

PREDIKSI PEMAKAIAN AIR BULANAN DI PDAM KECAMATAN TAMALATE MENGUNAKAN METODE AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE (ARIMA)

Nur Annisa Syarifuddin¹⁾, Titin Wahyuni²⁾, Muhammad Faisal*³⁾, Muhammad Syafaat⁴⁾, Andi Makbul Syamsuri⁵⁾, Muhyiddin AM Hayat⁶⁾,
Andi Lukman Anas⁷⁾

1. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
105841106021@student.unismuh.ac.id
2. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
titinwahyuni@unismuh.ac.id
3. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
muhfaisal@unismuh.ac.id
4. Teknik Pengairan, Universitas Muhammadiyah Makassar
syafaat_skuba@unismuh.ac.id
5. Teknik Pengairan, Universitas Muhammadiyah Makassar
amakbulsyamsuri@unismuh.ac.id
6. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
muhyiddin@unismuh.ac.id
7. Informatika, Universitas Muhammadiyah Makassar
lukmananas@unismuh.ac.id

Abstract

Water consumption forecasting is a crucial aspect of efficient water resource management, particularly in urban areas with increasing demand. This study aims to predict the monthly water usage volume at the PDAM of Tamalate District using the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) method. The dataset consists of historical water usage data from January 2022 to December 2024, totaling 36 monthly observations. The analysis process includes stationarity testing using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test, model parameter identification through ACF and PACF plots, and performance evaluation using MAE, RMSE, and MAPE metrics. The results show that the best-performing model is ARIMA, which demonstrates high prediction accuracy, with a MAE of 26,049.80 m³, RMSE of 37,459.00 m³, and MAPE of 4.12%. This model is capable of generating predictions close to actual values and can be relied upon as a basis for PDAM's water distribution planning. It is expected that this research will contribute to data-driven decision-making and support digital transformation in the public service sector.

Kata Kunci : ARIMA, Deret Waktu, Prediksi Air, Evaluasi Model, PDAM Tamalate

A. PENDAHULUAN

Air bersih merupakan salah satu kebutuhan dasar manusia yang tidak

tergantikan dan berperan penting dalam menunjang berbagai aspek kehidupan, termasuk konsumsi rumah tangga,

sanitasi, industri, dan pelayanan publik, Indonesia tengah menghadapi berbagai permasalahan krusial terkait pengelolaan sumber daya air. Permasalahan tersebut dipengaruhi oleh dinamika pertumbuhan penduduk, urbanisasi, perkembangan sektor industri, perubahan iklim, serta pengelolaan sumber daya air yang belum optimal, yang secara keseluruhan meningkatkan potensi terjadinya krisis air di masa mendatang [1].

Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2022 jumlah air bersih yang disalurkan oleh Perusahaan air bersih adalah 4.504,496 juta m³. Namun, pada tahun 2022 terdapat volume kebocoran mencapai 788,4 juta m³ atau sebesar 17% dari total produksi air bersih. Berdasarkan data tersebut penyaluran air sudah cukup efisien. Namun, masih terdapat masalah kebocoran yang signifikan yang berpotensi menyebabkan kurangnya distribusi air bersih. Peran Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) sebagai penyedia utama layanan air bersih menjadi sangat strategis dalam menjamin ketersediaan air bagi masyarakat yang semakin meningkat. Namun, salah satu tantangan yang dihadapi oleh PDAM adalah memprediksi volume penggunaan air di masa mendatang [2].

Prediksi yang tepat dapat membantu PDAM dalam merancang sistem distribusi yang efisien, menghindari pemborosan sumber daya, serta memastikan pelayanan optimal kepada pelanggan. Oleh karena itu, diperlukan suatu analisis yang komprehensif, termasuk penilaian terhadap nilai ekonomis air, guna memastikan keberlanjutan pasokan air dalam jangka panjang [3].

Kebutuhan air bersih di Kota Makassar di kelola oleh Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) Kota

Makassar dengan 5 Instalasi Pengolahan Air (IPA). Pada IPA II Panaikang yang menaungi 14 Kecamatan mengalami ketidakpastian terkait jumlah kebutuhan persediaan air bersih. Salah satu wilayah yang mencerminkan masalah ini adalah Kecamatan Tamalate di Kota Makassar yang mengalami peningkatan signifikan dalam jumlah pelanggan air bersih. Tingginya dinamika konsumsi air di wilayah ini menuntut adanya sistem prediksi yang mampu menangkap pola penggunaan air dalam jangka pendek maupun menengah. Untuk itu, metode statistik deret waktu seperti ARIMA dapat menjadi solusi yang tepat, mengingat kemampuannya dalam memodelkan tren historis serta fluktuasi musiman pada data non-stasioner [4].

