

Model Time Series untuk Meramalkan Tingkat Kemiskinan di Aceh

Safwandi¹, Zefri Maulana²

^{1,2} Fakultas Ekonomi dan Bisnis Islam IAIN Langsa

¹ safwandi@iainlangsa.ac.id

² zefrimaulana@iainlangsa.ac.id

Abstract

Poverty tends to occur in developing countries, including Indonesia. Poverty is a complex problem and requires a comprehensive approach in efforts to eradicate it. Handling poverty must be carried out appropriately and cover various aspects of people's lives. The negative impacts of poverty not only affect people's welfare, but also hinder economic development in the long term. Poverty has a negative effect on the economy and social welfare. To determine the prediction of poverty levels, one approach that can be taken is a time series model (time series). In this research, method Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) is used for analysis and forecasting poverty levels. So that it can provide insight into poverty behavior and take appropriate steps both in controlling and alleviating poverty. ARIMA is a time series forecasting method that is suitable for forecasting various variables quickly, simply, cheaply and accurately. The research results show that the poverty rate for the next three years (2024-2026) is 14.17%, 13.93% and 13.72%, respectively. The ARIMA model is proven to be able to provide fairly accurate predictions and follow actual trends, making it useful for forecasting. The ARIMA(1,1,1) model can be used as a reference for future forecasting. The process of forecasting poverty levels does not only focus on predicting statistical figures, but also includes an in-depth analysis of the factors that cause poverty and the economic dynamics that influence it. This allows the government to develop policies that are more effective and responsive to social and economic changes occurring in society.

Keywords: Time Series, ARIMA, Poverty Level

Abstrak

Kemiskinan cenderung terjadi di negara-negara berkembang, termasuk Indonesia. Kemiskinan adalah masalah yang kompleks dan memerlukan pendekatan yang komprehensif dalam upaya pengentasannya. Penanganan kemiskinan harus dilakukan secara tepat dan mencakup berbagai aspek kehidupan masyarakat. Dampak negatif dari kemiskinan tidak hanya mempengaruhi kesejahteraan masyarakat, tetapi juga menghambat pembangunan ekonomi dalam jangka panjang. Kemiskinan memiliki efek buruk terhadap perekonomian dan kesejahteraan sosial. Untuk mengetahui peramalan tingkat kemiskinan, salah satu pendekatan yang dapat dilakukan adalah dengan model deret waktu (*time series*). Dalam penelitian ini, metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) digunakan untuk analisis dan meramalkan

tingkat kemiskinan. Sehingga dapat memberikan wawasan tentang perilaku kemiskinan dan mengambil langkah-langkah yang tepat baik dalam pengendalian dan pemberantasan kemiskinan. ARIMA adalah metode peramalan deret waktu yang cocok untuk meramalkan berbagai variabel secara cepat, sederhana, murah, dan akurat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat kemiskinan untuk tiga tahun ke depan (2024-2026) berturut-turut sebesar 14,17%, 13,93%, dan 13,72%. Model ARIMA terbukti dapat memberikan prediksi yang cukup akurat dan mengikuti tren aktual, sehingga berguna untuk peramalan. Model ARIMA(1,1,1) dapat digunakan sebagai referensi untuk peramalan di masa mendatang. Proses peramalan tingkat kemiskinan tidak hanya berfokus pada prediksi angka-angka statistik, tetapi juga mencakup analisis mendalam terhadap faktor-faktor penyebab kemiskinan serta dinamika ekonomi yang mempengaruhinya. Ini memungkinkan pemerintah untuk mengembangkan kebijakan yang lebih efektif dan responsif terhadap perubahan sosial dan ekonomi yang terjadi di masyarakat.

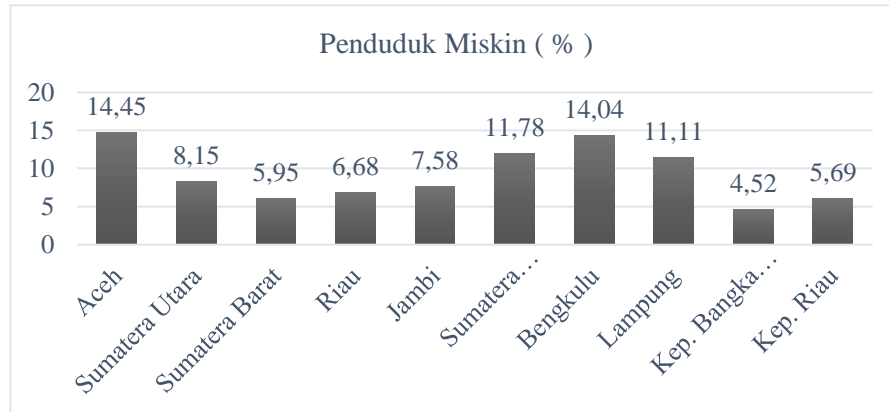
Kata Kunci: Time Series, ARIMA, Tingkat Kemiskinan

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara yang memiliki sangat beragam kekayaan sumber daya alam dan manusia yang melimpah dan berpengaruh terhadap perekonomian global (Ula, 2024), tak terkecuali Provinsi Aceh yang meskipun tengah menghadapi permasalahan pembangunan ekonomi pasca konflik. Pembangunan di Aceh telah menunjukkan hasil yang nyata yang dirasakan oleh masyarakat. Kegiatan perekonomian semakin meningkat dengan dukungan pemerintah melalui penyediaan sarana dan prasarana yang lebih baik (Kismawadi, 2024b). Kesejahteraan masyarakat pun meningkat, serta kebutuhan dasar seperti pendidikan dan kesehatan semakin tercukupi. Namun, masih banyak masalah yang harus dihadapi, terutama terkait dengan tingkat kemiskinan, pengangguran, dan kesenjangan lainnya (Jannah et al., 2024). Kemiskinan adalah masalah yang terus menjadi sorotan, terutama di negara-negara berkembang. Sebagai masalah sosial, kemiskinan selalu relevan untuk diteliti dan dikaji secara berkelanjutan (M. Sari et al., 2019). Dalam Islam, kemiskinan adalah kenyataan yang telah ditetapkan oleh Allah sebagai bagian dari kehidupan di dunia ini dan merupakan bentuk keadilan-Nya. Allah memberikan rezeki kepada hamba-hamba-Nya dengan ketentuan yang adil, sesuai dengan kondisi dan kehormatan masing-masing individu (Setiawan & Jamaliah, 2023).

Pada bulan Maret 2023 data menunjukkan bahwa tingkat kemiskinan di Indonesia menunjukkan variasi yang signifikan antar provinsi. Provinsi Papua, yang terletak di wilayah timur Indonesia, menghadapi tantangan yang besar dengan tingkat kemiskinan

mencapai 26,03 persen, merupakan yang tertinggi di antara semua provinsi yang berada di wilayah Indonesia (BPS, 2024).



