

## PREDIKSI LONJAKAN PENJUALAN TOKO RETAIL ONLINE SAAT HARBOLNAS DENGAN MODEL SARIMA

Kristianto Pratama Dessan Putra<sup>[1]</sup>, Arief Hermawan<sup>[2]</sup>, Donny Avianto<sup>[3]</sup>

Magister Teknologi Informasi<sup>[1][2]</sup> Program Studi Informatika<sup>[3]</sup>  
Universitas Teknologi Yogyakarta<sup>[1][2][3]</sup>  
Kristianto.6240211003@student.uty.ac.id

INFO ARTIKEL	INTISARI
<b>Diajukan :</b> 15-01-2025	<p>Peralihan transaksi dari konvensional ke online di sektor ritel memicu peningkatan volume transaksi harian yang signifikan. Fenomena ini menuntut peningkatan kapasitas server untuk menjamin keandalan layanan, terutama pada tanggal "kembar" atau yang kemudian sering disebut dengan tanggal HARBOLNAS (Hari Belanja Online Nasional). Pada periode tersebut, lonjakan transaksi seringkali melampaui kapasitas server yang apabila dibiarkan akan berpotensi menyebabkan <i>lost of sales</i> akibat gangguan sistem. Sehingga, menjadi hal yang penting untuk memiliki sistem yang mampu memberikan prediksi tingkat lonjakan transaksi menjelang tanggal HARBOLNAS. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi berbasis SARIMA (<i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average</i>) guna memproyeksikan lonjakan transaksi 30 hari ke depan, menggunakan dataset primer dari perusahaan ritel online di Indonesia. Pemilihan SARIMA didasarkan pada pola musiman data transaksi yang dipengaruhi oleh HARBOLNAS. Hasil evaluasi menunjukkan model SARIMA mampu memprediksi transaksi dengan akurasi MAPE 15,05%. Penelitian juga menyertakan perbandingan hasil prediksi dengan metode alternatif sebagai dasar pengembangan penelitian lanjutan.</p>
<b>Diterima :</b> 30-04-2025	
<b>Diterbitkan:</b> 15-06-2025	
<b>Kata Kunci :</b> <i>harbolnas, prediksi transaksi, sarima, server optimization</i>	

### I. PENDAHULUAN

Peralihan proses transaksi dari konvensional ke online telah merambah ke berbagai sektor (Pratiwi, 2022). Salah satunya adalah toko retail yang mulai membangun sarana penjualan secara online. Hal tersebut dikuatkan oleh data dari BPS (Badan Pusat Statistik) Indonesia yang menunjukkan bahwa jumlah pelaku usaha online mencapai 32.23% per tahun 2022 dan terus mengalami peningkatan setiap tahunnya. Seiring dengan pertumbuhan tersebut, jumlah transaksi pada layanan toko retail online juga mengalami pertumbuhan yang signifikan setiap tahunnya.

Dengan semakin meningkatnya jumlah transaksi harian, maka diperlukan server yang mampu mengakomodir pertumbuhan transaksi online dari toko retail tersebut, termasuk menanggulangi lonjakan transaksi yang terjadi pada periode tertentu (Elsi et al., 2024). Sebab, lonjakan transaksi tentunya akan menambah beban komputasi daripada server yang digunakan. Apabila spesifikasi server yang digunakan tetap sama dengan yang digunakan secara harian, maka server tersebut tidak akan sanggup menanggung beban komputasi yang meningkat drastis pada periode-periode tertentu. Akibatnya, sistem akan berjalan lambat bahkan proses transaksi bisa terhenti, yang beresiko menyebabkan penurunan potensi angka penjualan serta mengurangi

kenyamanan pengguna saat mengakses toko retail online tersebut.

Selain itu, faktor lain yang menyebabkan terjadinya peningkatan transaksi harian adalah adanya fenomena tanggal-tanggal kembar yang kemudian dijadikan sebagai HARBOLNAS (Hari Belanja Online Nasional), seperti tanggal 9 September (9.9), 10 Oktober (10.10), 11 November (11.11), dan 12 Desember (12.12), yang membuat jumlah transaksi melonjak dari hari-hari biasanya (Adhitya, 2019). Fenomena HARBOLNAS merupakan perayaan yang diinisiasi oleh idEA (Asosiasi E-commerce Indonesia) dengan tujuan mendorong serta mengedukasi masyarakat Indonesia dalam berbelanja online (Yuniarti et al., 2021). Fenomena HARBOLNAS sering kali disertai dengan berbagai bentuk promo dan diskon yang lebih menarik daripada hari-hari biasanya dengan tujuan meningkatkan antusiasme daripada pengguna untuk melakukan transaksi. Dampak dari fenomena ini dibuktikan dengan lonjakan transaksi yang mencapai 3x lipat daripada hari biasanya di tahun 2020, dan semakin meningkat menjadi 6x lipat pada program HARBOLNAS 9.9 Super Shopping Day di tahun 2021 yang diselenggarakan oleh platform Shopee (Padmasari & Widyastuti, 2022). Dengan angka lonjakan yang sangat signifikan, bahkan bisa mencapai 6x lipat daripada hari biasanya, maka area server yang

