

Analisis Kecocokan Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dalam Prediksi Penyebaran COVID-19 (Studi Kasus Kabupaten Bone, Sulawesi Selatan)

Ainun Zahra Adistia[#]

Universitas Negeri Makassar

Jl. Malengkeri Raya, Parangtambung, Kec. Tamalate, Kota Makassar, Sulawesi Selatan, Indonesia

annzahradiastia@gmail.com

Abstrak

Pandemi COVID-19 yang telah menimpa dunia sejak akhir tahun 2019 memberikan pelajaran berharga mengenai urgensi kesiapsiagaan dan respons yang cepat dalam menanggapi wabah penyakit menular. Meskipun saat ini pandemi COVID-19 telah mereda dan situasinya mulai kembali normal, pengalaman dalam beberapa tahun terakhir menegaskan perlunya pengembangan metode prediksi yang dapat diandalkan untuk mengantisipasi kemungkinan wabah di masa depan. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menganalisis pola penyebaran COVID-19 di Kabupaten Bone, menerapkan model ARIMA untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 di masa depan, serta mengevaluasi kecocokan dan akurasi model ARIMA dengan data aktual. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode ARIMA memiliki keterbatasan dalam menangani pola nonlinier.

Kata kunci: Peramalan, ARIMA, COVID-19

Abstract

The COVID-19 pandemic that has hit the world since the end of 2019 provides valuable lessons about the urgency of preparedness and rapid response in responding to infectious disease outbreaks. Although currently the COVID-19 pandemic has subsided and the situation is starting to return to normal, the experience of recent years confirms the need to develop reliable prediction methods to anticipate possible future outbreaks. This study aims to identify and analyze the pattern of the spread of COVID-19 in Bone Regency, apply the ARIMA model to predict the number of COVID-19 cases in the future, and evaluate the compatibility and accuracy of the ARIMA model with actual data. This study uses a quantitative approach with the *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) method. The results of this study show that the ARIMA method has limitations in handling nonlinear patterns.

Keywords: include at least 5 keywords or phrases

I. PENDAHULUAN

Sejak Coronavirus Disease 2019 atau COVID-19 ditetapkan sebagai pandemi di tahun 2019 oleh World Health Organization (WHO), banyak negara telah berusaha keras untuk menghentikan penyebarannya [1]. COVID-19 merupakan coronavirus jenis baru yang dapat menular ke manusia [2]. COVID-19 memiliki kemampuan untuk menyebabkan gangguan pernapasan dan inflamasi paru-paru. Infeksi virus Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARS-CoV-

2) adalah penyebab penyakit ini. Gejala klinis sangat beragam, mulai dari gejala ringan yang mirip dengan flu seperti batuk, pilek, nyeri tenggorokan, nyeri otot, dan sakit kepala, hingga komplikasi serius seperti pneumonia atau sepsis. Studi menunjukkan bahwa penyebaran utama penyakit ini melalui tetesan pernapasan, juga dikenal sebagai droplet, dan dekat dengan orang yang terinfeksi [3]. COVID-19 menyebar dengan cepat ke banyak negara. Banyak orang di setiap negara terinfeksi karena virus menyebar melalui kontak langsung. Jumlah orang yang tertular berkisar dari ratusan

hingga ribuan, dan kebanyakan dari mereka meninggal. Adanya virus ini membuat negara Indonesia yang memiliki banyak wilayah atau provinsi di setiap daerahnya sudah terpapar virus COVID-19, menjadikan pemerintah kesulitan dalam mengkoordinasikan respons dan strategi penanganan yang efektif [4]. Pandemi COVID-19 yang telah menimpa dunia sejak akhir tahun 2019 memberikan pelajaran berharga mengenai urgensi kesiapsiagaan dan respons yang cepat dalam menanggapi wabah penyakit menular [5]. Meskipun saat ini pandemi COVID-19 telah mereda dan situasinya mulai kembali normal, pengalaman dalam beberapa tahun terakhir menegaskan perlunya pengembangan metode prediksi yang dapat diandalkan untuk mengantisipasi kemungkinan wabah di masa depan. Model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah terbukti efektif dalam menganalisis dan memprediksi data deret waktu di banyak bidang, termasuk epidemiologi. Jika digunakan untuk memprediksi penyebaran penyakit, model ARIMA dapat membantu otoritas kesehatan membuat keputusan yang lebih tepat dan efisien untuk mencegah dan menghadapi krisis [6]. Kabupaten Bone di Sulawesi Selatan adalah salah satu daerah yang mengalami dampak pandemi yang signifikan. Analisis ini dapat memberikan wawasan yang berharga untuk membangun strategi mitigasi yang lebih baik dan meningkatkan kesiapsiagaan untuk menghadapi wabah lain.

