



INNOVATIVE: Journal Of Social Science Research

Volume 4 Nomor 1 Tahun 2024 Page 1037-1051

E-ISSN 2807-4238 and P-ISSN 2807-4246

Website: <https://j-innovative.org/index.php/Innovative>

Pemodelan SARIMA dengan Pendekatan ARCH/GARCH untuk Meramalkan Penjualan Ritel Barang Elektronik

Laila Budianti^{1✉}, Janatin², Muhammad Yasyfi Avicenna³, Aisha Kusuma Putri⁴,

Gumgum Darmawan⁵

Universitas Padjadjaran, Bandung

Email: laila.budianti28@gmail.com^{1✉}

Abstrak

Bersamaan dengan perkembangan teknologi yang semakin maju, terdapat upaya untuk mengembangkan prosedur pemodelan dan peramalan dengan *automatic* SARIMA sehingga dapat mengefisienkan waktu dalam pembuatan model. Selain itu, *automatic* SARIMA dapat digunakan untuk mengurangi subjektivitas peneliti dalam penentuan orde model. Oleh karena itu, ingin dibuat model *automatic* SARIMA menggunakan *software* R untuk melakukan prediksi pada data penjualan ritel barang elektronik dan peralatan. Data yang digunakan adalah data *Retail Sales: Electronics and Appliance Stores Amerika Serikat* pada periode Januari 2013 hingga Agustus 2023. Metode yang akan digunakan adalah *Automatic Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Data ini memiliki musiman dengan periode 12. Dengan menggunakan *syntax auto sarima* yang dibuat, diperoleh model terpilih untuk data ini adalah SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] dengan MAPE 3,99%. Akan tetapi, pada model ini tidak memenuhi asumsi *White-Noise Heteroscedasticity* dan teridentifikasi adanya efek ARCH pada model. Oleh karena itu, pendekatan yang digunakan untuk analisis ini adalah model SARIMA-ARCH, dengan model yang terpilih yaitu SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) dengan nilai MAPE adalah 6.48%.

Kata kunci: *ARCH, ARIMA, Automatic SARIMA, retail, SARIMA*

Abstract

In line with the advancement of technology, there is an effort to develop an automated SARIMA modeling and forecasting procedure that can save time in model building. In addition, SARIMA automation can be used to reduce researcher subjectivity in determining model order. Therefore, an automatic SARIMA model using R software is proposed to predict retail sales data for electronic goods and appliances. The data used is Retail Sales data: Electronics and Appliance Stores of the United States in the period January 2013 to August 2023. The method used is the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA). By using the auto SARIMA syntax created, the selected model for this data is SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] with a MAPE of 3.99%. However, this model does not fulfill the assumption of White-Noise Heteroscedasticity and the ARCH effect is identified in the model. Therefore, the approach used for this analysis is the SARIMA-ARCH model, with the selected model being SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) with a MAPE value of 6.48%.

Keywords: *ARCH, ARIMA, Automatic SARIMA, retail, SARIMA*

PENDAHULUAN

Dua model umum untuk model deret waktu yang diterapkan secara univariat adalah *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang nilai masa depannya diturunkan secara linier dari nilai sebelumnya. Untuk membangun model tersebut digunakan metode Box-Jenkins dan metode berbasis likelihood (Khanarsa dan Sinapiromsaran, 2020). Metodologi pemodelan deret waktu Box-Jenkins telah dikenal selama bertahun-tahun. Prinsip dan penerapan model SARIMA dapat ditemukan di banyak bidang yang memerlukan analisis empiris dan telah menjadi dasar analisis ekonometrika deret waktu modern. Fase penting dalam penerapan praktis metodologi Box-Jenkins adalah melakukan identifikasi dan verifikasi model yang sesuai (Arlt et al., 2017).

Proses verifikasi dan spesifikasi model adalah proses kompleks yang memerlukan pengetahuan mendalam tentang metode tersebut. Selain itu dibutuhkan pelatihan dalam analisis statistik empiris dan pengetahuan yang baik di bidang penerapannya dan dibutuhkan pengalaman menggunakan software khusus. Hal ini terjadi karena proses ini bisa menjadi subjektif tergantung pada orang yang membangun model dan prosedur yang dipilih. Ada kemungkinan bahwa beberapa ahli atau praktisi di bidang analisis deret waktu akan menemukan model berbeda untuk deret waktu yang sama. Selain itu, pencarian model yang cocok bisa memakan waktu yang lama.