mengakomodir keseluruhan proses transaksi perlu mendapatkan perhatian khusus. Apabila server tidak sanggup mengatasi beban komputasi yang naik berkali-kali lipat maka potensi “lost of sales opportunity” akan semakin besar.

Sebagai solusi atas fenomena tersebut, perlu adanya sistem yang mampu memprediksi lonjakan transaksi harian guna memperkirakan kebutuhan server menjelang tanggal HARBOLNAS. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa spesifikasi server yang digunakan saat HARBOLNAS mampu menangani beban komputasi yang meningkat berkali-kali lipat dari hari biasanya serta menjaga kenyamanan pengguna ketika mengakses dan bertransaksi di toko tersebut. Dengan demikian, potensi “lost of sales opportunity” dapat dicegah. Hal ini menjadi fokus utama karena potensi “lost of sales opportunity” akibat dari server yang crash atau down dapat sangat merugikan toko tersebut, salah satunya kasusnya adalah platform Lazada yang pada HARBOLNAS 2018 mengalami sistem down dan diestimasikan potensi kerugiannya mencapai puluhan hingga ratusan milyar rupiah. Oleh karena itu, prediksi kebutuhan server di masa mendatang menjadi hal yang sangat penting agar pengalaman berbelanja dari pengguna dapat tetap nyaman, lancar, dan tidak mengalami kendala, sekalipun terjadi lonjakan transaksi pada tanggal-tanggal HARBOLNAS.

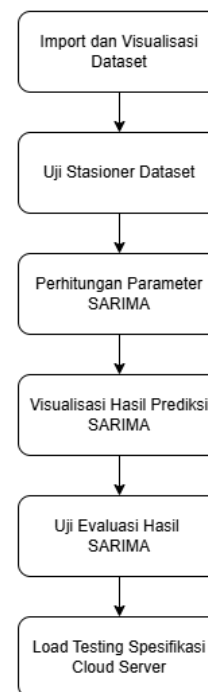
Metode yang akan digunakan untuk memprediksi jumlah kenaikan sales adalah SARIMA. Metode ini merupakan pengembangan lebih lanjut dari ARIMA yang mampu memprediksi data yang bersifat musiman seperti HARBOLNAS (Made Rama Pradipta et al., 2024). Metode tersebut dipilih karena mampu memberikan hasil uji evaluasi dengan persentase error paling rendah (MAPE) dibandingkan metode forecasting berbasis time-series lainnya (I Gede Totok Suryawan et al., 2024). Lebih lanjut, berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Arumugam & Natarajan, 2023) membuktikan bahwa metode SARIMA unggul dalam memproses data bersifat musiman dan menghasilkan nilai MAPE < 20%.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem yang mampu memprediksi tingkat lonjakan transaksi harian menjelang tanggal HARBOLNAS menggunakan metode SARIMA. Dataset yang digunakan pada penelitian adalah data transaksi harian dan metode uji evaluasi yang akan digunakan adalah MAPE. Lebih lanjut, artikel ini mengambil data salah satu perusahaan retail yang memiliki lini bisnis online dan menggunakan layanan server berbasis cloud, yaitu AWS (Amazon Web Service).

## II. BAHAN DAN METODE

Penelitian ini dilakukan dengan menggunakan data primer dari salah satu perusahaan retail di Indonesia, PT XYZ, yang memiliki platform penjualan online dengan menggunakan layanan berbasis cloud, yaitu AWS (Amazon Web Service). Dataset yang digunakan memiliki rentang waktu harian dari Januari hingga November 2024 yang berisi akumulasi total penjualan di hari tersebut. Selanjutnya, dataset tersebut akan diolah menggunakan metode prediksi SARIMA untuk mendapatkan prediksi lonjakan penjualan di waktu mendatang.