Sebuah penelitian yang diterbitkan oleh Studi yang dilakukan oleh Benvenuto et al. (2020) menemukan bahwa model ARIMA memiliki kemampuan untuk memberikan prediksi yang akurat tentang jumlah kasus COVID-19 di Italia. Studi ini juga menekankan bahwa model ARIMA dapat digunakan untuk memberikan estimasi yang tepat waktu dan bermanfaat untuk proses pengambilan keputusan tentang bagaimana menangani pandemi [7]. Selain itu, Chakraborty dan Ghosh (2020) menemukan bahwa model prediksi seperti ARIMA sangat penting untuk memahami dan mengelola penyebaran COVID-19 di India [8]. Studi lain yang dilaporkan oleh Syafrudin et al. (2021) bahwa model ARIMA dapat digunakan untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 di beberapa provinsi di Indonesia. Penelitian ini menunjukkan bahwa model ARIMA dapat sangat berguna untuk memantau dan mengontrol penyebaran COVID-19 di berbagai wilayah di Indonesia [9].

Berdasarkan uraian permasalahan dan penelitian terdahulu, maka penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan menganalisis pola penyebaran COVID-19 di Kabupaten Bone, menerapkan model

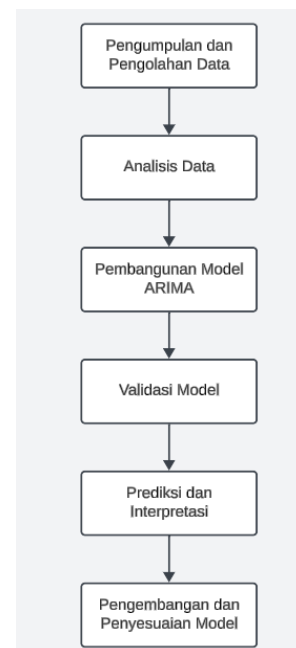
ARIMA untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 di masa depan, serta mengevaluasi kecocokan dan akurasi model ARIMA dengan data aktual. Terlepas dari kenyataan bahwa pandemi telah berakhir, penelitian ini tetap relevan karena dapat memberikan kontribusi penting pada literatur akademik dan memperkuat kapasitas lokal dalam menghadapi situasi serupa di masa depan.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) untuk menganalisis dan memprediksi jumlah kasus penularan COVID-19 di Kabupaten Bone, Sulawesi Selatan.

A. Tahapan Penelitian

Sangat penting untuk menetapkan metodologi penelitian agar penelitian lebih mudah, karena metodologi inilah yang akan membantu memecahkan masalah atau mencapai tujuan. Selain itu, metode penelitian dapat menggambarkan alur kerja dari awal penelitian hingga selesai. Berikut gambaran kerangka penelitian yang akan dilakukan.



Gambar 1. Tahap/Kerangka kerja penelitian

B. Isi Kerangka Kerja Penelitian

1) Pengumpulan dan Pengolahan Data

Data jumlah penyebaran atau penularan COVID-19 di Kabupaten Bone dikumpulkan dari sumber-sumber resmi seperti laman pusatkrisis.kemkes.go.id, covid19.go.id, dan BNPB. Data disusun dalam format tabel dengan dua kolom, yaitu Month dan Jumlah Kasus menggunakan Ms

Excel. Data utama yang digunakan adalah data bulanan dari periode Juni 2020 sampai November 2022. Data akan dijabarkan dalam urutan waktu (*time series*). Data disimpan dalam format CSV untuk memudahkan pengolahan selanjutnya.

2) Analisis Data

Data yang telah dikumpulkan diimpor ke dalam Python menggunakan beberapa pustaka, seperti Pandas, Numpy, Matplotlib, Statsmodels, dan Sklearn. Analisis deskriptif dilakukan untuk memahami karakteristik data, termasuk perhitungan statistik dasar seperti rata-rata, median, dan deviasi standar. Visualisasi data dalam bentuk grafik dilakukan untuk mengidentifikasi tren dan pola dalam jumlah kasus COVID-19.

3) Pembangunan Model ARIMA

Model ARIMA adalah perluasan dari model Autoregressive Moving Average (ARMA) ketika data tidak stasioner, yaitu dengan melakukan differencing pada data. Parameter ARIMA (p, d, q) diidentifikasi menggunakan plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). P, d, dan q adalah bilangan bulat yang lebih besar daripada atau sama dengan nol, dengan p autoregressive, d integrated, dan q moving average [10]. Model ARIMA diestimasi dengan metode kuadrat terkecil untuk menemukan koefisien terbaik yang sesuai dengan data. Diagnostik model dilakukan untuk memastikan kecocokan model dengan data, termasuk pemeriksaan residual untuk memastikan bahwa mereka bersifat *white noise*.