Sumber: Badan Pusat Statistik (2024)

Gambar 1. Tingkat Kemiskinan di Sumatera Maret 2023

Sementara itu, Provinsi Aceh, yang juga berada di wilayah timur Indonesia, menempati peringkat keenam tertinggi dengan tingkat kemiskinan yang juga cukup signifikan. Perbedaan ini mencerminkan tantangan yang berbeda-beda dalam upaya mengatasi kemiskinan di berbagai wilayah Indonesia.

Aceh memiliki tingkat kemiskinan tertinggi di antara provinsi-provinsi di Pulau Sumatera. Meskipun telah terjadi penurunan jumlah penduduk miskin, Aceh masih masuk dalam kategori penduduk termiskin di Sumatera. Meskipun presentase penurunan kemiskinan di Aceh termasuk di antara yang tertinggi keenam di Indonesia, provinsi ini tetap menduduki peringkat pertama sebagai provinsi dengan jumlah penduduk miskin terbanyak di Sumatera.

Kemiskinan dapat menimbulkan sejumlah masalah, termasuk pertumbuhan ekonomi yang melambat dan meningkatkan tingkat inflasi (Chrisharja & Hapsi, 2023). Kedua masalah ini seringkali berkontribusi terhadap kesulitan masyarakat dalam memenuhi kebutuhan hidup sehari-hari (Baihaqi et al., 2023). Kemiskinan sendiri adalah masalah yang kompleks dan memerlukan pendekatan yang komprehensif dalam upaya pengentasannya (Yuliansyah, 2022). Oleh karena itu, penanganan kemiskinan harus dilakukan secara tepat dan mencakup berbagai aspek kehidupan masyarakat. Kemiskinan dapat menimbulkan efek yang kurang baik terhadap kesejahteraan masyarakat dan pembangunan ekonomi dalam jangka panjang. Kemiskinan adalah masalah yang berdampak buruk kepada perekonomian dan masyarakat (Primandari, 2018).

Berdasarkan analisis kuantitatif pada runtun waktu tingkat kemiskinan sangat

menarik mengetahui informasi di masa mendatang melalui metode peramalan time series sehingga dapat menjadi upaya pengendalian ataupun pencegahan bagi pemangku kebijakan (Hamid et al., 2019) (Kismawadi, 2024a). Peramalan time series merupakan suatu metode analisis data yang ditunjukkan untuk melakukan estimasi maupun peramalan pada masa yang akan datang (Hariadi, 2021). Dalam peramalan time series, proses estimasi dan hasil peramalan dapat diperoleh dengan baik melalui penggunaan data yang cukup banyak dan diamati dalam periode waktu yang relatif panjang. Dengan memiliki data historis yang lengkap dan berkelanjutan dapat mengidentifikasi pola, tren, dan fluktuasi yang ada dalam deret waktu tersebut. Informasi-informasi ini sangat penting untuk membangun model peramalan yang akurat .

Untuk mendapatkan informasi-informasi yang dibutuhkan, metode yang digunakan adalah *Autoregressive Interated and Moving Average (ARIMA)*. Karena metode ARIMA merupakan suatu metode statistik yang cocok digunakan untuk meramalkan sejumlah variabel dengan cepat dan akurat karena hanya membutuhkan data variabel yang akan diramalkan (Safwandi, 2023).

Metode ARIMA menggunakan pendekatan iteratif dalam identifikasi model yang sesuai untuk deret waktu yang diamati (Hartati, 2017). Proses iteratif dalam ARIMA memungkinkan penyesuaian dan pengujian berulang terhadap model yang diusulkan, sehingga hasil peramalan dapat diperoleh dengan tingkat akurasi yang lebih baik. Dengan menggabungkan analisis historis dan evaluasi terhadap model yang diajukan, ARIMA menjadi salah satu metode yang populer dan efektif dalam peramalan time series.

Untuk mendapat laju kemiskinan tidak cukup hanya dengan mengandalkan informasi saat ini saja. Informasi histori tingkat kemiskinan harus juga diketahui. Dari informasi-informasi yang ada dapat mengembangkan sebuah metode yang mampu menggambarkan sifat-sifat dari laju kemiskinan tersebut (Hartati, 2017). Informasi mengenai laju kemiskinan ini dapat disusun sedemikian rupa sehingga membentuk serangkaian data yang mencerminkan kondisi kemiskinan pada waktu sekarang. Dengan menggunakan metode ARIMA dapat melakukan peramalan terhadap laju kemiskinan di masa depan (Prasetyono & Anggraini, 2021).

Proses ini dikenal sebagai peramalan runtun waktu (*time-series forecasting*), di mana kita memanfaatkan data historis tentang laju inflasi untuk mengidentifikasi pola, tren, dan fluktuasi yang mungkin terjadi di masa mendatang (Hamid et al., 2017) (Rizki,

2023). Dengan demikian, peramalan time-series memungkinkan kita untuk memprediksi atau memperkirakan tingkat inflasi di masa depan berdasarkan analisis dari data-data yang telah ada. Metode ini sangat berguna dalam membantu perencanaan ekonomi dan pengambilan keputusan terkait kebijakan moneter serta kebijakan ekonomi lainnya (Dinarjito, 2022).

Metode ini dapat menjadi pilihan dalam melakukan peramalan terhadap peristiwa-peristiwa yang akan terjadi dengan mempertimbangkan historis dari kumpulan data dan memproyeksikannya dengan bentuk model matematis (Kismawadi, 2024a). Peramalan tingkat kemiskinan sangat penting untuk memperkirakan kondisi masa depan, sehingga langkah-langkah antisipatif dapat diambil dengan cepat jika terjadi peningkatan (Prasetyono & Anggraini, 2021). Dengan melakukan peramalan ini, pemerintah dan stakeholder terkait dapat mempersiapkan solusi yang tepat untuk mengatasi kemungkinan kenaikan tingkat kemiskinan. Hal ini memungkinkan adanya respons yang lebih efektif dan efisien dalam menghadapi tantangan ekonomi, sehingga upaya untuk menjaga stabilitas sosial dan meningkatkan kesejahteraan masyarakat dapat dilakukan secara lebih tepat waktu (Kismawadi et al., 2024).