Tahapan pada metode penelitian ini adalah sebagai berikut :



Gambar 1. Alur Penelitian

### 1. Import dan Visualisasi Dataset

Di tahapan ini, dataset yang disimpan dalam format csv akan diproses import ke dalam python dengan library pandas. Setelah itu, dataset divisualisasikan ke dalam bentuk grafik (Pangaribuan et al., 2023). Tahapan ini untuk memastikan bahwa dataset yang digunakan telah siap diproses pada tahapan selanjutnya.

### 2. Uji Stasioner Data

Di tahap ini, dataset akan diuji dengan uji ADF untuk mengecek apakah dataset bersifat stasioneritas ataukah tidak. Di tahapan ini, akan digunakan library adfuller untuk mendapatkan nilai p-value, jika p-value bernilai kecil dari 0.05 maka data sudah dianggap stasioner dan tidak perlu dilakukan diferensiasi (Nur Aziza et al., 2023). Selain uji ADF, uji stasioner juga dilakukan

dengan menghitung plot ACF dan PACF, serta KPSS untuk memvalidasi hasil dari uji ADF (Ariyanti & Tristyanti Yunitsari, 2023).

Pada uji KPSS, jika p-value bernilai besar dari 0.05 maka data dianggap stasioner. Hasil akhir dari keseluruhan uji stasioner harus sama guna memastikan stasioneritas dari dataset tersebut. Tahapan ini harus dilakukan karena metode SARIMA hanya dapat mengolah data yang memenuhi kriteria stasioner.

Jika data tidak memenuhi ketentuan, maka perlu dilakukan diferensiasi. Tahapan ini bertujuan untuk memproses dataset yang memiliki nilai Uji ADF p-value lebih besar dari 0.05 agar dataset menjadi stasioner (Santoso & Wijaya, 2024). Namun, ada kondisi khusus ketika uji ADF menunjukkan menunjukkan dataset telah stasioner tetapi ketika diuji dengan metode lain, seperti plot ACF & PACF ataupun KPSS, justru menunjukkan hasil dataset tidak stasioner. Oleh karena itu, disarankan untuk menggunakan lebih dari 1 metode uji stasioner dataset.

Proses differencing dapat dilakukan lebih dari 1 kali hingga dataset memenuhi syarat p-value bernilai lebih kecil dari 0.05. Tujuan akhir dari differencing adalah menghilangkan data yang bersifat trend ataupun musiman dari dataset yang digunakan (Arumugam & Natarajan, 2023).

### 3. Perhitungan Parameter SARIMA

Penelitian ini menggunakan dataset yang bersifat musiman, dimana ada tanggal-tanggal khusus yang mengalami lonjakan signifikan pada jumlah transaksi harian. Oleh karena itu, metode forecasting SARIMA dipilih karena mampu memberikan hasil lebih baik pada dataset yang bersifat musiman (Perez-Guerra et al., 2023). SARIMA menggunakan beberapa parameter perhitungannya, diantaranya:

- Parameter Non-Musiman (p,d,q)
- Parameter Musiman (P, D, Q, s)

Nilai terbaik untuk masing-masing parameter didapatkan dengan membandingkan nilai dari perhitungan AIC dari setiap kombinasi parameter. Kombinasi parameter dengan nilai AIC terendah menandakan kombinasi terbaik untuk SARIMA (Yadav et al., 2023).

Dalam penelitian ini, perhitungan kombinasi terbaik untuk parameter SARIMA dilakukan dengan bantuan Grid Search. Tujuannya agar perhitungan dapat dilakukan secara cepat tanpa perlu menghitung secara manual nilai AIC dari masing-masing kombinasi parameter.

Selanjutnya, SARIMA menambahkan satu parameter khusus dalam perhitungannya, yaitu parameter s (seasonal), yang berguna untuk memprediksi data-data musiman. Apabila data musiman bersifat bulanan maka s bernilai 12, dan jika bersifat mingguan maka bernilai 52.

### 4. Visualisasi Hasil Prediksi SARIMA

Berdasarkan hasil kombinasi SARIMA terbaik dari Grid Search, selanjutnya adalah membangun visualisasi hasil SARIMA ke dalam bentuk grafik, dengan membandingkan grafik hasil prediksi dengan data aktual. Hasil SARIMA yang baik akan memberikan grafik prediksi yang tidak jauh berbeda, atau bahkan sama, dengan grafik data aktual.

### 5. Uji Evaluasi Hasil SARIMA

Tahapan ini dilakukan untuk menguji apakah hasil perhitungan dari SARIMA telah memberikan hasil yang akurat atau tidak. Dalam penelitian ini, metode uji evaluasi yang dipilih adalah Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Cara kerja dari MAPE adalah menghitung rata-rata kesalahan antara hasil prediksi dengan data aktual dalam bentuk persentase.