Jenis model autoregressive yang paling umum dinotasikan AR (p) sebagai berikut [11].

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + k + \varphi_p X_{t-p} + e_t \quad (1)$$

Dimana:

X_t = nilai variabel pada waktu ke t

φ_1 = koefisien autoregressive, $I = 1, 2, 3, \dots, p$

e_t = nilai galat pada waktu ke-t

Model moving average dinotasikan menjadi MA (q) sebagai berikut.

$$X_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - k - \theta_q e_{t-q} \quad (2)$$

Dimana:

θ_1 = parameter model moving average (MA)

e_{t-q} = nilai kesalahan pada saat t-q

q = order MA

4) Validasi Model

Data dibagi menjadi set pelatihan dan set pengujian untuk validasi model. Teknik validasi silang atau metode pembagian data digunakan untuk mengevaluasi performa model. Metode evaluasi seperti Mean Squared Error (MSE) digunakan untuk mengukur akurasi prediksi model.

Untuk mencari nilai Mean Squared Error (MSE) dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut [12].

$$MSE = \sum \frac{(Y' - Y)^2}{n} \quad (3)$$

Dimana:

Y' = nilai prediksi

Y = nilai sebenarnya

n = jumlah data

5) Predeksi dan Interpretasi

Model ARIMA yang telah divalidasi digunakan untuk memprediksi jumlah kasus COVID-19 di Kabupaten Bone dalam jangka waktu 12 bulan ke depan terhitung dari data terakhir yaitu November 2022.

6) Pengembangan dan Penyesuaian Model

Pengembangan dan penyesuaian model dilakukan untuk meningkatkan akurasi prediksi.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

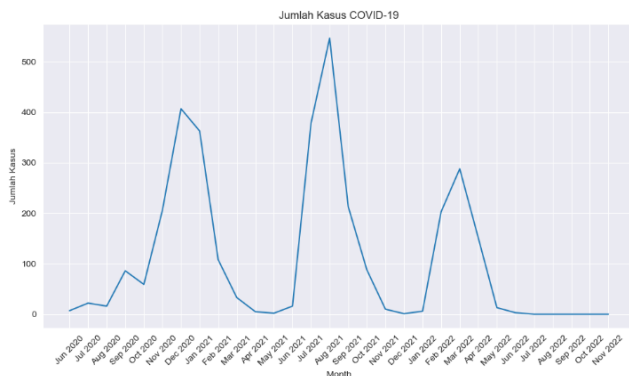
Pada penelitian ini, data yang digunakan adalah jumlah kasus penularan COVID-19 di Kabupaten Bone, Sulawesi Selatan. Data tersebut disajikan dalam tabel 1 berikut.

Tabel 1. Data Jumlah Kasus COVID-19

No	Month	Jumlah Kasus	No	Month	Jumlah Kasus
1	01-Jun-20	7	16	01-Sep-21	213
2	01-Jul-20	22	17	01-Oct-21	88
3	01-Aug-20	16	18	01-Nov-21	10
4	01-Sep-20	86	19	01-Dec-21	1
5	01-Oct-20	59	20	01-Jan-22	6
6	01-Nov-20	206	21	01-Feb-22	203
7	01-Dec-20	407	22	01-Mar-22	288
8	01-Jan-21	363	23	01-Apr-22	151
9	01-Feb-21	108	24	01-May-22	13
10	01-Mar-21	33	25	01-Jun-22	3
11	01-Apr-21	5	26	01-Jul-22	0
12	01-May-21	2	27	01-Aug-22	0
13	01-Jun-21	16	28	01-Sep-22	0
14	01-Jul-21	379	29	01-Oct-22	0
15	01-Aug-21	547	30	01-Nov-22	0

Data yang digunakan berasal dari Juni 2020 hingga September 2022, seperti yang ditunjukkan dalam Tabel 1. Dataset ini akan dibagi menjadi dua bagian, yaitu Set pelatihan (training set) dan set pengujian (test set). Set pelatihan merupakan data yang akan digunakan selama proses peramalan. Sedangkan, set pengujian merupakan data yang akan dibandingkan dengan data peramalan. Dataset

tersebut nantinya dibagi menjadi tiga eksperimen dengan proporsi berbeda, yaitu 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian, 75% untuk pelatihan dan 25% untuk pengujian, serta 66% untuk pelatihan dan 34% untuk pengujian