Untuk mencapai model peramalan terbaik, orde ARIMA atau orde SARIMA harus diidentifikasi sebelum menerapkan estimasi parameter Box-Jenkins. Membuat plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) untuk

mengidentifikasi orde, hal ini disebut identifikasi Box-Jenkins (W Wei, 2006). Alternatifnya, metode likelihood-based secara otomatis menghasilkan model SARIMA dari semua kemungkinan orde berdasarkan Akaike Info Criterion (AIC) atau Bayesian Information Criterion (BIC) dan menggunakan model SARIMA dengan AIC atau BIC minimum (Akaike, 1987) (Neath dan Cavanaugh, 2012).

Bersamaan dengan perkembangan teknologi yang semakin maju, terdapat upaya untuk mengembangkan prosedur pemodelan dan peramalan SARIMA secara otomatis sehingga setidaknya dapat mengatasi sebagian masalah yang disebutkan di atas, terutama kecepatan spesifikasi model dan proses verifikasi. Meskipun upaya untuk mengotomatisasi proses menemukan model yang cocok untuk model SARIMA sudah diketahui, banyak peneliti telah lama yakin bahwa jalur ini tidak efektif dan tidak efisien, dan bahwa pendekatan "manual", yang memerlukan dengan mempertimbangkan pengalaman dan pengetahuan para analis yang masih lebih baik, dan keunikan serta subjektivitasnya menjadi keunggulan (Arlt dan Trcka, 2021).

Penelitian ini membahas mengenai pemodelan SARIMA untuk peramalan penjualan ritel elektronik dan peralatan bulanan. Cara yang mungkin untuk dilakukan adalah melalui simulasi dengan menggunakan prosedur otomatis yang telah diusulkan, atau dengan membuat metode sendiri secara khusus. Kali ini opsi kedua dipilih, dan dibuat prosedur yang diimplementasikan peramalan dalam software dengan automatic SARIMA. Meskipun penelitian ini dilakukan untuk membuat prosedur automatic SARIMA yang baru, tujuan utama penelitian ini bukanlah untuk menciptakan prosedur otomatis yang bersaing dengan yang sudah ada sebelumnya. Studi simulasi ini diharapkan dapat digunakan untuk peramalan dan dapat menjadi efisien dalam kondisi tertentu. Penciptaan dan verifikasi model ini telah memungkinkan untuk memahami beberapa aspek penting dari penerapan praktis metodologi Box-Jenkins yang bahkan dapat digeneralisasikan ke dalam bidang penelitian empiris lainnya.

METODE PENELITIAN

A. Studi Kasus

Penelitian ini menggunakan data Retail Sales: Electronics and Appliance Stores Amerika Serikat. Data ini diperoleh melalui situs FRED Economic Data St. Louis FED, dimana secara resmi data ini dipublikasi oleh U.S. Census Bureau. Data yang digunakan merupakan data bulanan sebanyak 128 observasi, dengan periode Januari 2013 sampai dengan Agustus 2023. Pada penelitian ini ingin dibuat model untuk memprediksi penjualan ritel barang elektronik dan peralatan kedepannya.

B. Metode Analisis

SARIMA

Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) merupakan salah satu proses stokastik yang digunakan untuk melakukan analisis deret waktu. Dalam analisis data deret waktu, ARIMA menggunakan metodologi Box – Jenkins (Box et al.,1994). Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) merupakan proses modifikasi dari ARIMA, di dalam SARIMA dapat mengandung prediksi deret waktu dari data univariat yang mengandung musiman dan juga tren.

Dalam melakukan peramalan, data yang diramal harus memiliki asumsi stasioner, itu artinya data berfluktuasi di sekitar suatu nilai rata-rata yang konstan dan varians yang tidak bergantung pada waktu (Makridakis et al., 1999). Apabila tidak stasioner, perlu dilakukan pendekatan differencing yaitu dengan menghitung peubah atau selisih nilai data yang akan diobservasi agar dapat menghilangkan ketidak stasioner pada data dengan menggunakan persamaan sebagai berikut :

a. Untuk pembeda pertama

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1} = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t \quad (1)$$

b. Untuk pembeda orde ke-d

$$\Delta^d Z_t = (1 - B)^d Z_t \quad (2)$$

dimana Z_t adalah observasi pada waktu ke-t, Z_{t-1} observasi pada waktu ke-(t-1), dan d adalah orde differencing.