Berikut tersaji standar nilai dari MAPE, pada Table 1, yang terbagi dalam beberapa kategori (Oktavianti & Ali, 2023).

Tabel 1. Penilaian Uji Evaluasi MAPE

Range	Keterangan
< 10%	Hasil prediksi sangat baik
10 - 20%	Hasil prediksi baik
20 - 50%	Hasil prediksi cukup
> 50%	Hasil prediksi buruk

Sumber : Octavianti & Ali (2023)

### 6. Load Testing Spesifikasi Cloud Server

Load Testing pada penelitian ini bertujuan untuk mencari nilai total transaksi yang dapat diakomodir dengan baik oleh server. Load testing dilakukan secara internal oleh perusahaan retail online tersebut. Layanan penyedia cloud server yang digunakan adalah AWS (Amazon Web Service) dengan OS Windows dan service database yang digunakan adalah SQL Server.

## III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dataset penjualan harian dari toko retail online yang telah diperoleh dalam bentuk csv selanjutnya akan diproses dalam tahapan-tahapan metode. Dataset penjualan terdiri dari tanggal dan akumulasi penjualan pada tanggal tersebut. Dataset mengambil rentang waktu Januari 2024 – November 2024.

### A. Visualisasi Data

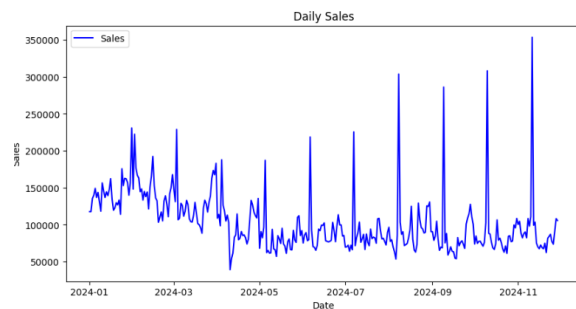
Pada tahap ini, dataset dalam format csv di-import ke python menggunakan library pandas dan divisualisasikan dalam bentuk grafik untuk memastikan bahwa dataset yang di-import telah terproses dengan benar dan sesuai. Hasil dari

import data tersaji pada Tabel 2 yang terbagi dalam kolom Date dan Count Sales.

Tabel 2. Dataset

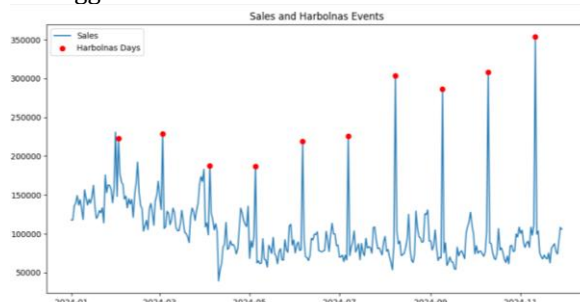
Date	Count Sales
1/1/2024	117750
1/2/2024	117689
1/3/2024	135473
1/4/2024	139997
1/5/2024	149213
...	...
11/27/2024	91124
11/28/2024	108259
11/29/2024	105666

Dan berikut adalah hasil visualisasi dataset dalam bentuk grafik yang tersaji pada Gambar 2.



Gambar 2. Visualisasi Dataset.

Selanjutnya, tanggal-tanggal khusus, seperti HARBOLNAS, yang mengalami lonjakan signifikan pada jumlah transaksi harian akan diberi tanda khusus berwarna merah dan hasilnya tersaji pada Gambar 3. Terlihat bahwa pada tanggal-tanggal HARBOLNAS tersebut terjadi lonjakan transaksi tertinggi.



Gambar 3. Grafik Plot Harbolnas 2024

#### B. Uji Stasioner Dataset

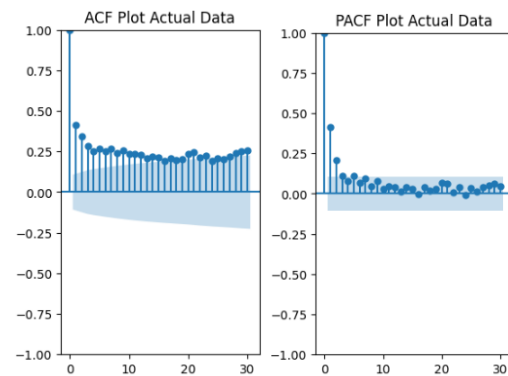
Uji stasioner dataset akan dilakukan dengan 3 metode, yaitu ADF, Plot ACF & PACF, serta KPSS. Hasil dari ketiga uji stasioner harus menunjukkan kesamaan, apabila terdapat perbedaan hasil maka akan dilakukan diferensiasi pada dataset hingga didapatkan hasil stasioner pada dataset. Hasil dari

uji evaluasi ADF dan KPSS tanpa proses diferensiasi tersaji pada Tabel 3.

