JOMTA
Journal of Mathematics: Theory and Applications
Vol. 5, No. 1, 2023, P-ISSN 2685-9653 e-ISSN 2722-2705
DOI: 10.31605/jomta.v5i1.2751

Penerapan Model ARIMA terhadap Kebutuhan Jumlah Vaksin *Booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan

Rahmat Syam[1], Wahidah Sanusi[2], Muhammad Abdy[3], Muhammad Farhan[4]
[1,2,3,4] Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Makassar, Indonesia
e-mail: [2]wahidah.sanusi@unm.ac.id

Abstrak. Penyebaran *COVID-19* di Indonesia pada tahun 2019 sangat tinggi, salah satu wilayah dengan angka terinfeksi tertinggi ialah di Provinsi Sulawesi Selatan. Sikap yang diambil pemerintah dalam menanganinya yaitu dengan memberikan vaksin ke seluruh wilayah Indonesia. Vaksin yang diberikan terdiri atas dua yaitu vaksin primer dan vaksin *Booster*. Hal ini menimbulkan pertanyaan tentang seberapa penting pemberian vaksin *Booster* untuk masyarakat. Sehingga dibutuhkan suatu model peramalan untuk meramalkan kebutuhan jumlah vaksin *Booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui bentuk pemodelan data jumlah vaksin *Booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan menggunakan model ARIMA, diawali dengan pengecekan kestasioneran data, identifikasi model dugaan, estimasi dan uji parameter, uji asumsi residual, pemilihan model terbaik, peramalan, dan uji ketepatan peramalan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model terbaik pada peramalan kebutuhan jumlah vaksin *Booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan adalahmodel ARIMA (1,1,0) dengan nilai ketepatan peramalan menggunakan MAPE sebesar 1.38%.

Kata Kunci: ARIMA, MAPE, peramalan, vaksin *Booster COVID-19*

Abstract*. The spread of COVID-19 in Indonesia in 2019 was very high, one of the areas with the highest number of infections was in South Sulawesi Province. The attitude taken by the government in handling it is by providing vaccines to all regions of Indonesia. The vaccines given consist of two, namely the primary vaccine and the Booster vaccine. This raises the question of how important booster vaccines are for the community. Therefore, a forecasting model is needed to predict the need for the number of COVID-19 Booster vaccines in South Sulawesi Province. This study aims to determine the form of data modeling for the number of COVID-19 Booster vaccines in South Sulawesi Province using the ARIMA model, begins with checking data stationarity, identifying the presumptive model, estimating and testing parameters, testing residual assumptions, selecting the best model, forecasting, and testing the accuracy of forecasting. The results of this study indicate that the best model for forecasting the need for the number of COVID-19 Booster vaccines in South Sulawesi Province is the ARIMA (1,1,0) model with a forecasting accuracy value using MAPE of 1.38%.*

Keywords: *ARIMA, MAPE, forecasting, COVID-19 Booster vaccines*

I. PENDAHULUAN

Time series merupakan serangkaian data pengamatan yang terjadi pada suatu interval waktu tetap berdasarkan indeks waktu secara berurutan. Peramalan data menggunakan *time series* memperhatikan pola dari data tersebut [1]. Hanke dan Wichern menyatakan bahwa secara umum terdapat empat macam pola data *time series*, meliputi horizontal, *trend*, musiman dan siklis [2].

Salah satu metode *time series* yang sangat terkenal ialah metode yang dikembangkan oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins yaitu metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau sering disebut sebagai metode Box-Jenkins [3]. Metode ARIMA merupakan metode yang memanfaatkan pendekatan deret waktu dengan menggunakan teknik-teknik korelasi antar suatu deret waktu ([3],[4]). Di dalam metode ARIMA, terdapat beberapa model yang dihasilkan dan dapat dikelompokkan menjadi dua model, yaitu model yang linear dan stasioner seperti *moving average* (MA), *autoregressive* (AR), kombinasi MA dan AR menjadi model ARMA dan model yang nonstasioner seperti model ARIMA dan SARIMA [5]. Penelitian tentang penggunaan metode ARIMA telah dilakukan dengan berbagai topik permasalahan seperti dalam penggunaan data jumlah produksi tanaman kelapa sawit [6], data harga *bitcoin* [7], dan data harga saham Garuda Indonesia di tengah pandemi *COVID-19* [8].

Penyakit *COVID-19* merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus corona atau dengan nama lain *Severe Acute Respiratory Syndrome Corona Virus 2* (SARS-CoV-2). Virus ini menyerang sistem pernapasan dari penderitanya [9]. Penyakit *COVID-19* pertama kali tersebar di Indonesia pada tanggal 02 Maret 2020 yaitu dengan terkonfirmasinya dua kasus warga Indonesia terinfeksi *COVID-19* dan terus berkembang hingga ditetapkan sebagai kondisi darurat kesehatan di Indonesia [10].