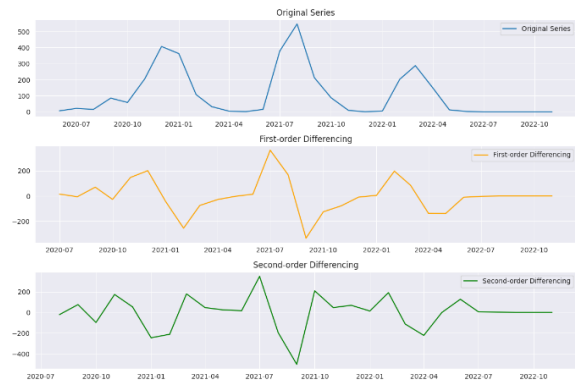
Gambar 2. Grafik Jumlah Kasus COVID-19

Grafik pada Gambar 2 menunjukkan fluktuasi jumlah kasus COVID-19 di Kab. Bone dari tahun 2020 hingga 2022, dengan kondisi yang tidak stabil atau berubah-ubah. Namun, penambahan jumlah kasus positif COVID-19 yang signifikan terlihat dari pertengahan 2021 hingga akhir tahun itu. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data jumlah kasus penularan COVID-19 di Kab. Bone memiliki data yang tidak selalu konstan atau tidak stasioner.

A. Uji Stasioner

Uji stasioneritas jumlah kasus positif COVID-19 dilakukan untuk mengetahui apakah rata-rata bulanan menunjukkan nilai yang konstan. Jika rata-rata menunjukkan nilai yang konstan, maka data tersebut dikategorikan sebagai stasioner; jika tidak, maka data tersebut dikategorikan sebagai tidak stasioner. Berdasarkan pada Gambar 2 diketahui bahwa jumlah kasus COVID-19 di Kab. Bone tidak stasioner.

Uji Augmented Dickey-Fuller (ADF) adalah metode yang paling umum digunakan untuk mengetahui apakah data rangkaian waktu stasioner. Dilakukan differencing jika hasil uji menunjukkan bahwa data tidak stasioner. Differencing adalah proses mengurangi nilai time series dengan nilai sebelumnya untuk membuat data menjadi stasioner. Proses ini dapat dilakukan sekali atau lebih, tergantung pada Tingkat ketidakstasioneran data.

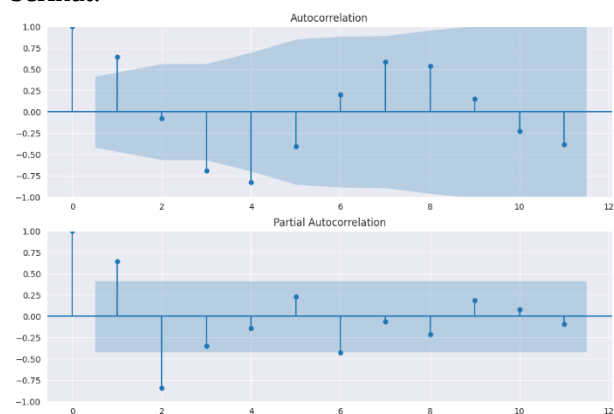


Gambar 3. Grafik Hasil Differencing

Berdasarkan hasil uji Augmented Dickey-Fuller (ADF), diketahui bahwa nilai ADF Statistic sebelum differencing adalah 0.347157, dengan p-value 0.9794, yang lebih besar dari tingkat signifikansi 0.05. Ini menunjukkan bahwa data awal tidak stasioner, dan perlu dilakukan transformasi tambahan untuk menghilangkan tren atau pola yang tidak konstan seiring waktu. Setelah dilakukan differencing sebanyak 2 kali, nilai ADF Statistic menurun menjadi -4.776706 setelah differencing, dengan p-value 0.0001 yang jauh lebih kecil dari tingkat signifikansi 0.05. Dengan demikian, data jumlah kasus penularan COVID-19 di Kab. Bone menjadi stasioner setelah proses differencing, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.

B. Pembangunan Model ARIMA

Pada penelitian ini, parameter ARIMA diidentifikasi menggunakan plot Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Hasil uji correlogram ACF dan PACF dapat dilihat melalui Gambar 4 dan 5 berikut.