Tabel 3 Uji Stasioner Dataset

Method	p-value	Hasil
ADF	0.00223	Stasioner
KPSS	0.01	Tidak Stasioner

Dan berikut hasil untuk Plot ACF dan PACF tanpa proses diferensiasi yang tersaji pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Plot ACF dan PACF

Hasil dari plot ACF dan PACF menunjukkan bahwa data memiliki kecenderungan tidak stasioner. Oleh karena itu, akan dilakukan diferensiasi pada dataset dan dilakukan uji stasioner ulang pada dataset.

Berikut adalah grafik dataset setelah dilakukan proses diferensiasi dengan nilai  $d = 1$  dan dilanjutkan dengan uji stasioner. Hasil dari proses diferensiasi tersaji pada Gambar 5.



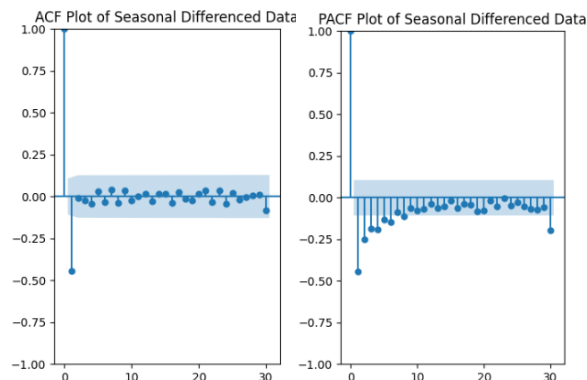
Gambar 5. Grafik Hasil Diferensiasi

Selanjutnya, dilakukan uji stasioner ulang dengan ADF dan KPSS setelah proses diferensiasi dan hasilnya tersaji pada Tabel 4.

Tabel 4. Uji Stasioner Hasil Diferensiasi

Method	p-value	Hasil
ADF	1.455e-18	Stasioner
KPSS	0.1	Stasioner

Dan berikut hasil untuk plot ACF dan PACF setelah dilakukan proses diferensiasi yang tersaji pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil Plot ACF dan PACF Setelah Diferensiasi

Setelah dilakukan proses diferensiasi, plot ACF dan PACF juga menunjukkan kecenderungan stasioner. Oleh karena itu, dataset dapat dilanjutkan pada tahap SARIMA karena memenuhi syarat stasioneritas data.

### C. Perhitungan Parameter SARIMA

Perhitungan parameter SARIMA dimulai dengan menentukan nilai parameter  $s$  (seasonal) dari dataset. Perhitungan ini dilakukan dengan menemukan pola trend kenaikan data saat tanggal HARBOLNAS. Nilai dari parameter  $s$  (seasonal) akan diambil dari selisih hari HARBOLNAS yang paling sering muncul. Hal ini didasarkan pada teori bahwa parameter  $s$  mewakili kurun waktu musiman, yang dalam dataset ini mewakili selisih hari (day).

Selisih harian antar tanggal HARBOLNAS tersaji pada Tabel 5 yang kemudian akan digunakan untuk menentukan parameter seasonal pada SARIMA.

Tabel 5. Selisih Hari Harbolnas 2024

Harbolnas	Harbolnas Berikutnya	Selisih Hari
2 Feb	3 Mar	29 hari
3 Mar	4 Apr	32 hari
4 Apr	5 Mei	31 hari
5 Mei	6 Jun	32 hari
6 Jun	7 Jul	31 hari
7 Jul	8 Ags	32 hari
8 Ags	9 Sept	32 hari
9 Sept	10 Okt	31 hari
10 Okt	11 Nov	32 hari

Dari tabel tersebut, didapatkan selisih hari yang paling banyak muncul adalah 31 dan 32. Tanggal 31 muncul sebanyak 3 dan tanggal 32 muncul

sebanyak 5 kali. Dari hasil tersebut, didapatkan 2 opsi nilai parameter  $s$ , yaitu 31 dan 32.

Dan selanjutnya akan dilakukan perbandingan hasil Grid Search antara nilai  $s = 31$  dengan  $s = 32$ . Proses Grid Search dipilih karena mampu menguji setiap kemungkinan dari nilai parameter SARIMA, yaitu  $p$ ,  $d$ ,  $q$ ,  $P$ ,  $D$ , dan  $Q$ .