Sikap awal yang dilakukan pemerintah dalam menanggapi penyebaran penyakit ini ialah melakukan tes massal [11]. Lebih lanjut, pemerintah mengadakan vaksinasi sebagai salah satu upaya dalam mengurangi penyebaran penyakit ini [12]. Sejauh ini, sudah terdapat dua tahap vaksinasi yang telah dilakukan oleh pemerintah yaitu vaksinasi primer dan vaksinasi *booster*. Vaksinasi *booster* merupakan tahap vaksinasi yang dapat memberikan perlindungan lengkap terhadap penyakit secara permanen [13].

Sumber informasi terkait banyaknya vaksin yang disediakan pemerintah Indonesia dapat diperoleh melalui unggahan Presiden Republik Indonesia dalam Instagram pribadinya mengatakan bahwa pada Oktober 2021 sebanyak 280.527.920 dosis vaksin telah diterima baik itu dalam bentuk siap pakai maupun bentuk bahan baku. Vaksin yang diterima ini telah didistribusikan ke seluruh daerah di Indonesia [14].

Provinsi Sulawesi Selatan merupakan provinsi dengan jumlah kasus terinfeksi *COVID-19* terbanyak kelima di Indonesia yaitu menyentuh angka 20.507 kasus pada tahun 2020 [15]. Seiring berjalannya waktu, jumlah kasus terinfeksi di Provinsi Sulawesi Selatan mulai membaik yang merupakan dampak dari salah satu tindakan pemerintah yaitu vaksinasi [16]. Angka vaksinasi di Provinsi Sulawesi Selatan pada awal tahun 2022 sudah mencapai 5.084.813 orang atau 72 persen dari target [17]. Kebanyakan kabupaten/kota di Provinsi Sulawesi Selatan telah mencapai angka 70 persen vaksinasi dosis pertama, dan hanya ada beberapa daerah yang belum mencapai angka 70 persen tersebut yaitu Kabupaten Jeneponto, Luwu Utara, Bulukumba, Selayar, Tana Toraja, Bone, Maros, Sinjai, Enrekang, Toraja Utara dan Gowa.

Timbul pertanyaan, apakah masyarakat membutuhkan seluruh dosis vaksinasi yang telah disediakan? Utamanya vaksin *booster COVID-19*? Vaksinasi primer merupakan dosis vaksin tahap awal yang diberikan dengan tujuan pemberian imunitas atau kekebalan terhadap penyakit *COVID-19* dengan interval waktu tertentu, sementara, vaksinasi *booster* merupakan dosis vaksin yang diberikan setelah tahap vaksinasi primer dengan tujuan mempertahankan imunitas atau kekebalan serta memperpanjang masa perlindungan [18].

Pada penelitian ini, memberikan gambaran kebutuhan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan pada masa mendatang. Salah satu metode yang digunakan untuk memperoleh gambaran kebutuhan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan adalah analisis *time series* model ARIMA.

II. LANDASAN TEORI

1.1. *Peramalan* (*Forecasting)*

Peramalan (*Forecasting*) adalah memproyeksikan atau mengasumsikan besarnya atau jumlah sesuatu kejadian pada waktu mendatang berdasarkan data-data yang telah dikumpulkan sebelumnya dengan tujuan merencanakan strategi untuk masa mendatang [19]. Peramalan sangat berguna di berbagai bidang kehidupan, terutama sebagai perencanaan untuk mengantisipasi segala keadaan yang memungkinkan untuk terjadi. Peramalan memang tidak dapat menyentuh angka probabilitas bernilai satu, akan tetapi dengan pemilihan metode yang tepat kita dapat memperkecil angka kesalahan dari peramalan tersebut atau dengan kata lain kita memberikan perkiraan yang sebaik mungkin untuk segala keadaan yang memungkinkan terjadi di masa mendatang [20].

1.2. Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

ARIMA pertama kali ditemukan pada tahun 1976 oleh George E. P. Box dan Gwilym M. Jenkins. Data yang dibutuhkan dalam penggunaan model ini diperlukan data yang stasioner atau data yang telah distasionerkan [21]. Adapun bentuk umum dari model ARIMA (p, d, q) [1] dituliskan pada Persamaan (1).

$$\emptyset_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B)a_t \quad (1)$$

1.3. Penyakit COVID-19

Penyakit *COVID-19* pertama kali ditemukan di Kota Wuhan, Provinsi Hubei, Cina pada tanggal 8 Desember 2019. Penyakit ini berkembang secara cepat ke seluruh dunia sehingga pada tanggal 11 Maret 2020 organisasi internasional *World Health Organization* (WHO) mengumumkan bahwa penyakit *COVID-19* merupakan pandemi global [22]. Pada tanggal 02 Maret 2020 penyakit *COVID-19* masuk di Indonesia dengan 2 pasien terkonfirmasi dan menyebar ke seluruh daerah di Indonesia sehingga menjadikannya daerah yang terdampak pandemi global [10].