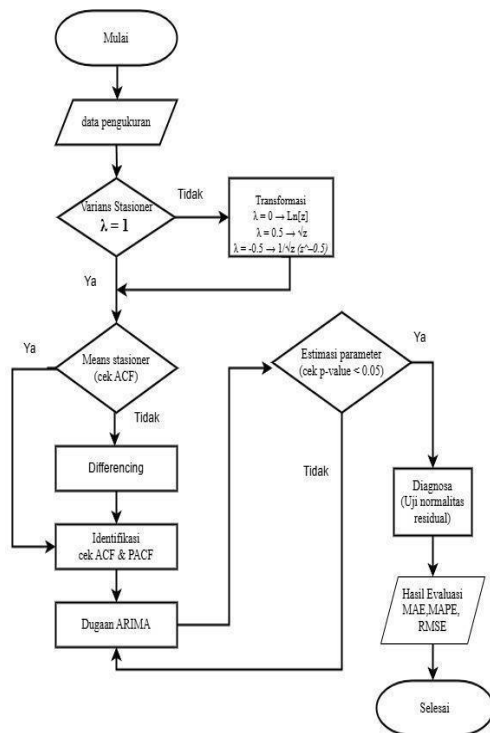
Model prediksi berbasis ARIMA telah banyak digunakan dalam sektor utilitas dan terbukti efektif dalam meningkatkan efisiensi operasional, perencanaan distribusi, serta pengambilan keputusan berbasis data. Implementasi metode ini dalam konteks PDAM tidak hanya mendukung optimalisasi pelayanan, tetapi juga berkontribusi pada upaya transformasi digital dalam tata kelola sumber daya air [5]. Dengan demikian, pengembangan model prediktif penggunaan air berbasis ARIMA di Kecamatan Tamalate diharapkan dapat menjadi landasan strategis dalam meningkatkan efisiensi dan ketahanan sistem distribusi air bersih di wilayah tersebut.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model prediksi volume penggunaan air bulanan PDAM pada Kecamatan Tamalate dengan menggunakan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Diharapkan, hasil dari penelitian ini dapat

memberikan kontribusi nyata dalam mendukung perencanaan distribusi air yang lebih efisien dan berbasis data, serta menjadi landasan dalam penerapan teknologi kecerdasan buatan di sektor pelayanan publik, khususnya dalam pengelolaan sumber daya air

B. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan time series. Data yang digunakan berupa pemakaian air bulanan pelanggan PDAM Tamalate selama 36 bulan (2022–2024). Proses penelitian dapat dilihat pada gambar 1:



Gambar 1. Flowchart penerapan metode ARIMA

1. Pengumpulan dataset

Langkah ini merupakan dasar utama dalam perancangan sistem prediksi. Pada tahap ini, data historis pemakaian air bulanan dikumpulkan dari PDAM

Tamalate. Data ini harus mencakup periode waktu yang cukup panjang dan konsisten, misalnya dataset historis berupa nilai pemakaian air per bulan dalam satuan m³ selama 3 tahun terakhir. Tujuan dari tahapan ini adalah untuk memperoleh informasi yang valid dan reliabel sebagai input utama dalam model ARIMA.

2. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA adalah metode yang andal dan sering digunakan dalam analisis data untuk melakukan peramalan terhadap data deret waktu. Oleh karena itu, fungsi percepatan fatalitas dapat digunakan untuk membentuk model ARIMA guna tujuan peramalan [6].