Range nilai uji coba tiap parameter adalah sebagai berikut

$$p = q = \text{range}(0, 3)$$

$$d = \text{range}(0, 2)$$

$$P = Q = \text{range}(0, 3)$$

$$D = \text{range}(0, 2)$$

$$s = 31, 32$$

Pembatasan range nilai uji hanya sampai angka  $2/3$  berdasarkan pada teori bahwa model dengan nilai parameter di atas 3 cenderung tidak memberikan perubahan ataupun peningkatan yang signifikan. Selain itu, apabila range nilai uji dinaikan maka beban komputasi akan meningkat drastis dikarenakan jumlah kombinasi yang semakin banyak sehingga diambil range nilai uji coba pada Grid Search hanya sampai  $2/3$ . Selanjutnya, Grid Search akan mencoba setiap kombinasi yang mungkin terjadi hingga didapatkan nilai AIC terbaik.

Hasil Grid Search dengan AIC terendah akan digunakan pada SARIMA untuk memprediksi lonjakan transaksi di masa mendatang. Hasil AIC dari Grid Search tersaji pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Grid Search SARIMAX

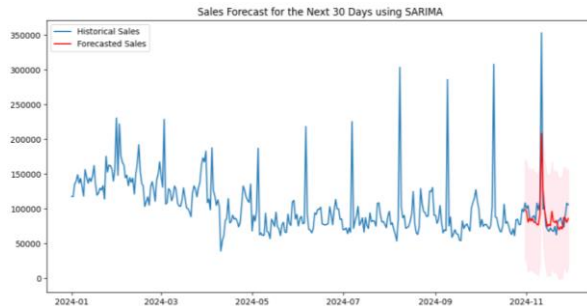
$p$	$d$	$q$	$P$	$D$	$Q$	$s$	AIC
2	0	0	2	1	2	31	4970.805
2	0	0	2	1	2	32	4893.997

Hasil dari Grid Search menunjukkan bahwa parameter  $s = 32$  memberikan hasil AIC yang lebih rendah sehingga  $s = 32$  akan dipakai untuk memvisualisasikan hasil dari perhitungan SARIMA. Selain itu, Grid Search juga berhasil menemukan kombinasi terbaik untuk setiap parameter SARIMA yang dilakukan dengan membandingkan nilai AIC dari keseluruhan kombinasi yang mungkin terjadi.

### D. Visualisasi Hasil Prediksi SARIMA

Berdasarkan hasil perhitungan Grid Search dan seasonal, parameter yang akan digunakan pada SARIMA adalah  $(2,0,0) \times (2,1,2,32)$ . Data latih yang akan digunakan adalah keseluruhan dataset selain data 30 hari terakhir. Data 30 hari terakhir akan digunakan sebagai data perbandingan antara data

aktual dengan hasil prediksi SARIMA. Visualisasi akan dibangun dalam bentuk grafik.



Gambar 7. Hasil Model SARIMA

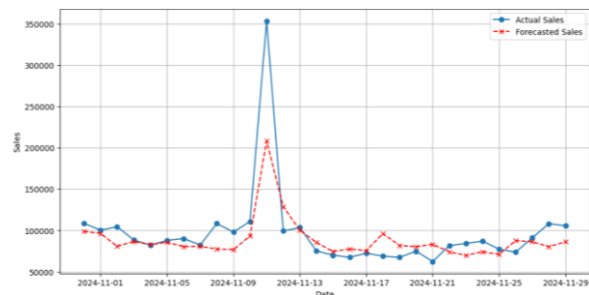
Berikut hasilnya dalam bentuk tabel perbandingan antara Sales Aktual dengan Sales Prediksi yang tersaji pada Tabel 7. Periode 11.11 diberi highlight khusus sebagai penanda puncak sales tertinggi berdasarkan hasil SARIMA.