Model SARIMA menggabungkan faktor non-seasonal dan seasonal dalam satu model multiplikatif, notasi SARIMA adalah $ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)^S$ dan dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^S)(1 - B)^d(1 - B^S)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)a_t \quad (3)$$

dimana Z_t adalah observasi pada waktu ke-t , $\phi_p(B)$ komponen AR orde p, $\Phi_P(B^S)$ komponen seasonal AR orde P, $(1 - B)^d$ differencing orde d, $(1 - B^S)^D$ differencing seasonal orde D, $\theta_q(B)$ komponen MA orde q, $\Theta_Q(B^S)$ komponen seasonal MA orde Q, a_t residual pada waktu ke-t, orde untuk non-musiman p,d,q, dan orde untuk musimana P,D,Q.

Berikut adalah prosedur manual dalam SARIMA, langkah pertama yang dilakukan adalah pengujian stasioneritas data yaitu uji stasioner dalam varians dengan Box-Cox dan uji stasioner dalam rata-rata dengan Augmented Dickey Fuller (Yaffee dan McGee, 2000). Data yang tidak stasioner dalam varians akan dilakukan transformasi stabilitas varians,

sedangkan tidak stasioner dalam rata-rata dilakukan differencing. Langkah kedua, melakukan identifikasi model sementara dari plot ACF dan PACF. Langkah ketiga, estimasi dan signifikansi parameter model. Langkah keempat, melakukan pemeriksaan diagnostik terhadap error dari model untuk memverifikasi white noise yaitu error tidak berautokorelasi menggunakan uji Ljung-Box dimana $p\text{-value} > \alpha$, error berdistribusi normal menggunakan uji Kolmogorov Smirnov dimana $p\text{-value} > \alpha$ dan uji non-heteroskedastisitas menggunakan ARCH-Lagrange Multiplier (ARCH-LM test) dimana $p\text{-value} > \alpha$ (Lestari dan Wahyuningsih, 2012)(Teguh, 2011).

C. Model ARCH/GARCH

Pelanggaran asumsi rentan terjadi pada saat pemodelan SARIMA, salah satunya pelanggaran non-heteroskedastisitas. Salah satu cara penanganan dari pelanggaran asumsi homoskedastisitas yaitu menggunakan model ARCH/GARCH, karena model tersebut dapat menangkap perubahan varians dalam data deret waktu. Sehingga model ARCH/GARCH dapat mengakomodasi perubahan selama periode waktu tertentu (Chopra, 2009). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) merupakan metode statistik yang digunakan dalam menangani varians yang tidak stabil dalam data time series (Tsay, 2013). Model ARCH bersifat dinamis, artinya model ini dapat merespon terjadinya perubahan dalam data (Will Kenton, 2021). Dalam penggunaannya, model tersebut melibatkan identifikasi model, estimasi model dan peramalan (Almarashi et al., 2018).

Bentuk umum dari model ARCH sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \omega + a_1 e_{t-1}^2 + a_2 e_{t-2}^2 + \dots + a_p e_{t-p}^2$$

dimana a_p merupakan variabel-variabel positif selang waktu ke-p dan e merupakan variabel random dengan mean nol varians σ_t^2 ditandai dengan kondisional $f_t(e)$.

Bentuk umum dari model GARCH sebagai berikut :

$$\sigma_t^2 = \omega + a_1 e_{t-1}^2 + a_2 e_{t-2}^2 + \dots + a_p e_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2$$

dimana a_p dan λ_q merupakan parameter kontrol selang waktu ke-p dan e_t merupakan variabel random dengan *mean* nol.

Pemodelan ARCH/GARCH dilakukan pada data residual model SARIMA (p,d,q) (P,D,Q). Dalam menentukan model ARCH/GARCH sama hal dengan model ARIMA, hanya saja model

ini hanya memiliki orde p dan q (Xing et al., 2021). Prosedur ARCH/GARCH adalah menentukan spesifikasi model, estimasi parameter, pemeriksaan diagnostik dan mendapatkan model terbaik.

D. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Dalam menentukan model terbaik untuk melakukan peramalan digunakan evaluasi terhadap model. Evaluasi terhadap model dapat dilakukan dengan menggunakan kriteria standar dan kriteria informasi (Agustini et al., 2018). Kriteria standar dengan menentukan nilai kesalahan peramalan (error) dengan menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE). MAPE akan memberikan nilai seberapa besar kesalahan peramalan dibandingkan dengan nilai aktual dari data deret waktu yang dimodelkan (Arsyad, 1995).