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) adalah metode peramalan deret waktu yang efektif untuk meramalkan kejadian di masa depan berdasarkan data historis. Metode ini menggabungkan tiga komponen, antara lain:

AR (Autoregressive) merupakan ketergantungan pada nilai masa lalu. I (Integrated) merupakan proses differencing untuk menjadikan data stasioner, sedangkan MA (Moving Average) menggunakan kesalahan (residual) masa lalu dalam model. ARIMA sangat cocok digunakan untuk meramalkan data yang tidak stasioner namun memiliki pola, seperti pemakaian air, harga, atau iklim musiman [7].

$$Y_t = \phi_1 \cdot Y_{t-1} + \phi_2 \cdot Y_{t-2} + \dots + \phi_p \cdot Y_{t-p} + W_t$$

Keterangan:

Y_t : Volume pemakaian air bulan ke- t , misalnya Januari 2023

$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$: Parameter model AR (di peroleh dari proses pelatihan model)

$Y_{(t-1)}, Y_{(t-2)}, \dots$: Volume pemakaian air di bulan-bulan sebelumnya

W_t : nilai error pada bulan ke- t

3. Evaluasi Mean Absolute Error (MAE)

MAE adalah ukuran rata-rata dari selisih absolut antara nilai prediksi dan nilai aktual. MAE digunakan sebagai metode evaluasi untuk menilai seberapa akurat suatu model statistik dalam melakukan prediksi; semakin

kecil nilai MAE, semakin akurat model tersebut dalam memperkirakan nilai sebenarnya [8]. Adapun rumus perhitungan MAE adalah sebagai berikut:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (1)$$

n : banyaknya data yang diuji

Y_t : Volume pemakaian air aktual di bulan ke- t

\hat{Y}_t : Hasil prediksi dari model ARIMA untuk bulan tersebut

4. Evaluasi Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE merupakan metode yang digunakan untuk mengukur tingkat kesalahan dalam proses prediksi suatu data. RMSE menghitung selisih antara nilai aktual dengan nilai prediksi, kemudian menjumlahkan semua selisih tersebut, membaginya dengan jumlah periode prediksi, dan mengambil akar kuadrat dari hasilnya [9].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (2)$$

n : banyaknya data yang diuji

Y_t : Nilai aktual pada waktu ke- t

\hat{Y}_t : Nilai prediksi pada waktu ke- t

$(Y_t - \hat{Y}_t)^2$: Selisih absolut antara nilai aktual dan prediksi

5. Evaluasi Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE merupakan metode evaluasi hasil prediksi yang digunakan untuk mengukur tingkat akurasi model dengan membandingkan data aktual terhadap data hasil prediksi menggunakan data historis. Menurut [10], tingkat keakuratan dapat ditentukan dengan menghitung selisih antara data aktual dan data prediksi melalui metode MAPE. Semakin kecil nilai MAPE, maka tingkat akurasi model semakin tinggi. Dengan kata lain, metode yang digunakan memiliki kemampuan prediksi yang baik. Adapun rumus perhitungan MAPE adalah sebagai

Berikut:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad (3)$$

\hat{Y}_i : Data aktual pada t

Y_i : Nilai prediksi pada t

n : banyaknya data yang diuji

6. Prediksi

Prediksi merupakan suatu proses estimasi terhadap nilai suatu variabel di masa yang akan datang berdasarkan data historis. Data yang digunakan dalam kegiatan prediksi umumnya bersifat kuantitatif. Tujuan utama dari prediksi bukanlah untuk menghasilkan hasil yang pasti, melainkan untuk memperoleh estimasi yang mendekati kondisi aktual di masa mendatang. Istilah prediksi sering kali disinonimkan dengan ramalan atau perkiraan [11].

7. Pola Data Time Series

Menurut Erdin [12], pola data time series terdapat empat pola yaitu:

a. Pola Horizontal

Pola data yang mengandung unsur horizontal adalah pola data yang berfluktuasi di sekitar rata-rata atau secara umum pola ini disebut pola konstan yang berarti pola ini tidak memiliki trend yang meningkat ataupun menurun secara sistematis sepanjang waktu.

b. Pola Trend

Pola data yang mengandung trend memiliki gerakan jangka panjang yang menunjukkan adanya kecenderungan naik atau turun secara keseluruhan. Gerakan ini biasanya membentuk garis halus atau kurva yang mencerminkan arah umum dari data berkala.

c. Pola Musiman

Pola musiman adalah pola dalam data berkala yang menunjukkan perilaku berulang secara teratur dalam jangka pendek, seperti bulanan atau tahunan. Pola ini disebabkan oleh faktor musiman seperti cuaca, kebiasaan konsumen, atau peristiwa tahunan.

d. Pola Siklis

Pola siklis menggambarkan pergerakan naik turun data yang terjadi di sekitar garis tren dalam jangka panjang. Pola ini dapat berulang setiap beberapa tahun, seperti 3 atau 5 tahun, namun tidak selalu memiliki interval waktu yang tetap.

C. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data pemakaian air bulanan pelanggan PDAM Kecamatan Tamalate dari tahun 2022 hingga 2024. Data ini mencakup informasi jumlah pemakaian air (dalam m³) setiap bulan, yang diperoleh langsung dari PDAM Kota Makassar. Data terdiri dari 36 bulan observasi dan digunakan sebagai dasar dalam membangun model

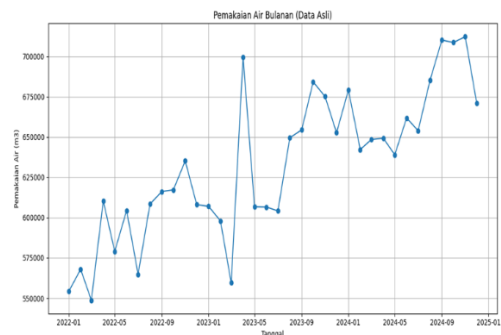
prediksi menggunakan metode ARIMA. Jumlah data dapat dilihat pada tabel 1:

Tabel 1. *Dataset PDAM*

No.	bulan	Golongan tarif	jumlah pelanggan	pemakaian air	tahun
1	1	I1	1	25	2022
2	1	K5	1	11,786	2022
3	1	N1	1,218	28,374	2022
4	1	N2	35	2,382	2022
5	1	N3	7	1,220	2022
6	1	N4	4	7,928	2022
7	1	R1	101	2,782	2022
8	1	R10	90	33,605	2022
9	3	R3	3,588	68,615.67	2022
10	1	K5	1	12717	2023
11	2	K5A	1	11348	2023
12	3	N1	1289	28017	2023
13	1	N2	35	3395	2024
14	2	N1	1352	38613	2024
....
730	12	S3	38	3,383	2,024

1. Uji Stasioneritas

Langkah awal dalam analisis deret waktu, diperlukan eksplorasi terhadap karakteristik data historis guna memahami pola yang terkandung di dalamnya. Langkah ini bertujuan untuk mengidentifikasi adanya tren, fluktuasi musiman, serta kestabilan nilai tengah (mean) dan varians, yang merupakan syarat penting dalam penerapan model ARIMA.



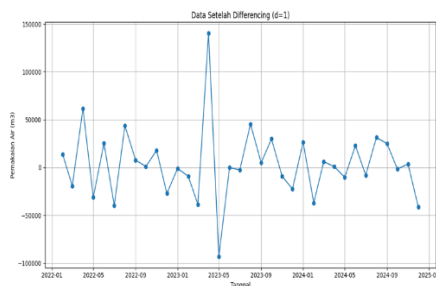
Gambar 2. Data asli

Gambar 2 menunjukkan bahwa pemakaian air bulanan berkisar antara 420.000 m³ hingga lebih dari 700.000 m³,

dengan lonjakan signifikan pada awal 2023 dan tren meningkat hingga akhir 2024. Pola ini mencerminkan tren jangka panjang dan varians yang berubah, sehingga data dinyatakan non-stasioner. Uji ADF menghasilkan p-value 0,4198, yang berarti data awal tidak stasioner. Setelah dilakukan differencing satu kali ($d=1$), data menjadi stasioner dengan p-value mendekati nol, sehingga memenuhi syarat untuk pemodelan ARIMA.

2. Data Differencing

Analisis awal menunjukkan data pemakaian air bulanan tidak stasioner karena adanya tren dan varians yang tidak konstan. Untuk mengatasinya, dilakukan first-order differencing ($d=1$) agar data menjadi lebih stabil dan memenuhi syarat stasioner dalam model ARIMA.



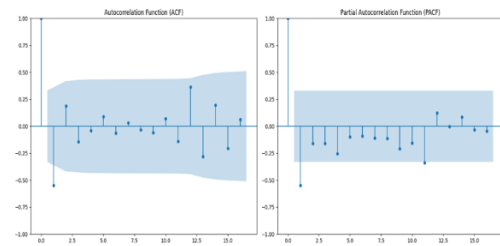
Gambar 3. Plot Data Setelah Proses Differencing

Gambar 3 menunjukkan bahwa hasil differencing membuat data berfluktuasi di sekitar rata-rata nol, menandakan data telah stasioner secara visual. Fluktuasi berkisar antara -90.000 m^3 hingga $+140.000 \text{ m}^3$ tanpa pola tertentu, sehingga data dianggap memenuhi syarat sebagai input valid untuk pemodelan ARIMA dan dapat digunakan untuk peramalan yang akurat.