Gambar 4. Diagram ACF dan PACF

Pada Gambar 4 menunjukkan bahwa koefisien ACF dan PACF mengalami penurunan eksponensial, maka model ARIMA yang sesuai adalah ARIMA (p, d, q). Nilai d sudah diketahui, yaitu dengan level differencing 2, sehingga data sudah stasioner. Untuk menentukan parameter p

dan q dalam model ARIMA ketika $d = 2$, digunakan pendekatan grid search. Rentang nilai untuk p dan q ditentukan terlebih dahulu, misalnya dari 0 hingga 5. Setiap kombinasi p dan q diuji dengan memasukkan data historis ke dalam model ARIMA. Performa setiap model dievaluasi dengan Mean Squared Error (MSE) untuk menemukan kombinasi p dan q yang memberikan MSE terendah, menandakan model yang paling cocok dengan data historis. Berikut hasil identifikasi model ARIMA.

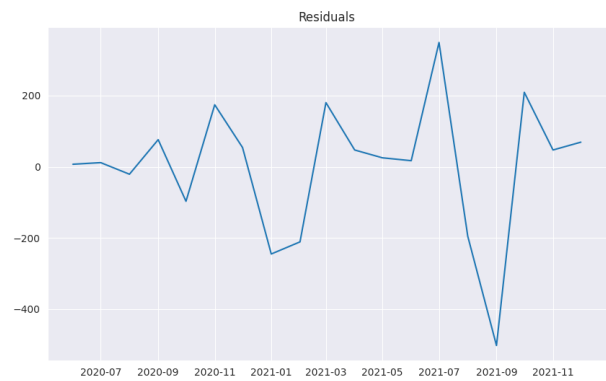
```
ARIMA(0, 2, 0) - MSE: 25562.638844007983
ARIMA(0, 2, 1) - MSE: 18997.823028970168
ARIMA(0, 2, 2) - MSE: 15449.204326635252
ARIMA(0, 2, 3) - MSE: 13635.331216687046
ARIMA(0, 2, 4) - MSE: 11801.743115463743
ARIMA(0, 2, 5) - MSE: 11802.112065705865
ARIMA(1, 2, 0) - MSE: 25436.11318999466
ARIMA(1, 2, 1) - MSE: 17593.02589512278
ARIMA(1, 2, 2) - MSE: 15282.463970429746
ARIMA(1, 2, 3) - MSE: 15136.89171549893
ARIMA(1, 2, 4) - MSE: 11804.26320668853
ARIMA(1, 2, 5) - MSE: 11407.618073020638
ARIMA(2, 2, 0) - MSE: 19332.69979786404
ARIMA(2, 2, 1) - MSE: 14058.44996937607
ARIMA(2, 2, 2) - MSE: 12777.896087519363
ARIMA(2, 2, 3) - MSE: 12946.548739662943
ARIMA(2, 2, 4) - MSE: 12644.470744004893
ARIMA(2, 2, 5) - MSE: 11751.721944745163
ARIMA(3, 2, 0) - MSE: 19120.821646407185
ARIMA(3, 2, 1) - MSE: 14058.332074341743
ARIMA(3, 2, 2) - MSE: 13726.685676661667
ARIMA(3, 2, 3) - MSE: 12801.60026371242
ARIMA(3, 2, 4) - MSE: 12370.522211357405
ARIMA(3, 2, 5) - MSE: 11629.824742190656
ARIMA(4, 2, 0) - MSE: 18655.52775569145
ARIMA(4, 2, 1) - MSE: 12565.505439290395
ARIMA(4, 2, 2) - MSE: 13693.809541103143
ARIMA(4, 2, 3) - MSE: 12220.226266622694
ARIMA(4, 2, 4) - MSE: 7770.9755397738
ARIMA(4, 2, 5) - MSE: 9447.747791919324
ARIMA(5, 2, 0) - MSE: 13572.498090862455
ARIMA(5, 2, 1) - MSE: 9447.988804694382
ARIMA(5, 2, 2) - MSE: 8523.394881325197
ARIMA(5, 2, 3) - MSE: 8506.389456194484
ARIMA(5, 2, 4) - MSE: 8503.975960274975
ARIMA(5, 2, 5) - MSE: 9439.411180473873
Best ARIMA(4, 2, 4) - MSE: 7770.9755397738
```

Gambar 5. Hasil MSE

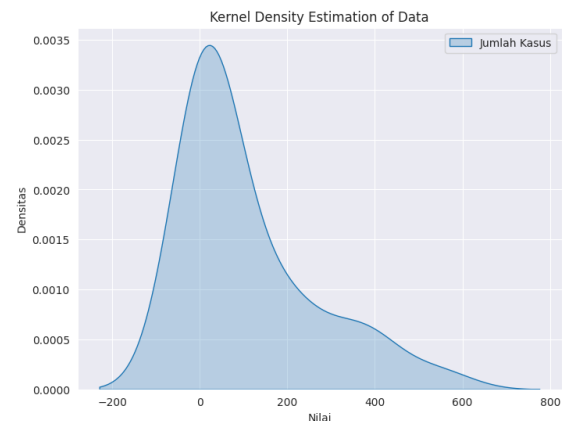
Parameter yang memiliki nilai MSE terkecil merupakan model terbaik. Dengan demikian berdasarkan Tabel 2, dapat disimpulkan bahwa model terbaik adalah model ARIMA dengan parameter (p,d,q) yaitu ARIMA (4, 2, 4).