Penyakit *COVID-19* ini merupakan penyakit yang dapat menginfeksi bagian paru-paru dari manusia dengan gejala yang menyerupai gejala pada penyakit Influenza. Hanya saja, perkembangan penyakit *COVID-19* ini begitu pesat sehingga memiliki dampak yang lebih parah bahkan dapat menyebabkan gagal organ. Sejak awal penyakit ini muncul, pemerintah memberikan imbauan untuk tetap menjaga kebersihan. Hal tersebut didasarkan pada penelitian para pakar yang menyatakan bahwa penyakit *COVID-19* dapat disembuhkan dengan imunitas tubuh yang baik [23].

Salah satu tindakan yang diambil dalam menangani penyebaran penyakit *COVID-19* ialah pemberian vaksin *booster COVID-19* kepada seluruh masyarakat Indonesia. Vaksin *booster* merupakan dosis vaksin tambahan yang memiliki tujuan untuk mempertahankan perlindungan yang telah diberikan pada dosis vaksin sebelumnya [13].

III. METODE

Penelitian ini merupakan penelitian terapan yang menerapkan model ARIMA pada penggunaan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan. Data yang digunakan adalah data sekunder, yaitu jumlah penggunaan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan pada Oktober 2021 sampai September 2022 yang bersumber dari Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan.

Dalam menggunakan model ARIMA ini diperlukan data yang stasioner atau telah distasionerkan [21]. Adapun bentuk umum dari model ARIMA (p, d, q)] dinyatakan pada Persamaan (1). Langkah-langkah penerapan model ARIMA secara sistematis [1] sebagai berikut

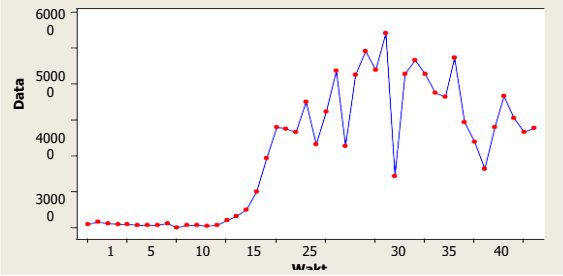
1. Mengumpulkan data penggunaan vaksin *booster COVID-19* terhadap masyarakat di Sulawesi Selatan dengan periode waktu Oktober 2021 sampai September 2022 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan.
2. Membuat plot data aktual.
3. Mengidentifikasi kestasioneran data dengan melihat plot data aktual, plot transformasi box-cox data aktual, ACF dan hasil uji ADF-nya. Jika belum stasioner dalam rata-ratanya maka akan dilakukan proses *differencing* dan jika belum stasioner dalam ragamnya maka akan dilakukan proses transformasi box-cox. Hasil dari proses *differencing* dan transformasi Box-Cox akan diuji kembali kestasionerannya.
4. Jika data telah stasioner, maka dilakukan penentuan beberapa model dugaan (sementara) yang diperoleh dari plot ACF dan PACF-nya.
5. Mengestimasi model ARIMA dan parameter-parameter di dalam model.
6. Melakukan pemeriksaan diagnostik dengan Uji Signifikansi Parameter, Uji *White-Noise* dan Uji Distribusi Normal.
7. Jika model belum memadai maka akan dilakukan identifikasi model baru. Sedangkan, jika model telah memadai maka akan dilakukan pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil.
8. Bila model terbaik telah didapatkan, maka selanjutnya dapat meramalkan kebutuhan jumlah vaksin *booster COVID-19* di Sulawesi Selatan untuk masa mendatang dan memeriksa tingkat keakuratannya menggunakan nilai *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE).
9. Menarik kesimpulan berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Deskripsi Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari Dinas Kesehatan Provinsi Sulawesi Selatan. Data penelitian ini menggunakan data jumlah penggunaan vaksin *booster COVID-19* pada rentang waktu Oktober 2021 sampai September 2022. Data yang digunakan sebanyak 52 data. Data tersebut terbagi menjadi data *in-sample* sebanyak 46 data dan data *out-sample* sebanyak 6 data. Pada data *in-sample* menggunakan data dengan rentang waktu 1 Oktober 2021 sampai 16 Agustus 2022 dan data *out-sample* menggunakan data dengan rentang waktu 17 Agustus sampai 27 September 2022. Data *in-sample* tersebut digunakan untuk pemodelan dan data *out-sample* tersebut digunakan untuk melihat ketepatan model.