3. Mengidentifikasi model ARIMA

Setelah data dinyatakan stasioner melalui proses differencing, tahap

selanjutnya adalah mengidentifikasi nilai parameter p dan q pada model ARIMA melalui analisis grafik Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF). Grafik ACF digunakan untuk menentukan nilai q , sedangkan grafik PACF digunakan untuk menentukan nilai p berdasarkan pola autokorelasi pada data hasil differencing pertama



Gambar 4. Plot ACF dan PACF pada Data Stasioner

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa nilai autokorelasi (ACF) dan autokorelasi parsial (PACF) pada lag ke-1 menunjukkan kontribusi yang paling signifikan dibandingkan lag lainnya. Pada grafik ACF, batang lag ke-1 memiliki nilai mendekati 0,5, menandakan adanya korelasi positif yang kuat antara pemakaian air bulan ini dengan bulan sebelumnya. Sementara batang lag ke-2 hingga lag ke-16 memiliki ketinggian yang rendah dan berada dalam batas kepercayaan 95%, sehingga tidak signifikan secara statistik.

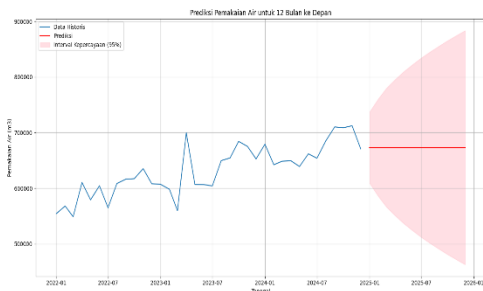
Pada grafik PACF, lag ke-1 menunjukkan nilai sekitar $-0,6$, yang menunjukkan adanya hubungan langsung yang kuat antara pemakaian air saat ini dan bulan sebelumnya, setelah mengontrol pengaruh lag-lag lainnya. Lag-lag selanjutnya juga tidak signifikan karena berada di dalam batas kepercayaan.

Kedua grafik menunjukkan bahwa hanya lag ke-1 yang relevan secara

statistik baik dalam ACF maupun PACF. Ini menjadi dasar dalam pemilihan struktur model ARIMA, yaitu menggunakan satu komponen autoregressive ($p=1$), satu kali differencing ($d=1$), dan satu komponen moving average ($q=1$). Pola ini menunjukkan bahwa model ARIMA atau varian sejenisnya cocok untuk merepresentasikan data pemakaian air bulanan di PDAM Kecamatan Tamalate.

4. Evaluasi Kinerja Model Arima

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk mengetahui sejauh mana ketepatan dan keakuratan model dalam melakukan peramalan terhadap data pemakaian air. Evaluasi ini penting agar model yang digunakan tidak sekadar cocok terhadap data historis, tetapi juga mampu memberikan hasil prediksi yang akurat untuk data masa depan.



Gambar 4. Hasil Prediksi Menggunakan ARIMA

Gambar 4 menunjukkan prediksi pemakaian air tahun 2025 menggunakan model ARIMA, yang dibangun dari data 2022–2024. Garis biru menunjukkan data historis yang fluktuatif namun meningkat, sedangkan garis merah menunjukkan prediksi yang relatif stabil. Area merah muda menampilkan interval kepercayaan 95%, yang semakin melebar seiring waktu, menandakan meningkatnya

ketidakpastian prediksi di bulan-bulan selanjutnya.