C. Prediksi dan Interpretasi

Selanjutnya, beberapa model ARIMA yang telah dipilih dianalisis berdasarkan residual errors dan distribusi datanya seperti dalam Gambar 6 dan 7. Dalam analisis ARIMA, residual errors sangat penting untuk memastikan bahwa tidak ada tren atau pola yang tersisa dalam data. Jika residual errors menunjukkan pola atau korelasi, ini dapat menunjukkan bahwa model belum mengambil semua informasi yang ada dalam data [13].



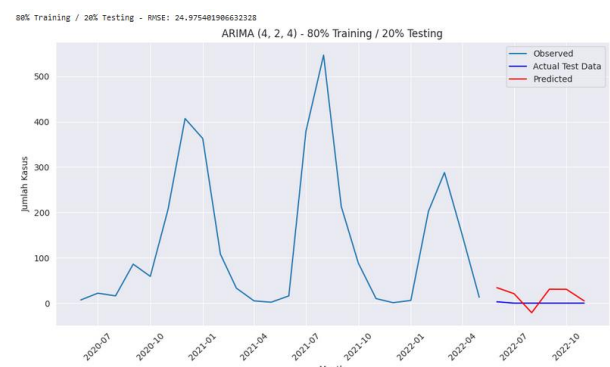
Gambar 6. Hasil Residuals Errors (a)



Gambar 7. Hasil Residuals Errros (b)

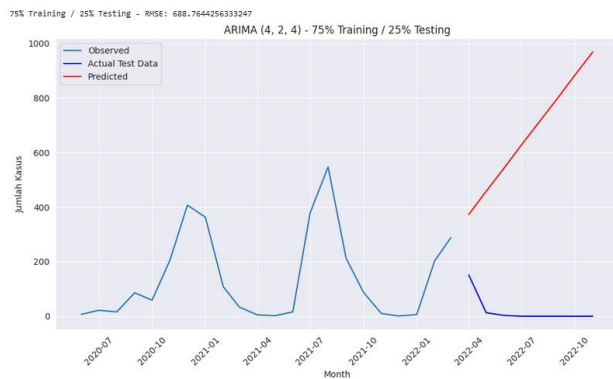
Setelah menentukan model terbaik, yaitu ARIMA (4,2,4), tahap selanjutnya dilakukan peramalan model ARIMA. Pada penelitian ini, akan dilakukan 3 kali eksperimen dengan proporsi berbeda, yaitu:

1. Peramalan terdiri dari 80% data yang digunakan sebagai data training dan 20% sebagai data uji. Berikut hasil peramalan pada eksperimen pertama.



Gambar 8. Eksperimen 1

2. Peramalan terdiri dari 75% data yang digunakan sebagai data training dan 25% sebagai data uji. Berikut hasil peramalan pada eksperimen kedua.



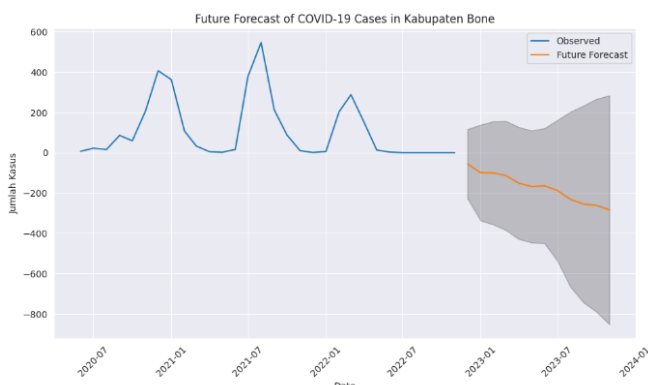
Gambar 9. Eksperimen 2

- Peramalan terdiri dari 66% data yang digunakan sebagai data training dan 34% sebagai data uji. Berikut hasil peramalan pada eksperimen ketiga.



Gambar 10. Eksperimen 3

Dari Gambar 8 terlihat bahwa pada bagian data uji dapat dilihat garis merah (prediksi) cukup dekat dengan garis biru tua (data uji aktual), meskipun ada beberapa perbedaan. Sementara, pada Gambar 9 dan 10 prediksi model menunjukkan peningkatan dan penurunan yang signifikan yang mana tidak sesuai dengan data aktual.