Tahap awal yang dilakukan dalam melakukan peramalan ARIMA yaitu membuat plot data dari data *in-sample* jumlah penggunaan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan yang akan ditunjukkan pada Gambar 1.

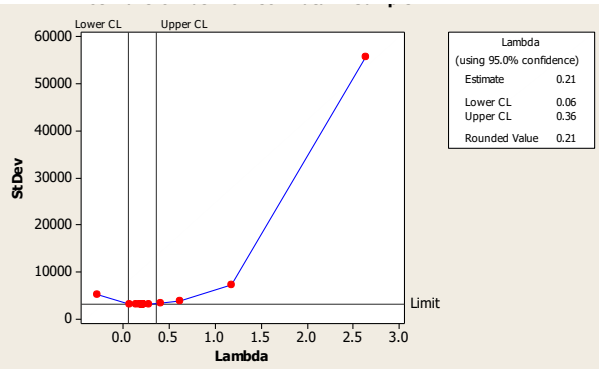


Gambar 1. Jumlah penggunaan vaksin *booster COVID-19* Oktober 2021-September 2022

Berdasarkan Gambar 1 dapat dilihat bahwa pada 15 pekan pertama pola penggunaan vaksin *booster COVID-19* masih stabil. Sedangkan, untuk pekan selanjutnya sudah menunjukkan pola naik dan turun. Rendahnya angka penggunaan vaksin *booster COVID-19* pada 15 pekan pertama tidak terlepas dari faktor ketersebaran informasi dan lokasi vaksin pada wilayah Provinsi Sulawesi Selatan. Gambar 1 juga memperlihatkan bahwa data tidak stasioner dalam ragam dan rata-ratanya.

4.2. Identifikasi Kestasioneran Data

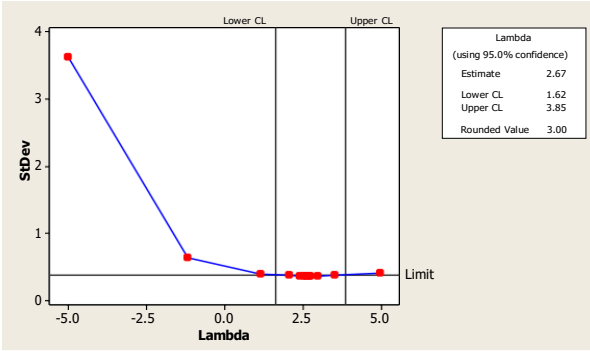
Penggunaan model ARIMA dalam peramalan diperlukan data yang memenuhi asumsi yaitu data stasioner dalam ragam dan rata-rata. Untuk mengidentifikasi kestasioneran pada ragam dari suatu data diperlukan plot transformasi Box-Cox untuk melihat apakah data telah stasioner pada ragam atau tidak. Plot transformasi Box-Cox ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Plot transformasi Box-Cox

Berdasarkan Gambar 2 dapat dilihat bahwa nilai lambda dari plot data *in-sample* jumlah penggunaan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan dengan selang kepercayaan 95% ialah 0.21, yang berarti nilai lambdanya lebih dekat dengan 0. Hal ini menandakan bahwa data juga tidak stasioner pada ragamnya. Maka perlu diadakan transformasi Box-Cox.

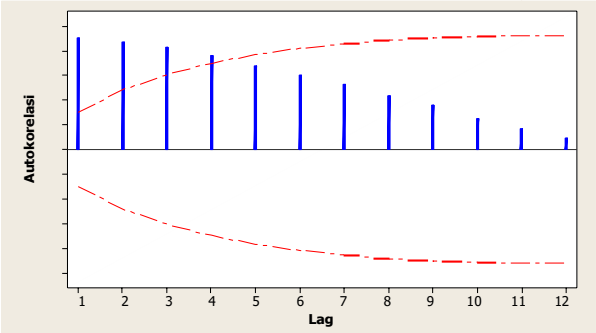
Langkah pertama adalah akan dilakukan transformasi Box-Cox pada plot data *in-sample* jumlah penggunaan vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan. Karena pada plot transofrmasi Box-Cox didapatkan lambda lebih dekat dengan 0 maka dalam menggunakan transformasi Box-Cox ini akan digunakan $\lambda = 0$. Oleh karena itu, maka nilai Zt (Data awal) akan ditransformasikan menjadi $Zt = \ln Zt$. Hasil dari transformasi tersebut kemudian ditinjau kembali dengan melihat plot transformasi Box-Cox. Plot transformasi Box-Cox setelah transformasi ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Plot transformasi Box-Cox setelah transformasi $Zt = ln\ Zt$