Metode *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) telah diaplikasikan pada permasalahan ekonomi yang bertujuan untuk memodelkan dan memprediksi keadaan di masa yang akan datang. Dalam analisis peramalan tingkat kemiskinan di Indonesia menggunakan model ARIMA, hasil penelitian menunjukkan bahwa model ARIMA berhasil menghasilkan nilai peramalan yang baik untuk tingkat kemiskinan di berbagai wilayah, termasuk Perkotaan, Pedesaan, maupun secara Nasional (Prasetyono & Anggraini, 2021). Hal ini menandakan bahwa model ARIMA efektif dalam memprediksi perubahan tingkat kemiskinan dengan akurasi yang memadai, sehingga dapat memberikan panduan yang berguna bagi perencanaan kebijakan dan strategi pengentasan kemiskinan di berbagai tingkat geografis di Indonesia (Prasetyono & Anggraini, 2021). Kebaikan model ARIMA telah ditunjukkan dalam tesisnya telah melakukan peramalan tingkat kemiskinan di Sumatera Utara menggunakan metode ARIMA dengan memperoleh tingkat akurasi yang baik dalam peramalan.

Dalam penelitian ini pendekatan ARIMA diterapkan untuk melakukan peramalan tingkat kemiskinan di Aceh, Indonesia. Penggunaan model ARIMA dalam peramalan tidak hanya membantu dalam merencanakan kebijakan yang lebih efektif dan tepat sasaran, tetapi juga mendukung upaya untuk mengurangi tingkat kemiskinan di Provinsi Aceh dalam jangka waktu yang lebih panjang.

Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan informasi yang sangat berharga bagi pemangku kebijakan. Dengan menggunakan pendekatan ini, pemangku kebijakan dapat memperoleh perkiraan yang lebih akurat tentang kondisi tingkat kemiskinan dan di Aceh dan perkembangan kemiskinan dalam beberapa tahun ke depan.

METODE

Peramalan merupakan metode statistik yang sangat penting dalam proses pengambilan keputusan. Tujuan utamanya adalah untuk memprediksi atau memperkirakan apa yang akan terjadi di masa depan berdasarkan data historis yang tersedia. Salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam peramalan adalah metode time series, di mana estimasi masa depan dilakukan berdasarkan pola atau informasi dari data masa lalu. Konsep dasar dari metode ini adalah memanfaatkan deret waktu atau time series, yang merupakan rangkaian data yang terorganisir berdasarkan waktu, untuk mengidentifikasi pola, tren, dan siklus yang ada dalam data tersebut (Hasri, 2020).

Metode peramalan yang digunakan, seperti *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) atau sering disebut metode Box-Jenkins, telah dikembangkan secara mendalam oleh George Box dan Gwilym Jenkins pada tahun 1976. Metode ini digunakan untuk menganalisis deret waktu, melakukan peramalan, dan pengendalian proses. Metode auto regressive (AR) pertama kali diperkenalkan oleh Yule pada tahun 1927, sementara metode moving average (MA) pertama kali digunakan oleh Slutsky pada tahun 1937. Konsep dasar dari ARIMA, yang menggabungkan kedua pendekatan tersebut, diperluas secara teoritis oleh Wold pada tahun 1938. Wold mengembangkan dasar-dasar teoritis untuk proses ARMA (Auto Regressive Moving Average) yang mencakup identifikasi, prosedur penaksiran, dan perluasan untuk mencakup proses musiman serta proses nonstasioner yang sederhana, dikenal sebagai ARIMA. Menurut Makridakis, Wheelwright, dan McGee (2002), pemahaman dan penerapan metode ARIMA untuk analisis deret waktu univariat telah mencapai kesepakatan yang efektif. Metode ARIMA ini sangat berguna dalam memodelkan dan meramalkan data deret waktu dengan mempertimbangkan pola, tren, dan komponen musiman yang ada dalam data historis.

Notasi dalam metode ARIMA sering menggunakan operator backshift. Operator ini dilambangkan dengan B, mewakili pergeseran satu periode waktu ke belakang dalam deret waktu. Secara umum, notasi ini didefinisikan sebagai berikut:

$$B^k Y_t = Y_{t-k} \quad (1)$$

dimana:

B = operator *backshift* yang menggeser nilai dari waktu t ke waktu $t - 1$.

B^k = menunjukkan operator backshift yang diterapkan sebanyak k kali, artinya $B^k Y_t$ adalah nilai Y_t yang telah digeser ke belakang sebanyak k kali.

Y_t = nilai dalam deret waktu pada waktu t .

Y_{t-k} = nilai dalam deret waktu pada waktu $t - k$, yang merupakan hasil dari k kali penggunaan operator backshift B .

Notasi ini memungkinkan untuk menyatakan hubungan antara nilai-nilai dalam deret waktu dengan cara yang lebih ringkas dan efisien dalam konteks peramalan dengan menggunakan metode ARIMA.

Operator B dapat diperluas definisinya menjadi diferensi $(1 - B)$. Jika Y_t dikalikan dengan $(1 - B)$ maka akan diperoleh persamaan berikut:

$$(1 - B)Y_t = Y_t - BY_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (2)$$

Perlu diingat bahwa B bukanlah suatu bilangan, sehingga $(1 - B)$ juga bukan suatu bilangan tertentu namun merupakan suatu operator.

Proses *Autoregressive* (AR)

AR (p)

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)Y_t = \delta + \varepsilon_t \quad (3)$$

dimana:

δ = nilai konstan

ϕ_p = parameter *auto regressive*

ε_t = nilai *error* pada saat t

Proses *Moving Average* (MA)

MA (q)

$$Y_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q)\varepsilon_t \quad (4)$$

$$Y_t = \mu + \theta_q(B)\varepsilon_t \quad (5)$$

dimana:

μ = nilai konstan

θ_q = parameter *moving average*

ε_t = nilai *error* pada saat t

Proses ARIMA

Berdasarkan AR (1) dan MA (1) akan diperoleh bentuk umum sebagai berikut:

ARMA (1,1)

$$Y_t = \mu + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (7)$$

$$(1 - \phi_1 B)Y_t = \mu + (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t \quad (8)$$

Jika non-stasioneritas ditambahkan pada campuran proses ARMA, maka model umum ARIMA (p,d,q) terpenuhi. Persamaan sederhana untuk AR (1) MA (1) dan *differencing* $(1 - B)$ atau ARIMA (1,1,1) adalah sebagai berikut:

$$(1 - B)(1 - \phi_1 B)Y_t = \mu + (1 - \theta_1 B)\varepsilon_t \quad (9)$$

Mengidentifikasi Model ARIMA

Autocorrelation Function (ACF) Proses Autoregressive (AR)

Untuk menentukan persamaan autokorelasi *Autoregressive* (p) hal pertama yang dilakukan adalah dengan mengalikan AR (1) dengan Y_{t-k} pada kedua sisi persamaan, dan untuk menyederhanakan masalah maka δ dianggap nol kemudian dicari nilai ekspektasinya sebagai berikut:

$$E[Y_{t-k}Y_t] = E[\phi_1 Y_{t-k}Y_{t-1}] + E[\phi_2 Y_{t-k}Y_{t-2}] + \dots + E[\phi_p Y_{t-k}Y_{t-p}] + E[Y_{t-k}\varepsilon_t] \quad (10)$$

$$\gamma_k = \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p}, k > 0 \quad (11)$$

dimana $E[Y_{t-k}Y_t] = 0$ untuk $k > 0$ kemudian membagi persamaan di atas dengan γ_0 , sehingga diperoleh:

$$\frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \phi_p \gamma_{k-p}}{\gamma_0} \quad (12)$$

$$\rho_k = \phi_1 \rho_{k-1} + \phi_2 \rho_{k-2} + \dots + \phi_p \rho_{k-p}, k > 0 \quad (13)$$

Persamaan di atas merupakan persamaan *Autocorrelation* untuk *Autoregressive* (p) .