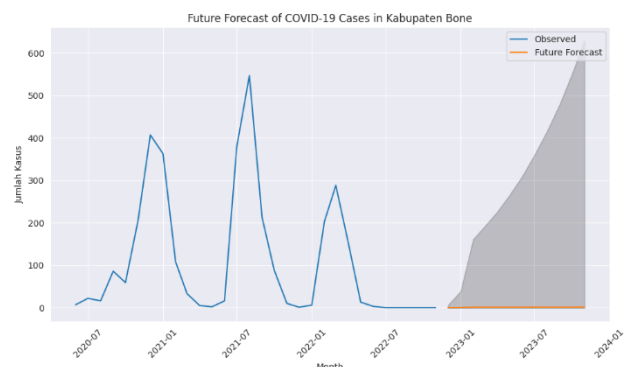
Gambar 11. Grafik Plot Hasi Peramalan

Berdasarkan Gambar 11 prediksi masa depan menunjukkan penurunan yang signifikan dan berkelanjutan hingga ke nilai negatif yang sangat rendah, mencapai hingga -600. Hal ini tidak realistis untuk kasus COVID-19, yang seharusnya

tidak mungkin bernilai negatif. Ini menunjukkan bahwa model mungkin tidak menangkap pola yang benar atau ada ketidakstabilan dalam model yang menyebabkan prediksi yang tidak akurat. Data observasi (garis biru) menunjukkan fluktuasi yang stabil selama periode data historis, tetapi model tidak mampu memperkirakan kelanjutan pola ini secara realistis. Sehingga, perlu dilakukan penyesuaian lebih lanjut pada model atau menggunakan metode peramalan lain untuk meningkatkan akurasi prediksi.

D. Pengembangan dan Penyesuaian Model

Nilai prediksi yang negatif dan fluktuasi yang cukup besar mengindikasikan bahwa model mungkin tidak menangkap pola dengan baik. Oleh karena itu, dilakukan transformasi data seperti log transform agar dapat membantu membuat data lebih stasioner. Oleh karena itu, setelah menerapkan transformasi log dan kemudian dibuat model SARIMA. Model SARIMA diinisialisasi dengan parameter order=(p, d, q) dan seasonal_order=(P, D, Q, m). Untuk menentukan parameter secara sistematis, maka dapat digunakan metode iteratif. Iterasi dilakukan melalui berbagai kombinasi nilai p, d, q, P, D, Q, m untuk mencari kombinasi parameter yang memberikan nilai AIC terendah. Adapun nilai tiap parameter yaitu $p=0, d=1, q=3, P=0, D=0, Q=0$, dan $m=12$.



Gambar 12. Plot Hasi Peramalan SARIMA

Daftar Bulan dan Jumlah Kasus untuk Prediksi Masa Depan	
December 2022:	0.0
January 2023:	0.3074210826452209
February 2023:	1.1297158626530996
March 2023:	1.1297158626530996
April 2023:	1.1297158626530996
May 2023:	1.1297158626530996
June 2023:	1.1297158626530996
July 2023:	1.1297158626530996
August 2023:	1.1297158626530996
September 2023:	1.1297158626530996
October 2023:	1.1297158626530996
November 2023:	1.1297158626530996

Gambar 11. Data Hasil Ramalan

Hasil prediksi yang sudah disesuaikan menunjukkan bahwa nilai prediksi untuk bulan Desember 2022 menjadi 0.0, yang mana konsisten

dengan karakteristik data jumlah kasus COVID-19. Untuk bulan-bulan berikutnya (Januari hingga November 2023), nilai prediksi tetap stabil di sekitar 1.13. Nilai ini adalah yang paling akurat, mempertimbangkan bahwa dari Januari hingga November 2023, tidak ada kasus (0 kasus) COVID-19 yang tercatat dalam data aktual.

Secara umum, data kasus COVID-19 dapat menunjukkan tren yang tidak linear karena dapat terjadi lonjakan yang tajam atau penurunan yang cepat dalam jumlah kasus seiring waktu. Faktor seperti intervensi publik, varian virus, dan perilaku manusia dapat menyebabkan pola yang kompleks dan tidak terduga dalam data COVID-19. Hal ini sejalan dengan penelitian yang dilakukan oleh Putri et al. Mengemukakan bahwa Model ARIMA belum efektif dalam menghasilkan prediksi yang akurat ketika diterapkan pada data deret waktu yang memiliki karakteristik nonlinear [14].