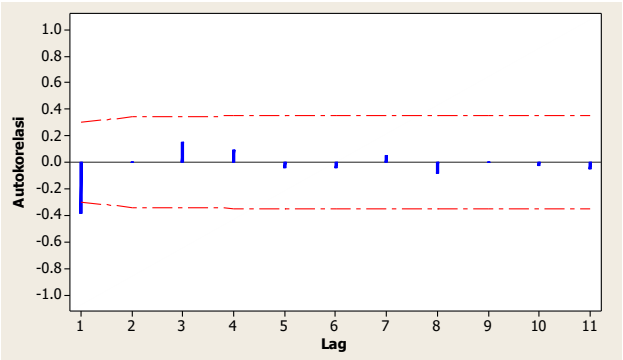
Berdasarkan Gambar 3 dapat dilihat bahwa pada plot hasil transformasi Zt = ln Zt dengan selang kepercayaan 95% memiliki nilai lambda 3 menunjukkan bahwa data telah stasioner pada ragamnya.

Langkah kedua adalah membuat plot ACF dari data hasil transformasi sebelumnya dengan tujuan untuk mengidentifikasi kestasioneran pada rata-ratanya. Plot ACF data hasil transformasi ditunjukkan pada Gambar 4.



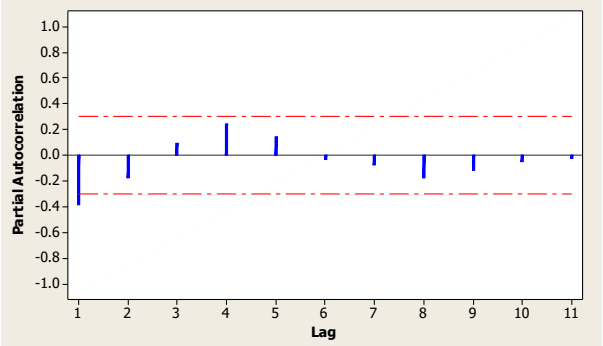
Gambar 4. Hasil transformasi box-cox

Berdasarkan Gambar 4 dapat dilihat bahwa terdapat lebih dari 3 *lag* yang berada di luar batas signifikan sehingga data ini belum stasioner pada rata-ratanya. Oleh karena itu, akan dilakukan *differencing* untuk menstasionerkan data pada rata-ratanya. Data yang akan digunakan ialah data hasil transformasi Zt = ln Zt. Hasil *differencing* kemudian akan ditinjau kembali dengan melihat plot ACF-nya (Gambar 5).



Gambar 5. Hasil *differencing*

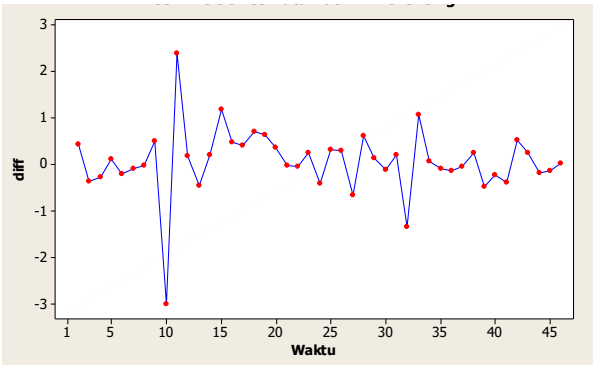
Berdasarkan Gambar 5 dapat dilihat bahwa hanya satu *lag* yang melewati batas signifikansi. Selanjutnya, akan dilihat lagi plot PACF dari data hasil *differencing* apakah *lag* yang terdapat pada grafik tidak melebihi 3 *lag* melewati batas signifikansi. Plot PACF ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil *differencing*

Gambar 6 menunjukkan bahwa hanya terdapat satu *lag* yang melewati batas signifikansi sehingga menunjukkan data telah stasioner pada rata-ratanya.

Setelah data telah stasioner pada ragam dan rata-ratanya maka akan dibuat plot *time-series* berdasarkan data hasil *differencing* (Gambar 7).