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

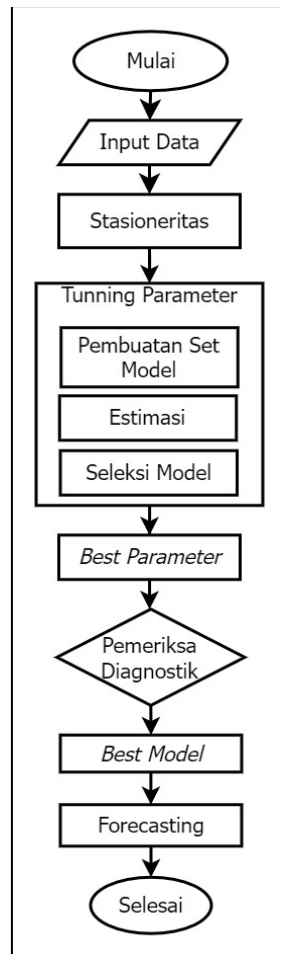
dimana Z_t adalah observasi pada waktu ke- t , \hat{z}_t adalah hasil peramalan observasi pada waktu ke- t , t bergerak dari $1, 2, \dots, n$ banyaknya observasi.

E. Automatic SARIMA

Model terbaik SARIMA diperoleh memerlukan tahapan yang sangat panjang dimulai dari identifikasi model, kombinasi kemungkinan orde yang cocok untuk model hingga menghasilkan model terbaik. Dalam mempermudah forecasting menggunakan model SARIMA, maka diperlukan komputasi yang mempermudah setiap tahapan tersebut, sehingga pada analisis ini dibuat automatic SARIMA. Automatic SARIMA prosedur yang sepenuhnya otomatis, yang tujuannya adalah untuk menemukan model terbaik sehubungan parameter yang telah ditentukan untuk deret waktu yang dianalisis (Arlt et al., 2017). Prosedur dalam automatic SARIMA $(p,d,q) (P,D,Q)$ [12] untuk orde yang dilakukan differencing non-musiman d , serta differencing musiman D , dan untuk semua kemungkinan kombinasi nilai p,q,P , dan Q . Sehingga tahapan identifikasi model tidak perlu dilakukan dan tahapan estimasi dilakukan untuk semua bentuk model yang mungkin. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan nilai MAPE terkecil dari semua model yang telah diestimasi (Trcka, 2015).

Prosedur automatic SARIMA menggunakan prosedur komprehensif berdasarkan pemilihan model klasik. Prosedurnya yaitu spesifikasi model, estimasi parameter, seleksi model, pemeriksaan diagnostik dan mendapatkan model terbaik untuk forecasting. Automatic SARIMA dilakukan untuk mempermudah dalam seleksi model berdasarkan nilai MAPE. Pada tahap stasioneritas, dilakukannya pemeriksaan stasioneritas untuk data yang

akan dianalisis, baik dalam non musiman maupun seasonal. Hal tersebut dilakukan untuk menentukan orde differencing non musiman dan musiman, yaitu d dan D , maka deret waktu yang dianalisis menjadi stasioner.

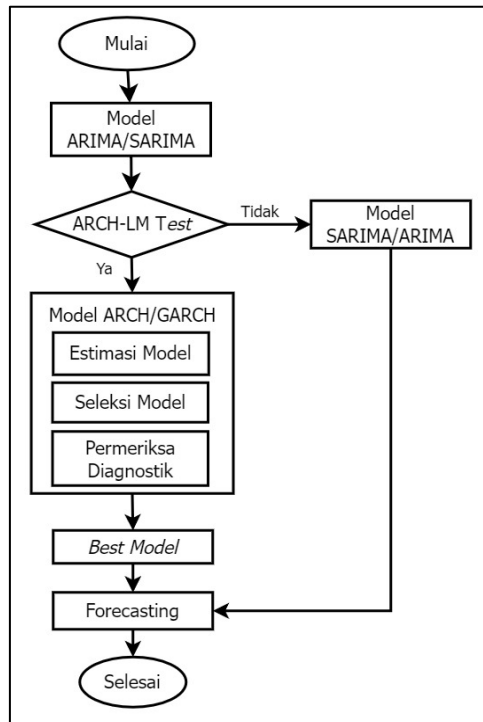


Gambar 1. Diagram Alur *Automatic SARIMA*

Prosedur pembuatan set model akan menganalisis model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)$ [12] untuk orde yang diperoleh dari differencing non musiman d dan musiman D , untuk semua kombinasi p , q , P , dan Q dimana orde maksimum dapat ditentukan oleh peneliti. Dalam penelitian kali ini menggunakan orde maksimum untuk p , q , P , dan Q .