Tabel 2. Hasil Prediksi Tahun 2025

Bulan	Tahun	Data Aktual (m ³)	Prediksi (m ³)	Selisih (m ³)
Januari	2025	675000	670922	4078
Februari	2025	680000	670922	9078
Maret	2025	678000	670922	7078
April	2025	677000	670922	6078
Mei	2025	676000	670922	5078
Juni	2025	674000	670922	3078
Juli	2025	670000	670922	-922
Agustus	2025	668000	670922	-2922
September	2025	665000	670922	-5922
Oktober	2025	662000	670922	-8922
November	2025	660000	670922	-10922
Desember	2025	658000	670922	-12922

Berdasarkan nilai-nilai pada Tabel 2, dilakukan perhitungan manual untuk tiga metrik evaluasi yaitu MAE, RMSE, dan MAPE. Langkah-langkahnya dijelaskan sebagai berikut:

a. Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|$$

Dengan total selisih absolut:

$$\begin{aligned} \text{Total} &= 4078 + 9078 + 7078 \\ &\quad + 6078 + 5078 \\ &\quad + 3078 + 922 + 2022 \\ &\quad + 5922 + 8922 \\ &\quad + 10922 + 12922 \end{aligned}$$

$$MAE = \frac{312,000}{12} = 26,049.80 \text{ m}^3$$

b. Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE memperhitungkan kuadrat dari selisih, memberi bobot lebih besar pada kesalahan besar:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}$$

$$\begin{aligned} \text{Total Kuadrat Selisih} &= 4078^2 + 9078^2 \\ &\quad + \dots + (-12922)^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 RMSE &= \sqrt{\frac{16,960,644,000}{12}} \\
 &= \sqrt{1,413,387,000} \\
 &= 37,459.00 \text{ m}^3
 \end{aligned}$$

c. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

MAPE mengukur kesalahan dalam bentuk persentase relatif terhadap data aktual:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right|$$

data satu bulan: $\left| \frac{675000 - 670922}{675000} \right| = \frac{4078}{675000} = 0.00604 \text{ atau } 0.604\%$

Jika dijumlahkan semua dari 12 bulan:

$$\text{Total MAPE} = 49.44\%$$

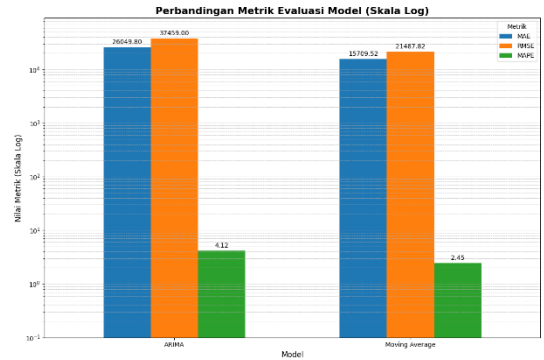
$$MAPE = \frac{49.44}{12} = 4.12\%$$

Tabel 3. Hasil Evaluasi Kinerja Model ARIMA

Metrik	Nilai
Mean Absolute Error (MAE) :	26,049.80
Root Mean Square Error (RMSE) :	37,459.00
Mean Absolute Percentage Error (MAPE):	4.12%

5. Perbandingan ARIMA dengan Moving Average

Untuk menilai keakuratan model peramalan, dilakukan evaluasi terhadap dua metode, yaitu ARIMA dan Moving Average, berdasarkan tiga metrik utama: MAE, RMSE, dan MAPE.



Gambar 5. Perbandingan Metrik Evaluasi Model

MAE: MAE sebesar 26.049,80 m³, sedangkan Moving Average lebih kecil yaitu 15.611,11 m³. Artinya, secara rata-rata, prediksi Moving Average lebih mendekati nilai aktual.

RMSE: Nilai RMSE sebesar 37.459,00 m³, lebih tinggi dari Moving Average yang hanya 21.485,44 m³, menandakan ARIMA lebih sensitif terhadap kesalahan besar.

MAPE: MAPE sebesar 4,12% menunjukkan tingkat akurasi yang sangat baik

D. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang berjudul Prediksi Pemakaian Air Bulanan di PDAM Kecamatan Tamalate Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), dapat disimpulkan bahwa penerapan metode ARIMA berhasil digunakan untuk memodelkan dan meramalkan volume pemakaian air bulanan di wilayah tersebut. Proses dimulai dari pengumpulan data historis, pra-pemrosesan, uji stasioneritas, identifikasi parameter model, hingga evaluasi kinerja model. Hasil analisis menunjukkan bahwa data yang awalnya bersifat non-stasioner dapat ditransformasi melalui proses differencing sehingga memenuhi asumsi

dasar dalam model ARIMA. Dengan demikian, model yang dibangun menjadi valid untuk digunakan dalam peramalan. Tingkat akurasi model ARIMA juga tergolong sangat baik, ditunjukkan oleh nilai evaluasi kinerja model yaitu Mean Absolute Error (MAE) sebesar 26.049,80 m³, Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 37.459,00 m³, dan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) sebesar 4,12%. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model ARIMA memiliki kemampuan prediksi yang akurat dan dapat diandalkan dalam meramalkan pemakaian air bulanan, yang sangat berguna dalam mendukung perencanaan distribusi air oleh PDAM secara efisien dan berbasis data.