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan uraian sebelumnya, maka dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Untuk jumlah kasus COVID-19 pada periode 2020–2022, model ARIMA (4,2,4) menghasilkan model yang kurang signifikan.
2. Prediksi jumlah kasus COVID-19 menggunakan model SARIMA (0,1,3,0,0,12) menunjukkan bahwa pola plotnya hampir sama dengan data aktualnya. Hal ini juga menunjukkan bahwa model SARIMA (0,1,3,0,0,12) memberikan prediksi yang lebih baik daripada model ARIMA sebelumnya.
3. Dalam menghadapi data deret waktu yang memiliki karakteristik nonlinear seperti kasus COVID-19, pertimbangkan untuk menggunakan model yang lebih fleksibel seperti SARIMA yang dapat menangkap pola-pola kompleks.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengungkapkan rasa terima kasih kepada berbagai pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan dalam penyusunan artikel ini. Terima kasih kepada Universitas Negeri Makassar yang telah memberikan akses dan fasilitas penelitian yang diperlukan untuk menghasilkan artikel ini. Tidak lupa, penulis juga mengucapkan terima kasih kepada keluarga dan teman-teman yang memberikan dukungan moral dan semangat selama proses penulisan artikel ini.

Penulis sangat menghargai kontribusi dari semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan artikel ini dan berharap bahwa artikel ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi dalam bidang penelitian yang relevan.

REFERENSI

- [1] Zahrotunnimah, “Langkah Taktis Pemerintah dalam Pencegahan Penyebaran Virus Corona Covid-19 di Indonesia,” *Jurnal Sosial & Budaya Syar’i*, vol. 7, no. 3, pp. 247–260, 2020.
- [2] C. Gunawan, *Anomali COVID-19: Dampak Positif Virus Corona Untuk Dunia*, (M. Archi (ed.)). CV IRDH., 2020.
- [3] W. Seto, D. Tsang, and R. Yung, “Effectiveness of Precautions Against Droplets and Contact in Prevention of Nosocomial Transmission of Severe Acute Respiratory Syndrome (SARS),” *Lancet*, vol. 361, no. 9368, pp. 1519–1520, 2003.
- [4] Nurahman and A. Diana, “ALGORITMA K-MEANS UNTUK MELIHAT PENULARAN TERTINGGI VIRUS COVID-19 DI SELURUH PROVINSI INDONESIA,” *Jurnal Ilmiah Betrik*, vol. 12, no. 02, 2021.
- [5] S. Burwell, F. Townsend, T. Bollyky, and S. Patrick, *Improving Pandemic Preparedness Lessons From COVID-19*. New York: Council on Foreign Relations, 2020.
- [6] H. Wiguna, Y. Nugraha, R. Farizah, A. Andika, K. Juan, and S. Alex, “Kebijakan Berbasis Data: Analisis dan Prediksi Penyebaran COVID-19 di Jakarta dengan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA),” *Jurnal Sistem Cerdas*, vol. 03, no. 02, pp. 74–83, 2020.
- [7] D. Benvenuto, M. Giovanetti, L. Vasallo, S. Angeletti, and M. Ciccozzi, “Application of the ARIMA model on the COVID-2019 epidemic dataset,” *Data in brief*, vol. 29, p. 105340, 2020.
- [8] T. Chakraborty and I. Ghosh, “Real-time forecasts and risk assessment of novel coronavirus (COVID-19) cases: A data-driven analysis,” *Chaos, Solitons & Fractals*, vol. 135, p. 109850, 2020.
- [9] M. Syafrudin, L. Fitriyani, and J. Rhee, “Forecasting COVID-19 cases in Indonesia using ARIMA models. *Journal of Infection and Public Health*,” vol. 14, no. 6, pp. 863–868, 2021.
- [10] R. Adhikari and R. Agrawal, “An Introductory Study on Time series Modeling and Forecasting,” *LAP LAMBERT Academic Publishing*, 2013.
- [11] G. Makridakis, C. Wheelwright, and R. Hyndman, *Forecasting: Methods and Application*, 3rd ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 1998.
- [12] C. Wilmott and K. Matsuura, “Advantages of the Mean Absolute Error (MAE) over the Root Mean Square Error (RMSE) in Assessing Average Model Performance,” vol. 30, 2005.
- [13] R. Yulianti and E. Arliani, “Peramalan jumlah penduduk menggunakan model arima Forecasting

- the number of population using the arima,” *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*, vol. 8, no. 2, pp. 114–128, 2022.
- [14] G. Putri, H. Ni Putu, and M. Nurhidayati, “PEMODELAN DATA DERET WAKTU

DENGAN AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE DAN LOGISTIC SMOOTHING TRANSITION AUTOREGRESSIVE,” *JURNAL VARIAN*, vol. 1, no. 1, 2017.