Estimasi parameter dilakukan untuk semua model yang mungkin. Estimasi menggunakan function Arima dengan parameter yang digunakan adalah maksimum likelihood. Pemilihan model dilakukan dengan membandingkan nilai MAPE dari masing-masing yang dipilih adalah dengan menghasilkan nilai MAPE terendah. Nilai MAPE model pertama dihitung dan menjadi awal optimasi ditentukan oleh nilai MAPE ini. Jika model yang diestimasi kedua lebih baik dari model pertama, yaitu nilai MAPE lebih kecil dari kriteria optimasi pertama maka model, maka model tersebut merupakan model optimum. Jika tidak lebih dari yang pertama, maka model optimum dibiarkan tidak berubah dan seterusnya. Dengan cara ini, seluruh rangkaian model mungkin diperiksa. Sehingga di peroleh parameter terbaik untuk untuk model SARIMA.

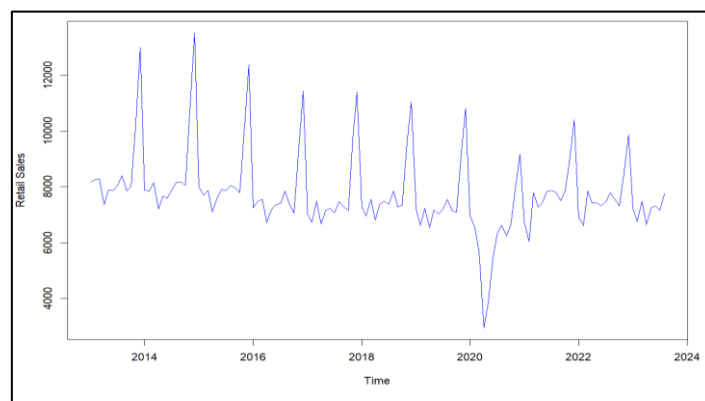
Pada penelitian kali ini akan menggunakan model SARIMA-ARCH, model SARIMA diperoleh dari hasil automatic. sehingga alur analisis menjadi sebagai berikut.



Gambar 2. Diagram Alur Model SARIMA-ARCH

HASIL DAN PEMBAHASAN

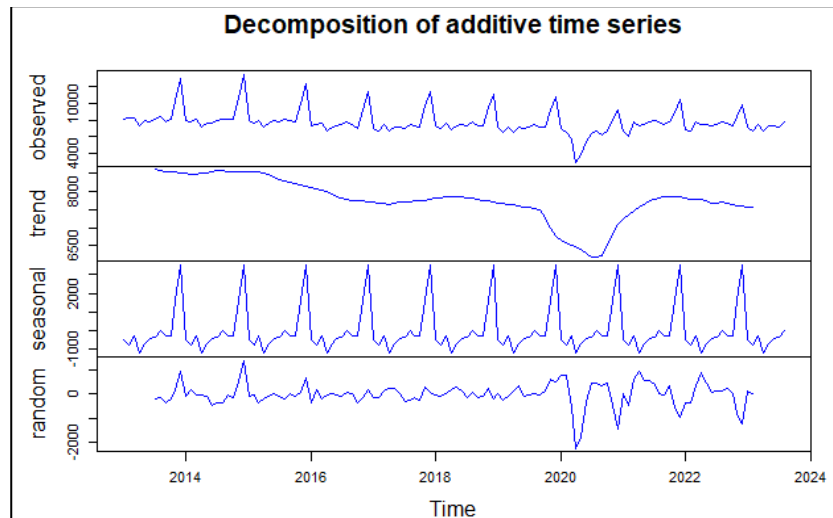
Pada penelitian ini, dilakukan peramalan pada data Retail Sales: Electronics and Appliance Stores di Amerika Serikat menggunakan automatic SARIMA. Bagian ini menyajikan hasil penelitian yang meliputi identifikasi data, pengujian parameter, pengujian diagnostik, pemilihan model dan hasil peramalan pada data. Berikut ini merupakan visualisasi data Retail Sales: Electronics and Appliance Stores yang digunakan untuk peramalan.