Tabel 7. Detail Hasil Prediksi SARIMA

Date	Sales Aktual	Sales Prediksi
10/31/2024	108,579	98,780.09
11/1/2024	100,351	96,437.48
11/2/2024	104,508	80,745.52
11/3/2024	88,435	86,593.38
11/4/2024	82,219	82,753.24
11/5/2024	87,868	85,658.17
11/6/2024	90,255	80,422.97
11/7/2024	82,373	80,817.48
11/8/2024	108,405	77,505.76
11/9/2024	98,053	76,810.58
11/10/2024	110,929	93,320.62
11/11/2024	353,521	208,246.84
11/12/2024	99,347	128,861.22
11/13/2024	103,452	100,388.96
11/14/2024	75,191	85,439.33
11/15/2024	70,151	74,438.74
11/16/2024	67,457	77,573.97
11/17/2024	72,541	75,534.53
11/18/2024	68,969	96,265.28
11/19/2024	67,429	81,894.40
11/20/2024	74,990	80,270.30
11/21/2024	62,383	83,209.41
11/22/2024	81,593	74,184.20
11/23/2024	84,236	69,834.20
11/24/2024	87,124	74,298.88
11/25/2024	77,367	70,997.02

11/26/2024	73,720	87,774.97
11/27/2024	91,124	86,238.07
11/28/2024	108,259	80,412.03
11/29/2024	105,666	86,165.77

Dan selanjutnya, data dari Tabel 7 divisualisasikan dalam bentuk grafik. Grafik tersebut menampilkan detail perbandingan antara data aktual (garis biru) dengan data prediksi (garis merah). Hasil dari perbandingan tersebut tersaji pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Perbandingan Hasil SARIMA

#### E. Uji Evaluasi Hasil SARIMA

Uji evaluasi SARIMA dilakukan dengan metode Mean Absolute Percentage Error (MAPE) dan dilakukan dengan bantuan library mape dari python. Uji evaluasi MAPE membandingkan hasil prediksi SARIMA dengan data aktual yang ada, yaitu 30 hari terakhir pada dataset. Setelah itu, dilakukan perhitungan untuk menilai seberapa besar perbedaan nilai yang terjadi. Semakin rendah nilai MAPE maka menunjukkan hasil prediksi yang semakin mendekati data aktual, yang berarti semakin rendah nilai MAPE maka semakin baik hasil prediksinya.

Selain uji evaluasi MAPE, penulis juga menambahkan beberapa hasil uji evaluasi lainnya, yaitu MAE dan RMSE, sebagai bahan pembandingan untuk membantu penelitian lanjutan, baik dengan metode dan parameter yang sama ataupun berbeda. Hasil dari uji evaluasi tersaji pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Uji Evaluasi

Metode Uji Evaluasi	Hasil
MAPE	15.05%
MAE	16795.28
RMSE	30539.55

#### F. Load Testing Spesifikasi Cloud Server

Load testing pada cloud server internal toko retail online dilakukan dengan threshold 50%. Apabila utilitas server telah mencapai 50% maka akan dinaikin 1 tingkatan spek. Tujuan dari

threshold 50% adalah untuk menjaga user-experience dari pengguna saat melakukan transaksi di toko retail online tersebut. Berikut adalah hasil dari load testing cloud server yang tersaji pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Load Test

Range Sales Harian	Spek Cloud Server
50.000 - 100.000	32 Core 128GB
100.000 - 300.000	64 Core 256GB
300.000 - 500.000	128 Core 512GB

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode SARIMA berhasil memprediksi lonjakan penjualan pada periode HARBOLNAS selanjutnya, yaitu 11 November 2024, dan uji evaluasi MAPE menunjukkan kategori hasil yang baik pada model prediksi SARIMA. Lebih lanjut, kebutuhan spesifikasi cloud server di masa mendatang dapat diprediksi dengan membandingkan prediksi total penjualan dengan hasil load testing cloud server. Toko retail online tersebut perlu menaikkan spesifikasi server ke 64 Core 256 GB menjelang 11 November 2024 karena prediksi lonjakan sales melebihi 100.000.

Sebagai penutup, penelitian memang berhasil memprediksi lonjakan penjualan namun belum mendekati ekspektasi dari data aktual. Oleh karena itu, penulis melampirkan hasil uji evaluasi dengan metode lainnya sebagai bahan pembanding untuk penelitian lanjutan. Penelitian lanjutan dapat melakukan preprocessing data dengan lebih mendetail, seperti menambahkan dataset, sehingga range data latih menjadi lebih banyak untuk mendapatkan hasil yang lebih akurat. Selain itu, kombinasi metode forecasting juga dapat dilakukan untuk menguji peningkatan akurasi. Diharapkan, penelitian lanjutan dapat memberikan hasil prediksi yang lebih mendekati ekspektasi dari data aktual yang ada dan memberikan nilai MAPE yang lebih rendah.