Gambar 7. Plot *time-series* data hasil *differencing*

Secara visual, Gambar 7 menunjukkan bahwa data telah memenuhi asumsi kestasioneran data di mana data telah stasioner pada ragam dan rata-ratanya. Adapun berdasarkan Uji ADF (*Augmented Dickey- Fuller*) dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Uji ADF data *differencing*

Statistik Uji	Nilai
Dickey-Fuller	-2.5879
p-value	0.3402

Selanjutnya, akan ditinjau berdasarkan hipotesis berikut:

H_0 : Data merupakan unit *root* (data tidak stasioner)
H_1 : Data tidak unit *root* (data stasioner)

Di mana kriteria penolakan H_0 jika nilai *Augmented Dickey-Fuller* lebih kecil dari nilai kritis atau nilai *p-value* lebih kecil dari taraf signifikan (α = 0.05). Berdasarkan Tabel 1 dapat dilihat hasil uji ADF dari data hasil *differencing* memiliki nilai yang lebih kecil dari taraf signifikan (α = 0.05) sehingga tolak H_0 atau data telah stasioner pada ragam dan rata-ratanya.

4.3. Identifikasi Model

Mengidentifikasi model ARIMA yang akan digunakan dalam peramalan dapat diperoleh dengan melihat plot ACF dan PACF yang telah ditunjukkan pada Gambar 5 dan Gambar 6.

Berdasarkan Gambar 5 dan Gambar 6 lag yang melewati batas signifikansi masing-masing berada di *lag* 1 atau setelah *lag* 1 terjadi *cut off* serta sebelumnya hanya 1 tahap *differencing* yang telah dilakukan sehingga beberapa model yang memungkinkan sebagai berikut.

a. ARIMA (1,1,0)
b. ARIMA (1,1,1)
c. ARIMA (0,1,1)

4.4. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter

Langkah selanjutnya ialah mengestimasi parameter dan menguji signifikansi parameter dari model ARIMA sementara yang telah diperoleh sebelumnya. Dalam langkah ini, dicari nilai yang paling efisien untuk parameter model. Hasil estimasi parameter model dalam uji signifikansi pada model ARIMA sementara yang telah diperoleh sebelumnya ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Estimasi parameter dan uji signifikansi parameter model ARIMA sementara

Model	Parameter	Estimasi	SE	*p-value*
ARIMA (1,1,0)	AR 1 ($\emptyset_1$)	-0.6417	0.1183	0.000
ARIMA (1,1,1)	AR 1 ($\emptyset_1$)	-0.3994	0.1441	0.008
	MA 1 (θ_1)	1.0480	0.0187	0.000
ARIMA (0,1,1)	MA 1 (θ_1)	1.0389	0.0381	0.000

Berdasarkan Tabel 2 dapat dilihat bahwa ketiga model ARIMA sementara semuanya lolos dalam uji signifikansi parameter sehingga model-model tersebut perlu dilakukan uji asumsi residual.

4.5. Uji Asumsi Residual

Setelah melakukan uji signifikansi parameter maka langkah selanjutnya ialah melakukan uji asumsi residual yang terdiri dari uji *white noise* dan uji distribusi normal.

a. Uji White Noise

Uji *white noise* dilakukan menggunakan Uji Ljung Box dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 = Residual memenuhi *white noise*

H_1 = Residual tidak memenuhi *white noise*

Kriteria penolakan : Tolak H_0 jika *p-value* < α = 0.05.

Tabel 3. Hasil statistik uji ljung box

Model	Df	*p-value*
ARIMA(1,1,0)	1	0.8715
ARIMA(1,1,1)	1	0.855
ARIMA(0,1,1)	1	0.9662

Berdasarkan Tabel 3 dapat dilihat bahwa ketiga model ARIMA sementara memenuhi asumsi residual *white noise* dikarenakan ketiganya memiliki nilai *p-value* > α, sehingga H_0 diterima (residual memenuhi *white noise*). Karena uji *white noise* telah terpenuhi, maka selanjutnya dilakukan pengujian distribusi normal.

b. Uji Distribusi Normal

Langkah selanjutnya ialah uji distribusi normal. Pada langkah ini, statistik uji yang digunakan adalah Uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Kriteria penolakan : Tolak H_0 jika $p < \alpha = 0.05$

Tabel 4. Hasil uji kolmogorov-smirnov

Model	D	*p-value*
ARIMA(1,1,0)	0.43609	22E-16
ARIMA(1,1,1)	0.41772	2.2E-16
ARIMA(0,1,1)	0.43509	2.2E-16

Berdasarkan Tabel 4 dapat dilihat bahwa nilai p-value < α = 0.05 sehingga H_0 ditolak atau dapat dikatakan bahwa residual tidak berdistribusi normal. Selanjutnya, karena data tidak berdistribusi normal maka akan digunakan teorema limit pusat yang menyatakan bahwa jika ukuran sampel semakin besar, maka sifat dari rata- rata distribusi peluang sampelnya (*sample mean distribution*) akan konvergen menuju distribusi normal dengan sampel minimum 30 data [24]. Pada penelitian ini digunakan data *in-sample* sebanyak 46 data sehingga berdasarkan teorema limit pusat maka dapat dikatakan bahwa data *in-sample* ini berdistribusi normal.