Autocorrelation Function (ACF) Proses Moving Average (MA)

Untuk mencari persamaan *Autocorrelation*, persamaan *Moving Average* (q) dikalikan dengan Y_{t-k} , selanjutnya dicari nilai ekspektasinya sebagai berikut:

$$E[Y_{t-k}Y_t] = E[(\varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q})(\varepsilon_{t-k} - \theta_1 \varepsilon_{t-1-k} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q-k})] \quad (14)$$

sehingga, secara umum untuk $k = k$ diperoleh persamaan berikut:

$$\gamma_k = (-\theta_k + \theta_1 \theta_{k+1} + \dots + \theta_{q-k} \theta_q) \sigma_\varepsilon^2 \quad (15)$$

sehingga,

MA (q)

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{(-\theta_k + \theta_1\theta_{k+1} + \dots + \theta_{q-k}\theta_q)\sigma_\varepsilon^2}{(1 - \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2)\sigma_\varepsilon^2}, k = 1, \dots, q \quad (16)$$

Partial Autocorrelation Function (PACF) Proses Auto Regressive (AR)

Selain *Autocorrelation function (ACF)*, *partial Autocorrelation function (PACF)* digunakan secara bersama-sama untuk mengidentifikasi model ARMA dari suatu data *time series*. *Partial auto correlation* mengukur tingkat keeratan antara Y_t dan Y_{t-k} , dengan asumsi pengaruh *time lag* 1,2,3,..., dan seterusnya sampai k-1 dianggap terpisah. Persamaan di bawah ini memperlihatkan bahwa koefisien yang terakhir dari masing-masing persamaan $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_{m-1}$ merupakan koefisien auto korelasi parsial. Ini berarti notasi $\hat{\phi}_m$ adalah m buah koefisien auto korelasi parsial yang pertama untuk *time series* tersebut.

$$Y_t = \hat{\phi}_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (17)$$

$$Y_t = \hat{\phi}_1 Y_{t-1} + \dots + \hat{\phi}_{m-1} Y_{t-m+1} + \hat{\phi}_m Y_{t-m} \varepsilon_t \quad (18)$$

Berdasarkan definisi $E(Y_t Y_{t-1}) = \gamma_1$, $E(\hat{\phi}_1 Y_{t-1} Y_{t-1}) = \gamma_0$ dan $E(Y_{t-1} \varepsilon_t) = 0$

Karena $\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$, operasi di atas dapat diperluas dengan cara mengalikan kedua ruas dengan Y_{t-k} , kemudian dihitung nilai ekspektasinya yang merupakan nilai kovariansi. Selanjutnya dengan

membagi terhadap γ_0 , diperoleh sekumpulan persamaan Yule Walker yang dapat digunakan untuk mencari nilai-nilai $\hat{\phi}_1, \hat{\phi}_2, \dots, \hat{\phi}_{m-1}$ dan $\hat{\phi}_m$. Nilai-nilai ini dapat $\rho_1 = \phi_1 \rho_0 + \phi_2 \rho_1 + \dots + \phi_p \rho_{p-1}$ digunakan untuk menduga nilai-nilai autokorelasi $\rho_k = \phi_1 \rho_{p-1} + \phi_2 \rho_{p-2} + \dots + \phi_p \rho$ parsial sampai time lag m . Selanjutnya diperoleh: dimana ρ_1, \dots, ρ_p adalah auto korelasi teoritis sampai lag ke p , sedangkan ϕ_1, \dots, ϕ_p adalah p koefisien AR (*auto regressive*) dari proses AR (p).

Partial Autocorrelation Function (PACF) Proses Moving Average (MA)

PACF merupakan gabungan dari fungsi menyeluruh secara eksponensial dan atau fungsi sinus meluruh tergantung pada akar-akar dari:

$$C(z) = 1 + b_1 z + b_2 z^2 + \dots + b_q z^q \quad (20)$$

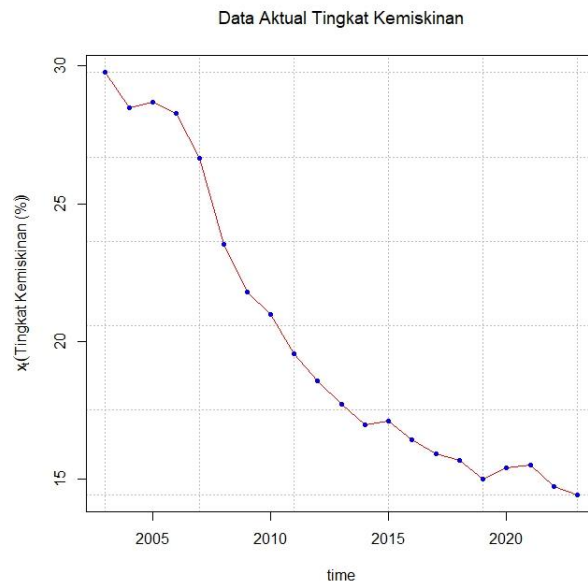
Dalam proses penerapan model arima dapat dilakukan dengan langkah-langkah seperti tabel 1.

Tabel 1. Langkah-langkah dalam penerapan ARIMA yaitu:

No	Tahap Penerapan	Deskripsi
1	Identifikasi Model	Model ARIMA hanya bisa diterapkan pada deret waktu yang stasioner. Oleh karena itu, langkah pertama adalah memeriksa apakah data deret waktu tersebut sudah stasioner atau tidak. Jika data deret waktu belum stasioner, langkah selanjutnya adalah melakukan pembedaan (<i>differencing</i>) untuk membuat data tersebut menjadi stasioner.
2	Identifikasi ACF dan PACF	Di samping menentukan nilai d , pada tahap ini juga ditentukan berapa jumlah nilai lag residual (q) dan nilai lag dependen (p) yang digunakan dalam model. Alat utama yang digunakan untuk mengidentifikasi q dan p adalah ACF dan PACF (<i>Partial Autocorrelation Function</i> /Koefisien Autokorelasi Parsial), dan <i>correlogram</i> yang menunjukkan plot nilai ACF dan PACF terhadap lag. Koefisien auto korelasi parsial mengukur tingkat keeratan hubungan antara X_t dan X_{t-k} , sedangkan pengaruh dari <i>time lag</i> 1, 2, 3, ..., $k-1$ dianggap konstan.
3	Penentuan Model ARIMA terbaik.	Dari hasil identifikasi stasioneritas dan identifikasi ACF dan PACF maka akan diperoleh beberapa alternatif model ARIMA. Langkah berikutnya adalah melakukan estimasi parameter <i>auto regressive</i> dan <i>moving average</i> yang tercakup dalam model.
4	<i>Diagnostic Checking</i>	Setelah melakukan estimasi dan mendapatkan penduga parameter, agar model sementara dapat digunakan untuk peramalan, perlu dilakukan uji kelayakan terhadap model tersebut. Tahap ini disebut <i>diagnostic checking</i> , di mana pada tahap ini diuji apakah spesifikasi model sudah benar atau tidak.
5	Peramalan/ <i>Forecasting</i>	Model terbaik diperoleh setelah melawati tahap pengujian diagnostik, selanjutnya peramalan dapat dilakukan. Dalam berbagai kasus, peramalan dengan metode ini lebih dipercaya daripada peramalan yang dilakukan dengan model tradisional.

HASIL DAN PEMBAHASAN

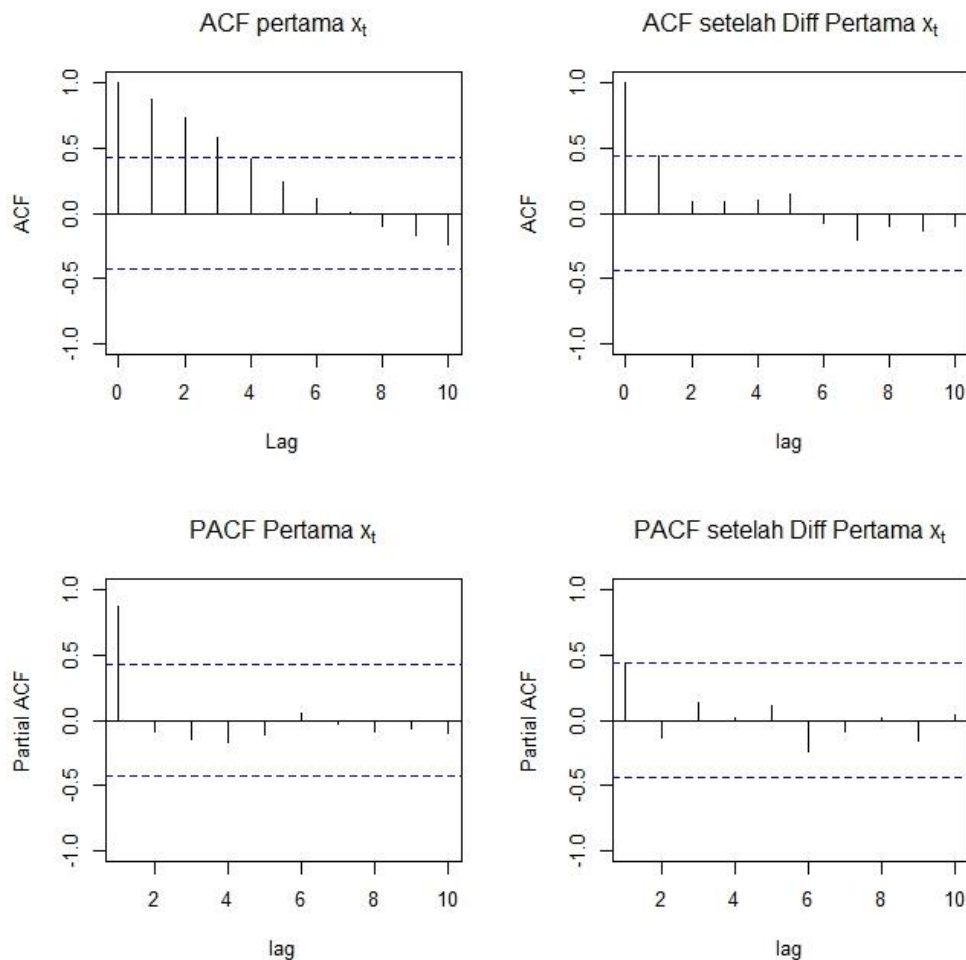
Studi kasus dilakukan pada tingkat persentase kemiskinan di Aceh. Data yang digunakan dari tahun 2003 sampai dengan 2023. Data didapat dari Badan Pusat Statistik Aceh. Berikut diberikan grafik dari data aktual kemiskinan.



Gambar 2. Data Aktual Tingkat Kemiskinan

Setelah data aktual diperoleh selanjutnya diterapkan model ARIMA sesuai dengan langkah-langkah pada penerapan metode ARIMA. Pada tahap pertama yaitu mengidentifikasi model. Data aktual akan diuji stationeritas dengan menggunakan metode Ljung-Box pada tingkat level. Pada uji stationeritas pertama data menunjukkan belum stationer karena nilai kritis $\alpha = 0.05$ lebih dari $p - \text{value} = 1.001e-08$, alternatif data yang stationer dimana nilai $p - \text{value} > \alpha$. Disamping itu, pengujian uji ADF diperoleh $p - \text{value} = 0.9286$ menunjukkan data tidak stationer. Hal ini berarti perlu dilakukan *differencing* agar data menjadi stasioner. Setelah dilakukan *differencing* pertama, maka menunjukkan nilai uji ADF sebesar 0.0296 sehingga data sudah stationer pada *differencing* pertama.

Untuk tahap selanjutnya dapat dilakukan dengan mengidentifikasi ACF dan PACF melalui *correlelogram*. Berikut disajikan corelogram baik pada uji stationeritas pertama maupun uji stationeritas setelah *differencing* pertama.



Gambar 3. Data ACF & PACF Pertama dan Differencing Pertama

Berdasarkan gambar 3., data pada kolom *ACF* dan *PACF* sudah menunjukkan pilihan model *Autoregressive* (AR), namun dengan mempertimbangkan uji stationer pada level pertama maka diperlukan *differencing* pertama. Pola data yang diberikan hasil pengujian dengan metode Ljung Box adalah stationer pada differencing pertama demikian halnya dengan identifikasi correlogram. Dengan demikian dapat digunakan untuk menentukan ordo maksimal $AR(p)$ dan $MA(q)$ pada differencing(d) pertama. Dari *PACF* (*Partial Correlation*) tersebut ternyata periode *time lag* pertama keluar dari garis batas (mulai menurun nilainya mendekati nol setelah *lag* pertama). Sedangkan pada kolom *ACF* (*Auto Correlation*) digunakan untuk menentukan $MA(q)$. Dari *ACF* (*Auto Correlation*) ternyata periode *time lag* pertama juga yang keluar dari garis batas (mulai menurun nilainya mendekati nol setelah *lag* pertama). Oleh karena itu ada (enam) kemungkinan model dapat dipilih untuk menentukan model $ARIMA(p,d,q)$ terbaik, antara lain: $(1,1,1)$, $(0,1,1)$, $(1,1,0)$, $(1,0,1)$, $(0,0,1)$, dan $(1,1,0)$.