Gambar 3. Plot *Time Series* untuk *Retail Sales: Electronics and Appliance Stores*

Berdasarkan hasil visualisasi pada Gambar 3, menunjukkan bahwa penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat terdapat musiman dengan periode 12. Selain itu,

puncak musiman terlihat terjadi pada bulan Desember setiap tahunnya. Lonjakan data tersebut terjadi pada bulan Desember, di mana penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat mengalami kenaikan. Kenaikan terjadi pada bulan Desember karena terdapat fenomena peluncuran produk baru, promosi akhir tahun, atau diskon akhir dan awal tahun. Selain itu, plot menunjukkan bahwa data stasioner terhadap rata-rata dan varians karena tidak adanya tren dalam plot tersebut serta plot data memiliki variasi yang hampir sama. Hanya saja pada tahun 2020 penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat mengalami penurunan yang signifikan. Hal tersebut dikarenakan pada tahun 2020 terjadi bencana wabah Covid-19.



Gambar 4. Plot Dekomposisi untuk *Retail Sales: Electronics and Appliance Stores*

Berdasarkan plot pada Gambar 4, dapat menunjukkan dekomposisi untuk menentukan musiman aditif atau multifikatif yang disebabkan oleh fluktuasi data tidak stabil dalam rata-rata (Darmawan, 2011). Terdapat 4 plot yang setiap plot menunjukkan hal berbeda. Plot pertama menggambarkan gabungan trend dan musiman pada data penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat. Pada plot kedua menunjukkan unsur tren murni, data penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat tren menurun selama 7 tahun dan mengalami kenaikan lagi pada tahun 2020. Plot ketiga menunjukkan musiman murni, data penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat mengalami musiman dengan fluktuasi di setia musim yakni ada satu puncak di kelipatan 12. Plot keempat menunjukkan residual data terlihat bahwa masih ada data yang tidak tidak homogen setelah tahun 2020, hal ini menunjukkan bahwa mungkin diperlukan penanganan tambahan dengan model menggunakan model ARCH.

F. Automatic SARIMA

Hasil automatic SARIMA dengan menggunakan nilai maksimum orde p , q , P , dan Q ditetapkan yaitu bergerak dari 0 sampai 2. Kombinasi model yang dihasilkan ada sebanyak 138 model SARIMA. Dari semua kombinasi model SARIMA yang dihasilkan akan dilakukan perbandingan nilai MAPE. Model yang memiliki nilai MAPE paling ke kecil, maka model tersebut menjadi model terbaik.

Dari 138 model SARIMA diperoleh 1 model terbaik berdasarkan algoritma automatic SARIMA adalah SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]. Estimasi model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] yang diperoleh sebagai berikut.

Tabel 1. Model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]

Model	Parameter	Koefisien	p -value	Signifikan Parameter
SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]	AR1	0.7142	3.007e-14	Signifikan
	MA1	-0.7208	7.210e-08	Signifikan
	MA2	-0.2614	0.01907	Signifikan
	SMA1	-0.4567	4.335e-08	Signifikan

Berdasarkan Tabel 1, menunjukkan bahwa parameter dari model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] signifikan dengan taraf signifikansi 5%, karena p -value $< \alpha$. Selanjutnya dilakukan evaluasi model dari SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12].

Tabel 2. Evaluasi Model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]

MAE	RMSE	MAPE	AIC	BIC
274.8063	440.3931	3.98727	1754.35	1768.07

Berdasarkan hasil pada Tabel 2, diperoleh nilai MAPE sebesar 3,99%, nilai AIC sebesar 1754,35 dan nilai BIC sebesar 1768,07. Model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] sangat baik dalam melakukan forecasting dikarenakan memiliki nilai MAPE kurang dari 10%.

G. Pemeriksaan Diagnostik

Pemeriksaan diagnostik perlu dilakukan untuk melihat apakah model sudah baik dalam forecasting. Pemeriksaan diagnostik residual yang dilakukan adalah normalitas, white noise autokorelasi, dan heteroskedastisitas.

Tabel 3. Pemeriksaan Diagnostik Residual

<i>Test</i>	Statistik	<i>p-value</i>	Keterangan
Normality	0.15625	0.08787	Signifikan
White Noise	0.0016323	0.9678	Signifikan
Heteroskedasticity	14.313	0.0001548	Tidak Signifikan

Berdasarkan Tabel 3, pemeriksaan normalitas residual menggunakan uji Kolmogorov smirnov diperoleh p -value sebesar $0,08787 > 5\%$. Maka, residual bawa residual model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] berdistribusi normal pada taraf nyata 5%. White noise autokorelasi residual menggunakan uji Ljung-Box diperoleh p -value sebesar $0,9678 > 5\%$. Maka residual model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] bersifat random atau tidak berautokorelasi dan model dapat digunakan untuk peramalan pada taraf nyata 5%. Sedangkan heteroskedastisitas residual menggunakan uji Arch test diperoleh p -value sebesar $0,0001548 < 5\%$. Maka residual bersifat heteroskedastisitas atau terdapat efek ARCH pada model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12].