#### V. REFERENSI

Adhitya, W. R. (2019). Fenomena Harbolnas (Hari Belanja Online Nasional) Melalui Harga, Produk, Kemudahan dan Keamanan Bertransaksi Terhadap Keputusan Pembelian Konsumen Secara Online dengan Kepercayaan Sebagai Variabel Moderating di Komplek Johor Indah Permai II Medan. *JMB: Jurnal Manajemen Dan Bisnis*, 2(1), 1-11. <https://doi.org/10.30743/magister.v1i1.1609>

Ariyanti, V. P., & Tristyanti Yusnitasari. (2023). Comparison of ARIMA and SARIMA for Forecasting Crude Oil Prices. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 7(2), 405-413. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i2.4895>

Arumugam, V., & Natarajan, V. (2023). Time Series Modeling and Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average and Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models. *International Information and Engineering Technology Association*, 22(4), 161-168. <https://doi.org/10.18280/i2m.220404>

Elsi, Z. R. S., Alamsyah, D., Jusmawati, & Nurhayati. (2024). Analisis Kinerja Load Balancing dengan Metode Source Hash Scheduling dan URI pada Web Server. *Krea-TIF: Jurnal Teknik Informatika*, 12(1), 24-31. <https://doi.org/10.32832/krea-tif.v12i1.15964>

I Gede Totok Suryawan, Putra, I. K. N., Meliana, P. M., & Sudipa, I. G. I. (2024). Performance Comparison of ARIMA, LSTM, and Prophet Methods in Sales Forecasting. *SINKRON : Jurnal Dan Penelitian Teknik Infomartika*, 8(2), 2410-2421. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.14057>

Made Rama Pradipta, Arya Sasmita, & Hary Susila. (2024). SARIMA with Sliding Window Implementation for Forecasting Seasonal Demand Data. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 13(1), 22-33. <https://doi.org/10.23887/janapati.v13i1.5971>

Nur Aziza, V., Moh'd, F. H., Maghfiroh, F. A., Notodiputro, K. A., & Angraini, Y. (2023). Performance Comparison of Sarima Intervention and Prophet Models for Forecasting the Number of Airline Passenger At Soekarno-Hatta International Airport. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika Dan Terapan*, 17(4), 2107-2120. <https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss4pp2107-2120>

Oktavianti, E., & Ali, H. (2023). Prediksi Pendapatan Penjualan Makanan Menggunakan Algoritma Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Multinetics*, 9(1), 1-9. <https://repository.pnj.ac.id/id/eprint/12766>

Padmasari, D., & Widyastuti, W. (2022). PENGARUH FASHION INVOLVEMENT, SHOPPING LIFESTYLE, DAN SALES PROMOTION TERHADAP IMPULSE BUYING

- PADA PENGGUNA E-COMMERCE. *Jurnal Ilmu Manajemen (JIM)*, 10(1), 123–135.  
<https://doi.org/10.26740/jim.v10n1.p123-135>
- Pangaribuan, J. J., Fanny, F., Barus, O. P., & Romindo, R. (2023). Prediksi Penjualan Bisnis Rumah Properti Dengan Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 13(2), 154–161.  
<https://doi.org/10.21456/vol13iss2pp154-161>
- Perez-Guerra, U. H., Macedo, R., Manrique, Y. P., Condori, E. A., Gonzáles, H. I., Fernández, E., Luque, N., Pérez-Durand, M. G., & García-Herreros, M. (2023). Seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) time-series model for milk production forecasting in pasture-based dairy cows in the Andean highlands. *PLoS ONE*, 18(2), 1–21.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0288849>
- Pratiwi, K. D. (2022). E-Commerce and Economic Growth in Indonesia: Analysis of Panel Data Regression. *Gema Publica*, 7(1), 171–186.  
<https://doi.org/10.14710/gp.7.1.2022.171-186>
- Santoso, J. R., & Wijaya, H. (2024). Implementasi Data Mining untuk Sales Forecasting Berbasis Website dengan Metode ARIMA. *Bit Tech*, 7(1), 1–9.  
<https://doi.org/10.32877/bt.v7i1.1332>
- Yadav, B. K., Srivastava, S. K., Arasu, P. T., & Singh, P. (2023). Time Series Modeling of Tuberculosis Cases in India from 2017 to 2022 Based on the SARIMA-NNAR Hybrid Model. *Canadian Journal of Infectious Diseases and Medical Microbiology*, 2023(1), 1–9.  
<https://doi.org/10.1155/2023/5934552>
- Yuniarti, Y., Tan, M. I., Siregar, A. P., & Amri, A. I. S. (2021). Faktor Yang Mempengaruhi Impulse Buying Konsumen Saat Moment Hari Belanja Online Nasional (Harbolnas). *Jurnal Manajemen Terapan Dan Keuangan*, 10(01), 153–159.  
<https://doi.org/10.22437/jmk.v10i01.12711>