Masing-masing model dapat ditunjukkan nilai *Aikake Info Creterion* menurut tabel 2. berikut.

Tabel 2. Penentuan AIC untuk Model Terbaik

MODEL	(1,1,1)	(0,1,1)	(1,1,0)	(1,0,1)	(0,0,1)	(1,1,0)
AIC	53.26117	53.18759	51.45462	64.00431	111.91446	73.41893

Dari tabel 2. Dipilih model (1,1,1), (0,1,1) dan (1,1,0) sebagai model. Untuk memperoleh model terbaik dengan menentukan *test of coefficient* dengan taraf signifikansi setiap model yaitu $\alpha = 0.05$ dapat ditunjukkan pada tabel 3., dimana AR1 dan MA1 berturut-turut untuk model (0,1,1) dan (1,1,0) yang signifikan. Sedangkan untuk model Arima (1,1,1) maka AR1 yang signifikan. Ketiga model tersebut sangat mungkin digunakan untuk melakukan peramalan.

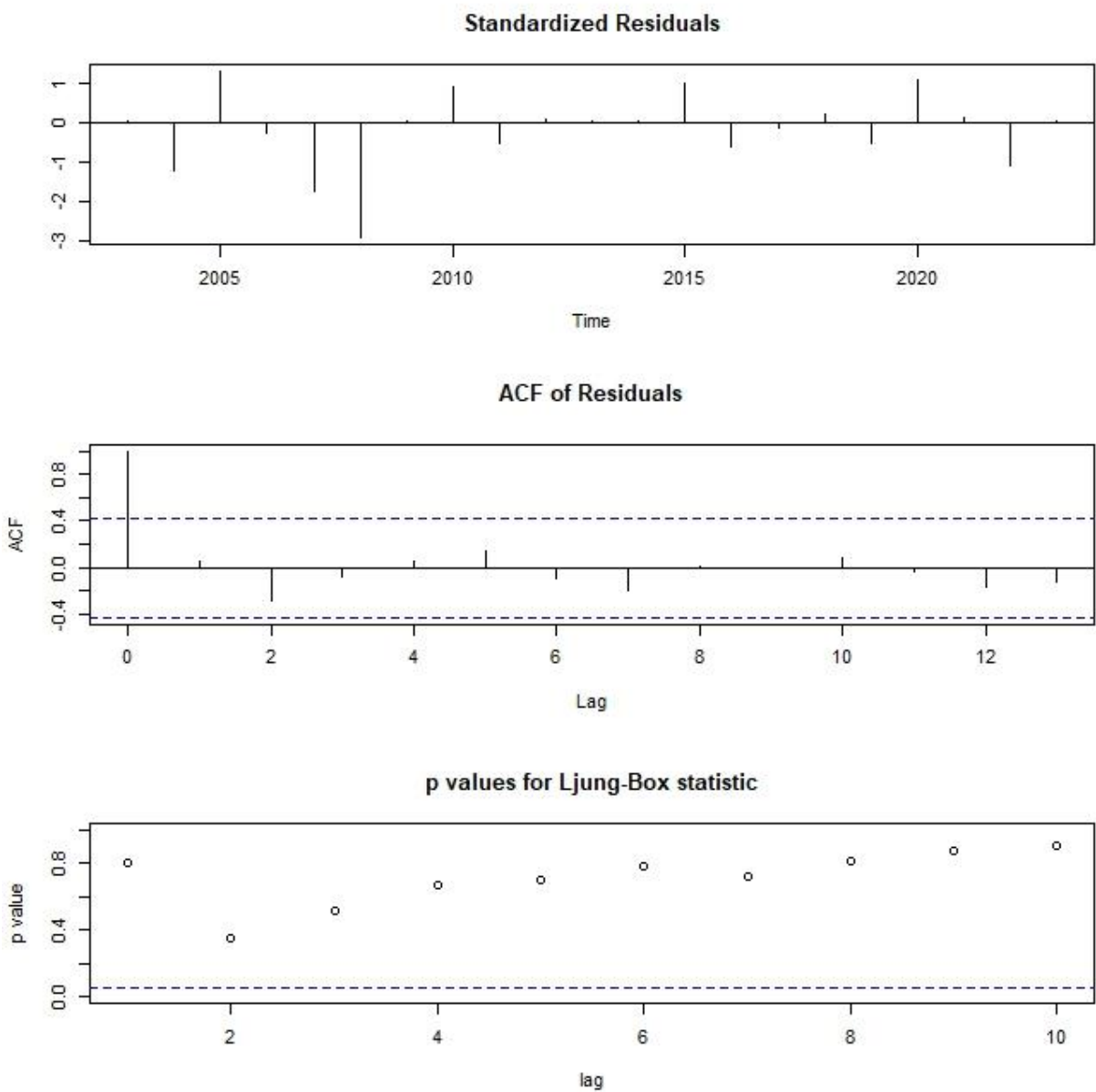
Tabel 3. Estimasi uji signifikansi koefisien model

MODEL	(1,1,1)	(0,1,1)	(1,1,0)
AR1	6.713e-06 ***		4.964e-06 ***
MA1	0.3841	4.413e-06 ***	

Tabel 4. Nilai RMSE dan MAE masing-masing model

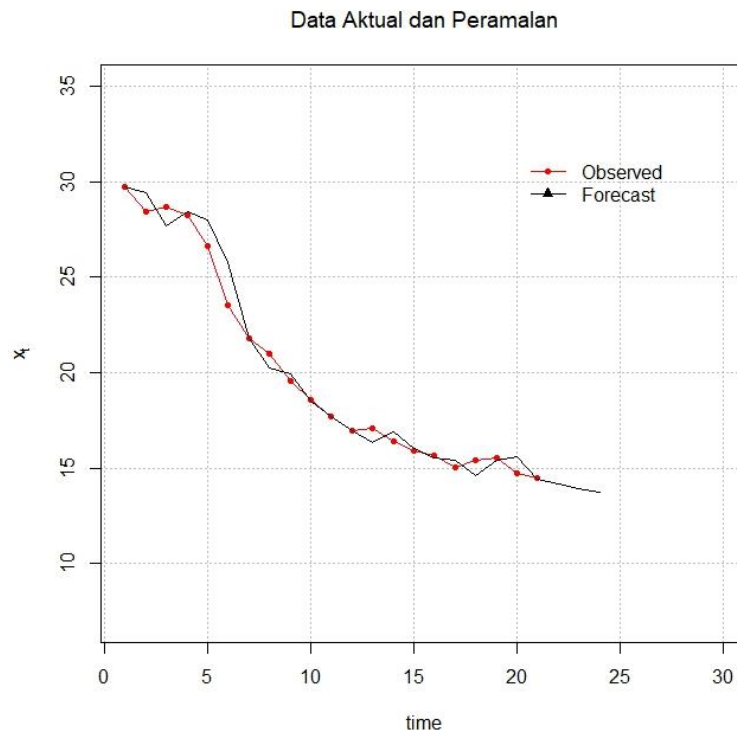
MODEL	(1,1,1)	(0,1,1)	(1,1,0)
RMSE	0.7560057	0.7857514	0.7605789
MAE	0.5120953	0.6185308	0.580866