Menurut [25] di dalam uji asumsi residual dapat diabaikan uji normalitasnya karena tidak sepenting asumsi pertama. Sehingga ketiga model yang telah diestimasikan sebelumnya telah memenuhi uji asumsi residual.

4.6. Pemilihan Model Terbaik

Dalam langkah ini akan digunakan perbandingan nilai AIC dari setiap model. Berdasarkan kriteria nilai AIC maka model yang memiliki nilai AIC terkecil akan dipilih sebagai model terbaik. Nilai AIC dari setiap model akan ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Nilai AIC dari setiap model

Model	Nilai AIC
ARIMA(1,1,0)	310.1806
ARIMA(1,1,1)	312.0078
ARIMA(0,1,1)	312.2693

Berdasarkan Tabel 5 dapat dilihat bahwa model ARIMA (1,1,0) memiliki nilai AIC terkecil sehingga model ini merupakan model terbaik yang akan digunakan dalam peramalan pada penelitian ini.

4.7. Peramalan

Seteleh melalui beberapa tahapan sebelumnya, diperoleh model ARIMA (1,1,0) yang akan digunakan dalam meramalkan kebutuhan jumlah vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi selatan untuk 24 periode masa mendatang. Hasil peramalan 24 periode masa mendatang ditunjukkan pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil peramalan

Pekan	Peramalan	Pekan	Peramalan
47	28206.3	59	35400.3
48	28891.1	60	35994.5
49	29446.1	61	36588.7
50	30057.3	62	37183.0
51	30644.2	63	37777.2
52	31241.6	64	38371.4
53	31834.5	65	38965.7
54	32429.3	66	39559.9
55	33023.3	67	40154.1
56	33617.6	68	40748.4
57	34211.8	69	41342.6
58	34806.1	70	41936.8

Berdasarkan Tabel 6 dapat dilihat bahwa hasil peramalan untuk 24 pekan berikutnya menunjukkan adanya kenaikan kebutuhan jumlah vaksin *Booster*.

4.8. Ketepatan Model Peramalan

Berdasarkan hasil perhitungan nilai MAPE sebesar 1.38% sehingga dapat dikatakan model ARIMA (1,1,0) memiliki kemampuan peramalan sangat baik. Hal tersebut menjadi acuan sehingga model layak dan memadai untuk digunakan dalam peramalan.

V. KESIMPULAN

Model terbaik pada peramalan kebutuhan jumlah vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan ialah model ARIMA (1,1,0) dengan bentuk matematis sebagai berikut.

$$Z_t = 0{,}3583Z_{t-1} - 0{,}6417Z_{t-2} + a_t$$

Hasil prediksi model ARIMA terhadap kebutuhan jumlah vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan adalah terjadinya peningkatan kebutuhan jumlah vaksin *booster COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan.

REFERENSI

[1] Aswi, dan Sukarna. (2006). Analisis Deret Waktu Analisis Deret Waktu. 303. Makassar: Andira Publisher.

[2] Hanke, J. E., dan Wichern, D. (2015). Business Forecasting. In Syria Studies, 7(1). New Jersey: Pearson Prentice Hall.

[3] Nurulita. (2012). Skripsi. Penerapan Metode Peramalan Arima (Autoregressive Integrated Moving Average) untuk Penentuan Tingkat Safety Stock pada Industri Elektronik.

[4] Wiyanti, D., dan Pulungan, R. (2012). Peramalan deret waktu menggunakan model Fungsi Basis Radial (RBF) dan Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA). Jurnal MIPA, 35(0215), 175– 182.

[5] Desvina, A. P., Matematika, J., Sains, F., Uin, T., dan Riau, S. (2014). Penerapan metode box-jenkins untuk memprediksi jumlah Mahasiswa Universitas Islam Negeri Suska Riau. Jurnal Sains, Teknologi dan Industri, 12(1), 80–89.

[6] Elvani, S. P., Utary, A. R., dan Yudaruddin, R. (2016). Peramalan jumlah produksi tanaman kelapa sawit dengan menggunakan metode ARIMA. Jurnal Manajemen, 8(1), 95–112.

[7] Salwa, N., Tatsara, N., Amalia, R., dan Zohra, A. F. (2018). Peramalan harga bitcoin menggunakan metode ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Journal of Data Analysis, 1(1), 21–31.

