitungan arima untuk memberikan usulan pembelian bahan baku dengan hasil dari peramalan penjualan. Aplikasi ini berbasis *website*.



Gambar 6. Tampilan Halaman Input Data



Gambar 7. Tampilan Hasil Perhitungan

4. SIMPULAN DAN SARAN

Adapun beberapa kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini yaitu proses untuk melakukan peramalan dengan menggunakan metode ARIMA dilakukan dalam beberapa langkah pertama mengidentifikasi model, melakukan uji stasioner, estimasi parameter model, uji diagnostik, verifikasi hasil peramalan, dan analisis hasil.

Berdasarkan hasil model yang muncul didapatkan model ARIMA (2,1,0) sebagai model terbaik untuk peramalan penjualan kue Onde-onde dengan nilai MAPE 14,81%. Hasil peramalan menggunakan ARIMA digunakan untuk 7 periode kedepan sehingga bisa menjadi bahan pertimbangan untuk pemilik toko.

5. DAFTAR PUSTAKA

- Assauri, S. (2004). *Manajemen produksi dan operasi*. Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia.
- Hasniah, Wahyuningsih, S., & Yuniarti, D. (2016). Application of ARIMA Ensemble Method in forecasting (Case Study : Inflation in Indonesia). *Jurnal Eksponensial*, 7(1), 85–94.
- Hillmer, S. C., & Wei, W. W. S. (1991). Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods. *Journal of the American Statistical Association*, 86(413), 245. <https://doi.org/10.2307/2289741>
- Hutasuhut, A. H., Anggraeni, W., & Tyasnurita, R. (2014). Pembuatan Aplikasi Pendukung Keputusan untuk Peramalan Persediaan Bahan Baku Produksi Plastik Blowing dan Inject Menggunakan Metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) di CV. Asia. *Jurnal Teknik Pomits*, 3(2), A-169-A-174.
- Makridakis, S. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan jilid 1*. Erlangga.
- Setiawan, A., Wibowo, A., & Wijaya, S. (2013). APLIKASI PERAMALAN PENJUALAN KOSMETIK DENGAN METODE ARIMA. *Konferensi Nasional Sistem Informasi*, 1–10.
- SIM, S., & Budyastuti, T. (2019). *Sistem Informasi Manajemen*. Uwais Inspirasi Indonesia.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods* (2nd ed.). Pearson Addison Wesley.
- Zulhamidi, & Hardianto, R. (2017). Peramalan Penjualan Teh Hijau Dengan Metode Arima (Studi Kasus Pada Pt. Mk). *Jurnal PASTI*, XI(3), 231–244.