Model ARIMA (1,1,1) dicoba modelkan di dalam penelitian ini karena dengan pertimbangan AIC, RMSE dan MAE tidak jauh berbeda dengan model ARIMA (0,1,1) dan (1,10). Maka model ARIMA(1,1,1) dapat dijadikan model untuk meramalkan tentang tingkat kemiskinan di Aceh. Uji residual yang dihasilkan memungkinkan melakukan peramalan dengan ARIMA(1,1,1).



Gambar 4. Residual, Residual ACF dan Ljung-Box

Pada gambar 4. terlihat bahwa Ljung-Box sangat di atas garis kritis. Hal ini model (1,1,1) dapat digunakan untuk melakukan forecasting. Maka tahap terakhir dapat dilakukan peramalan. Peramalan sangat berguna untuk mengetahui nilai masa depan yang menunjukkan tingkat kemiskinan yang akan terjadi di Provinsi Aceh.



Gambar

5. Grafik Data Aktual vs Peramalan

Pada Gambar 5. merupakan grafik perbandingan antara data aktual dari tingkat kemiskinan dan hasil peramalan. Adapun hasil peramalan dari model ARIMA (1,1,1) menunjukkan bahwa data pergerakan kemiskinan untuk 3 tahun ke depan adalah 14,17%, 13,93% dan 13,72%.

Metode yang terbaik untuk meramal tingkat kemiskinan adalah metode ARIMA (1,1,1), artinya, salah satu metode peramalan yang baik digunakan untuk meramalkan tingkat kemiskinan adalah menggunakan ARIMA. Hal ini terlihat dari hasil estimasi yang diberikan. Hal ini juga sesuai dengan hasil penelitian terdahulu (Rinaldo, dkk) yang menyatakan bahwa metode ARIMA *Box-Jenkins* adalah metode deret waktu linear terbaik untuk Analisis peramalan tingkat kemiskinan dengan menggunakan model ARIMA telah menunjukkan hasil yang sangat baik. Penelitian ini membuktikan bahwa model ARIMA mampu menghasilkan prediksi yang akurat terkait tingkat kemiskinan di berbagai wilayah di Indonesia, baik di kawasan perkotaan, pedesaan, maupun secara nasional. Dengan menggunakan data historis, model ini berhasil memetakan dan memproyeksikan pola perubahan tingkat kemiskinan di masa mendatang. Keberhasilan model ARIMA dalam memberikan estimasi yang tepat ini menjadikannya sebagai alat yang sangat berguna untuk perencanaan kebijakan dan strategi pengentasan kemiskinan

di berbagai daerah di Indonesia.

Tingkat kemiskinan dapat dipengaruhi berbagai faktor antara lain besaran penduduk, rata-rata lama sekolah, pengeluaran per kapita, dan lain sebagainya (Kusuma, 2024). Demikian pula dalam penanggulangan kemiskinan dapat dipengaruhi oleh alokasi Dana suatu daerah baik Dana Alokasi Umum (DAU) maupun Dana Alokasi Khusus (DAK) serta belanja pemerintah, sehingga pemerintah mampu menekan angka kemiskinan (Kamisah et al., 2022) (Chalil & Dharmmesta, 2015).

Berdasarkan dari model prediksi yang terpilih diperoleh bahwa variabel kemiskinan di Aceh dari waktu ke waktu cenderung menurun. Namun Pengaruh kemiskinan di Aceh bergerak secara negatif dan tidak signifikan. Jika diperhatikan grafik 5, bahwa penurunan persentase angka tingkat kemiskinan di rentang 14% - 29% selama 20 tahun terakhir, dan penurunannya terjadi tidak signifikan. Antara tahun 2020 dan 2021 berturut-turut sebesar 15,43% dan 15,53% atau naik sebesar 0,1%. Dari tahun 2022 dan 2023 berturut-turut sebesar 14,75 dan 14,45% yang terjadi penurunan sebesar 0,30% sehingga jika diperhatikan pergeseran persentase tingkat kemiskinan sangatlah rendah sehingga tingkat kemiskinan masih dalam kategori tinggi dan sangat jauh dari harapan pemerintah Aceh yang menargetkan bahwa tingkat kemiskinan di tahun 2024 mendatang dapat ditekan secara ekstrem dengan target kisaran nol persen. Apalagi hasil peramalan yang diperoleh untuk 3 (tiga) tahun mendatang hanya perbedaan 1%. Hal ini perlu dicari langkah-langkah strategis pemerintah Aceh dalam penekanan tingkat kemiskinan.

Temuan ini selaras dengan penelitian (F. M. Sari et al., 2021) (Prasetyono & Anggraini, 2021) (Setiawan & Jamaliah, 2023) yang memperhatikan beberapa faktor yang mempengaruhi penanggulangan kemiskinan seperti jumlah penduduk, rata-rata lama sekolah yang tidak signifikan terhadap penekanan tingkat kemiskinan, kecuali faktor dan pengeluaran per kapita. Namun faktor pengeluaran per kapita hal yang sulit untuk dikontrol oleh pemerintah. Di Samping itu, pemanfaatan DAU dan DAK sangat berpengaruh terhadap penurunan tingkat kemiskinan di Aceh, kecuali belanja pemerintah yang tidak begitu pengaruh secara signifikan (Kamisah et al., 2022). Dengan memperhatikan sejumlah penelitian relevan tentang solusi penurunan tingkat kemiskinan maka sangat penting bagi pemerintah dapat melakukan langkah-langkah strategis agar segera mungkin dapat menurunkan angka kemiskinan dan dapat memakmurkan dan mensejahterakan rakyat Aceh. Jika penurunan kemiskinan tidak dioptimalisasikan dan mencari solusi faktor-faktor yang menyebabkan naiknya kemiskinan maka

dikhawatirkan penekanan tingkat kemiskinan akan berjalan dengan sangat lambat.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan mengenai peramalan tingkat kemiskinan dengan menggunakan model *Auto Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA), diperoleh hasil peramalan untuk tiga tahun ke depan yaitu 2024 - 2026 berturut-turut sebesar 14,17%, 13,93% dan 13,72%. Analisis grafis menunjukkan bahwa metode ARIMA dapat mengikuti pergerakan data aktual tingkat kemiskinan dengan cukup akurat. Model ARIMA tetap mampu memberikan peramalan yang cukup akurat dan dapat mengikuti tren aktual dari tingkat kemiskinan, sehingga model ini tetap berguna untuk peramalan. Dengan memperoleh ARIMA(1,1,1) dapat dijadikan pertimbangan dalam melakukan peramalan untuk beberapa tahun mendatang. Namun diharapkan agar tidak dilakukan peramalan dengan rentang waktu yang panjang. Karena akan terjadi ambigu dalam penentuan hasil peramalan.