H. Model ARCH

Model ARCH dilakukan karena residual dari model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] bersifat heteroskedastisitas, sehingga model perlu hybrid dengan model ARCH. Identifikasi model ARCH sama halnya seperti pada model SARIMA dengan menentukan orde kemungkinan untuk p dan q . Model ARCH menggunakan data residual model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]. Model terbaik ARCH berdasarkan nilai AIC dan BIC diperoleh model ARCH(1). Estimasi model ARCH(1) sebagai berikut.

Tabel 4. Model ARCH(1,0)

Parameter	<i>Estimate</i>	<i>Standard error</i>	<i>p-value</i>	Signifikan
ω	78274	13510	0.000	Signifikan
α_1	0.7746	0.2195	0.004	Signifikan

Tabel 4 menunjukkan hasil estimasi parameter model ARCH(1). Pengujian signifikansi parameter pada model ini menggunakan hipotesis nol koefisien tidak signifikan dalam model dan hipotesis alternatifnya koefisien signifikan dalam model. Dengan menggunakan

taraf signifikansi sebesar 5%, dapat disimpulkan bahwa koefisien-koefisien yang diperoleh pada model ARCH(1,0) signifikan.

I. Model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1)

Berdasarkan hasil analisis pada bagian sebelumnya, maka model yang terpilih untuk memodelkan data Retail Sales: Electronics and Appliance Stores adalah SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0). Berikut adalah pengujian asumsi pada residual model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) yang terdiri dari uji normalitas residual, uji white-noise Autocorrelation, dan uji white-noise heteroscedasticity.

Tabel 5. Uji Asumsi Residual Model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0)

Metode Uji	Data	Statistik Uji		<i>p-value</i>
Jarque-Bera Test	R	χ^2	210.4504	0
Shapiro-Wilk Test	R	W	0.9088537	2.799196e-07
Ljung-Box Test	R	$Q(10)$	16.60373	0.08360546
Ljung-Box Test	R	$Q(15)$	17.24235	0.3045843
Ljung-Box Test	R	$Q(20)$	20.14118	0.4491302
Ljung-Box Test	R^2	$Q(10)$	10.18609	0.4243212
Ljung-Box Test	R^2	$Q(15)$	23.2357	0.07926211
Ljung-Box Test	R^2	$Q(20)$	24.1278	0.2368541
LM ARCH Test	R	TR^2	17.21619	0.1416444

Uji normalitas residual yang ditunjukkan pada Tabel 5 tidak signifikan, baik dalam menggunakan uji Jarque-Bera maupun uji Shapiro-Wilk karena nilai p-value kurang dari nilai taraf signifikansi 0,05. Hasil uji Ljung-Box (diwakili oleh lag 10, 15, dan 20) menunjukkan bahwa dengan taraf signifikansi 0,05 residual maupun kuadrat residual tidak mengalami korelasi serial (autokorelasi). Dan terakhir, pada hasil uji ARCH-LM tidak menunjukkan adanya efek ARCH atau heteroskedastisitas. Dengan demikian, model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) merupakan model yang paling cocok digunakan karena memenuhi asumsi-asumsi yang ada.

J. Forecasting

Model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) menjadi model terbaik untuk data penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat. Sehingga dapat dilakukan forecasting selama 4 periode atau sampai akhir tahun 2023. Berikut pada Tabel 6 tersaji hasil forecasting.

Tabel 6. Hasil *Forecasting*

Periode	<i>Forecasting</i>
September 2023	7943.024
Oktober 2023	7872.544
November 2023	9057.391
Desember 2023	10470.803

Hasil forecasting selama 4 periode menunjukkan bahwa pada akhir tahun mengalami kenaikan yang signifikan dimana pada bulan November dan Desember mengalami signifikan lebih dari 1000 dollar. Hal ini menunjukkan bahwa penjualan barang elektronik dan peralatan di Amerika Serikat meningkat pada akhir tahun maka perusahaan dapat menambah stok barang mengeluarkan promo yang dapat menarik pembeli.