Untuk pengembangan penelitian di masa mendatang, disarankan agar periode data historis yang digunakan lebih panjang agar model dapat menangkap pola tren dan musiman secara lebih optimal. Selain itu, penggabungan metode ARIMA dengan pendekatan lain, seperti Long Short-Term Memory (LSTM) atau Hybrid Model, dapat dijadikan alternatif untuk meningkatkan keakuratan dan fleksibilitas model prediksi. Penelitian berikutnya juga sebaiknya mempertimbangkan penambahan variabel eksternal seperti data cuaca, jumlah penduduk, serta tingkat kehilangan air. Penambahan variabel-variabel tersebut dapat memperkaya konteks prediksi dan meningkatkan relevansi model terhadap kondisi riil di lapangan. Dengan pendekatan yang lebih komprehensif, diharapkan hasil prediksi dapat lebih akurat dan aplikatif dalam mendukung pengambilan keputusan di sektor pelayanan publik, khususnya dalam pengelolaan sumber daya air.

E. REFERENSI

- [1] Stephens, G. L., et al. (2020). Earth's water reservoirs in a changing climate. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 476(2236), 20190458. <https://doi.org/10.1098/rspa.2019.0458>
- [2] Arinta, D., Rosyida, F., Arif, M., & Suyadi, S. (2023). Forecasting kebutuhan air beserta nilai ekonomis air di Kota Malang tahun 2023–2027. *Jurnal MIPA dan Pembelajarannya*, 3(1), 45–55. <https://doi.org/10.17977/um067v3i1p45-55>
- [3] Adwait, & Roshni, T. (2023). Mean sea level modelling using the neural network along the Chennai coast. *Journal of Water and Climate Change*, 14(1), 66–82. <https://doi.org/10.2166/wcc.2022.187>
- [4] Kowsigan, M. (2023). Enhanced ARIMA model for water demand forecasting in smart water distribution network. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering (IJISAE)*, 2023(3), 598–610. Retrieved from <http://www.ijisae.org>
- [5] James, A., & Tripathi, V. (2021). Time series data analysis and ARIMA modeling to forecast the short-term trajectory of the acceleration of fatalities in Brazil caused by the coronavirus (COVID-19). *PeerJ*, 9, e11748. <https://doi.org/10.7717/peerj.11748>
- [6] Defiyanti, S., et al. (2024). Optimasi pertanian padi: Peramalan curah hujan berbasis ARIMA. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 11(6), 1377–1384. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024>

118682

- [7] Nurani, A. T., Setiawan, A., & Susanto, B. (2023). Perbandingan kinerja regresi decision tree dan regresi linear berganda untuk prediksi BMI pada dataset asthma. *Jurnal Sains dan Edukasi Sains*, 6(1), 34–43. <https://doi.org/10.24246/juses.v6i1.p34-43>
- [8] Lattifia, T., Buana, P. W., & Rusjyanthi, N. K. D. (2022). Model prediksi cuaca menggunakan metode LSTM. *JITTER: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Komputer*, 3(1)
- [9] Almumtazah, N., Azizah, N., Putri, Y. L., & Novitasari, D. C. R. (2021). Prediksi jumlah mahasiswa baru menggunakan metode regresi linier sederhana. *Jurnal Ilmiah Matematika dan Terapannya*, 18(1), 31–40. <https://doi.org/10.22487/2540766x.2021.v18.i1.15465>
- [10] Adiguno, S., Syahra, Y., & Yetri, M. (2022). Prediksi peningkatan omset penjualan menggunakan metode regresi linier berganda. *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, 1(4), 275. <https://doi.org/10.53513/jursi.v1i4.5331>
- [11] Erdin. (2020). Peramalan jumlah penyediaan air bersih oleh Perusahaan Daerah Air Minum (PDAM) terhadap masyarakat di Kabupaten Gowa tahun 2020 dengan metode ARIMA (pp. 1–87). [Skripsi, Universitas]. Arima,” pp. 1–87, 2020.