[8] Rusyida, W. Y., dan Pratama, V. Y. (2020). Prediksi harga saham Garuda Indonesia di tengah pandemi *COVID-19* menggunakan metode ARIMA. Square : Journal of Mathematics and Mathematics Education, 2(1), 73.

[9] Fadli, A. (2020). Mengenal *COVID-19* dan cegah penyebarannya dengan peduli lindungi aplikasi berbasis android. Research Gate. Pengabdian Kepada Masyarakat Jurusan Teknik Elektro, 1–6.

[10] Levani, Prastya, dan Mawaddatunnadila. (2021). Coronavirus Disease 2019 (*COVID-19*): Patogenesis, manifestasi klinis dan pilihan terapi. Jurnal Kedokteran dan Kesehatan, 17(1), 44–57.

[11] Jati, B., dan Putra, G. R. A. (2020). Optimalisasi upaya pemerintah dalam mengatasi pandemi covid 19 sebagai bentuk pemenuhan hak warga negara. SALAM: Jurnal Sosial dan Budaya Syar-I, 7(5).

[12] Rahayu, R. (2021). COVID19 vaccine in Indonesia: Analysis of hoax news. J Econo Sauce and Hum., 2(7), 39–49.

[13] Alexander, M. E., Moghadas, S. M., Rohani, P., dan Summers, A. R. (2006). Modelling the effect of a *booster* vaccination on disease epidemiology. *Journal of Mathematical Biology*, *52*(3), 290–306.

[14] Timdetikcom. (2021). Data Vaksin Indonesia: Total Perolehan dan Jumlah yang Disuntikkan. Detiknews.Com. Diakses pada 19 September 2022 jam 13.05, dari https://news.detik.com/berita/d-5782055/data-vaksin-indonesia-total-perolehan-dan-jumlah-yang-disuntikkan/2.

[15] Sari, W., Siagian, I. E., dan Rombot, D. V. (2021). Gambaran penyebaran *COVID-19* di Provinsi Sulawesi Selatan pada bulan maret-juli 2020. Jurnal Kedokteran Komunitas Dan Tropik, 8(02), 307–312.

[16] Junaedi, D., Arsyad, M. R., Salistia, F., dan Romli, M. (2021). Menguji efektivitas vaksinasi *COVID-19* di Indonesia. Reslaj : Religion Education Social Laa Roiba Journal, 4(1), 120–143.

[17] Wardyah, N. S. (2022). Sulsel Capai 72 Persen Vaksinasi di Awal Tahun 2022. Antaranews.Com. Diakses pada 19 September 2022 jam 19.19, dari https://makassar.antaranews.com/berita/340897/sulsel-capai-72-persen vaksinasi-di-awal-tahun-2022.

[18] Supriatin. (2022). Memahami Perbedaan Vaksin Primer dan *Booster*. Merdeka.Com. Diakses pada 22 September 2022 jam 12.31, dari https://www.merdeka.com/peristiwa/memahami-perbedaan- vaksin-primer-dan-*Booster*.html.

[19] Rianto, M., & Yunis, R. (2021). Analisis Runtun Waktu untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru dengan Model Random Forest. Paradigma - Jurnal Komputer Dan Informatika, 23(1). https://doi.org/10.31294/p.v23i1.9781

[20] Junaidi. (2014). Analisis Hubungan Deret Waktu untuk Peramalan. Repository Universitas Jambi, 1–5.

[21] Indrasetianingsih, A., Damayanti, I., dan Susanto, T. (2017). Analisis ARIMA Box Jenkins untuk Peramalan Jumlah Kunjungan Wisatawan Mancanegara di Indonesia. Seminar Nasional Matematika dan Aplikasinya, 226–229.

[22] Yulianingsih, Hayati, Y., Kurnia, T., Nursihah, A., & Arif. (2020). Pengenalan *COVID-19* pada Anak Usia Dini melalui Metode Bercerita. Digital Library UIN Sunan Gunung Jati, April, 1–12. http://digilib.uinsgd.ac.id/id/eprint/30608

[23] Amalia, L., Hiola, F., & Kesehatan Masyarakat, J. (2020). Analysis of Clinical Symptoms and Immune Enhancement to Prevent *COVID-19* Disease. Jambura Journal, 2(2), 71–76.

[24] Yuvalianda. (2020). Memahami Teorema Limit Pusat dalam Statistik. BlogYuva.Com. Diakses pada 4 Desember 2022 jam 15.31, dari https://yuvalianda.com/teorema-limit-pusat.

[25] Rosadi, D. (2014). Analisis Runtun Waktu dan Aplikasinya dengan R. Yogyakarta: Gadjah Mada University Press.

OPEN ACCESS