SIMPULAN

Hasil penelitian mengenai data Retail Sales: Electronics and Appliance Stores menunjukkan pola musiman dengan periode sebanyak 12. Model time series yang dibuat untuk data ini menggunakan model SARIMA dengan bantuan software R. Model yang terbentuk adalah model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]. Namun, model ini belum cukup baik untuk memodelkan data ini karena terdapat pengujian asumsi yang tidak terpenuhi, yaitu adanya heteroskedastisitas. Salah satu solusi yang digunakan untuk menangani hal ini adalah menggunakan model ARCH untuk memodelkan residual model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12]. Berdasarkan pengujian di atas, model terbaik yang paling cocok untuk data ini adalah model SARIMA(1,1,2)(0,1,1)[12] - ARCH(1,0) dengan nilai MAPE yang diperoleh 6.48%. Hasil pengujian asumsi pada model ini juga menunjukkan tidak adanya heteroskedastisitas pada residual.

DAFTAR PUSTAKA

- A. A. Neath and J. E. Cavanaugh. (2012), "The Bayesian information criterion: background, derivation, and applications," Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, vol. 4, no. 2, pp. 199-203.
- Agustini, R., Hajarisman, N. & Sunendiari, S. (2018). Kriteria Pemilihan Model Terbaik Berdasarkan Kriteria Informasi. *Prosiding Statistika Unisba*, 4(1), 57-64.
- Almarashi, A. M., Abbasi, U., Hanif, S., R, M., Alzahrani, & Khan, K. (2018). Modeling Volatility In Stock Prices Using ARCH/GARCH. *Sci.Int.(Lahore)*, 89-94.
- Arlt, J., Trcka, P., & Arltova, M. (2017). The Problem of the SARIMA Model Selection for the Forecasting Purpose. *Statistika: Statistics & Economy Journal*, 97(4).
- Arlt, J., & Trcka, P. (2021). Automatic SARIMA modeling and forecast accuracy. *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 50(10), 2949-2970.
- Arsyad, L. (1995). *Peramalan Bisnis*. Jakarta (ID): Ghalia Indonesia. 2(1), 12-13.
- Chopra, N. (2019). Sensitivity Analysis Using Garch Model: Evidence From Indian Stock Market. *Journal of Commerce & Accounting Research* .
- G. E. P. Box, G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel. (1994). *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Third ed. Englewood Cliffs. NJ: PrenticeHall.
- H. Akaike. (1987). Factor analysis and AIC. *Selected papers of Hirotugu Akaike*, Springer, New York, NY, pp. 371-386.
- Khanarsa, P., & Sinapiromsaran, K. (2020). Automatic SARIMA order identification convolutional neural network. *Int. J. Mach. Learn. Comput*, 10(5), 662-668.
- Lestari, N. & Wahyuningsih, N. 2012. Peramalan kunjungan wisata dengan pendekatan model SARIMA (studi kasus: Kusuma Agrowisata). *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 1(1), 29-33.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C. and McGee, V.E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan Jilid 1* (Ir. Hari Suminto Terjemahan). Edisi Kedua. Jakarta: Binarupa Aksara.
- S. S. G Darmawan. (2011). Pendekatan Indeks Siklus Pada Metode Dekomposisi Multiplikatif. *Prosiding*.
- Teguh, S. (2011). Aplikasi Model GARCH pada Data Inflasi Bahan Makanan Indonesia. *Aset*, 13(1), 65-76
- Trcka, P. (2015). Výstavba lineárnych stochastických modelov časových radov triedy SARIMA – automatizovaný postup. Dipl. thesis, University of Economics, Prague.
- Tsay, R.S. (2013). *Multivariate Time Series Analysis: With R and Financial Applications*. USA: John Wiley & Sons
- W. W. Wei. (2006). *Time series analysis*. The Oxford Handbook of Quantitative Methods in

Psychology, vol. 2.

- Will Kenton (2021). Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) Explained. Investopedia. <https://www.investopedia.com/terms/a/autoregressive-conditional-heteroskedasticity.asp>.
- Xing, D., Li, H., Li, J., & Long, C. (2021). Forecasting price of financial market crash via a new nonlinear potential GARCH model. *Physica A-statistical Mechanics and Its Applications*, 566, 125649. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125649>.
- Yaffee, R.A. & and McGee, M. (2000). *An Introduction to Time Series Analysis and Forecasting: With Applications of SAS and SPSS*, Elsevier Science.