Adapun hasil peramalan yang diperoleh terhadap penurunan tingkat kemiskinan di Aceh untuk tiga tahun ke depan hanya berkisar 0,24% - 1,00%. Penekanan tingkat kemiskinan di Aceh tidak akan turun secara signifikan bila tidak dioptimalkan pertumbuhan ekonomi dan faktor-faktor strategis yang mampu menurunkan tingkat kemiskinan di Aceh.

PUSTAKA ACUAN

- Baihaqi, A., Romano, R., Hamid, A. H., Indra, I., Kasimin, S., Ulya, Z., Bakar, B. A., Aziz, A., Idawanni, I., & Wahyuni, I. (2023). Coconut farming development strategy in Bireuen Regency using hierarchy process analysis. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1183(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1183/1/012026>
- Chalil, R. D., & Dharmmesta, B. S. (2015). The Role of Consumer Involvement as a Moderating Variable: The Relationship Between Consumer Satisfaction and Corporate Image on Service Loyalty. *Journal of Asian Scientific Research*, 5(6), 303–319. <https://doi.org/10.18488/journal.2/2015.5.6/2.6.303.319>
- Chrisharja, A. G., & Hapsi, A. (2023). The Effect of Inflation, Unemployment, and Poverty on Economic Growth in Indonesia. *Dinasti International Journal Of Digital Business Management*, 4(1), 779–787.
- Dinarjito, A. (2022). Penyusunan Forecasting Laporan Keuangan Menggunakan Weighted Moving Average Dan Penilaian Penyertaan Modal Negara Pada BUMN Konstruksi. *Jurnal Pajak Dan Keuangan Negara (PKN)*, 4(1), 147–165. <https://doi.org/10.31092/jpkn.v4i1.1766>

- Hamid, A., Majid, M. S. A., & Khairunnisah, L. (2017). An Empirical Re-Examination of the Islamic Banking Performance in Indonesia. *International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences*, 6(2), 219–232. <https://doi.org/10.6007/ijarems/v6-i2/3022>
- Hamid, A., Mardhiah, A., & Midesia, S. (2019). Factors Influencing the Intention To Stock Investment Among Muslim Investors in Langsa. *Share: Jurnal Ekonomi Dan Keuangan Islam*, 8(2), 142. <https://doi.org/10.22373/share.v8i2.4679>
- Hariadi, W. (2021). *ENTHUSIASTIC INTERNATIONAL JOURNAL OF STATISTICS AND DATA SCIENCE Application of ARIMA Model for Forecasting Additional Positive Cases of Covid-19 in Jember Regency*. 1(1), 20–27. <https://journal.uui.ac.id/ENTHUSIASTIC>
- Hartati, H. (2017). Penggunaan Metode Arima Dalam Meramal Pergerakan Inflasi. *Jurnal Matematika Sains Dan Teknologi*, 18(1), 1–10. <https://doi.org/10.33830/jmst.v18i1.163.2017>
- Hasri, D. A. (2020). Metode Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) Untuk Peramalan Tingkat Kemiskinan Di Kabupaten Sumbawa. *Jurnal Riset Kajian Teknologi & Lingkungan*, Vol. 3(Issue 2), 196–202.
- Jannah, N., Bahri, M. I., Kismawadi, E. R., & Handriana, T. (2024). The Effect of Green Brand Image and Green Satisfaction on Green Brand Equity Mediated Green Trust Outpatient's. *Quality - Access to Success*, 25(198), 381–390. <https://doi.org/10.47750/QAS/25.198.40>
- Kamisah, K., Arida, A., & Indra, I. (2022). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Kemiskinan Pedesaan Di Provinsi Aceh. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa Pertanian*, 7(2), 168–176. <https://doi.org/10.17969/jimfp.v7i2.19650>
- Kismawadi, E. R. (2024a). Contribution of Islamic banks and macroeconomic variables to economic growth in developing countries: vector error correction model approach (VECM). *Journal of Islamic Accounting and Business Research*, 15(2), 306–326. <https://doi.org/10.1108/JIABR-03-2022-0090>
- Kismawadi, E. R. (2024b). Sustainable Islamic financial inclusion: The ethical challenges of generative AI in product and service development. *Exploring the Ethical Implications of Generative AI*, 237–258. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1565-1.ch013>
- Kismawadi, E. R., Aditchere, J., & Libeesh, P. C. (2024). *Integration of Artificial Intelligence Technology in Islamic Financial Risk Management for Sustainable Development*. 53–71. https://doi.org/10.1007/978-3-031-47324-1_4
- Prasetyono, R. I., & Anggraini, D. (2021). Analisis Peramalan Tingkat Kemiskinan Di Indonesia Dengan Model Arima. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(2), 95–110. <https://doi.org/10.35760/ik.2021.v26i2.3699>
- Primandari, N. R. (2018). Pengaruh pertumbuhan ekonomi, inflasi dan pengangguran terhadap tingkat kemiskinan di Sumatera Selatan. *Jurnal Ekonomi Pembangunan*,

16(1), 1–10. <https://ejournal.unsri.ac.id/index.php/jep/index>

- Rizki, A. (2023). Aplikasi Model ARIMA dalam Peramalan Data Harga Emas Dunia Tahun 2010-2022. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 7(1), 84–92. <https://doi.org/10.21009/jsa.07108>
- Safwandi. (2023). Time Series Model Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Method For Inflation In Indonesia. *Jurnal Investsi Islam*, 8(1), 13–25.
- Sari, F. M., Notodiputro, K. A., & Sartono, B. (2021). Analisis Tingkat Kemiskinan Di Provinsi Sumatera Barat Melalui Pendekatan Regresi Terkendala (Ridge Regression, Lasso, Dan Elastic Net). *STATISTIKA Journal of Theoretical Statistics and Its Applications*, 21(1), 29–36. <https://doi.org/10.29313/jstat.v21i1.7836>
- Sari, M., Hisan, K., & Kismawadi, E. R. (2019). Pengaruh Inflasi, Pengangguran, Kemiskinan Dan Pembiayaan Perbankan Syariah Terhadap Pertumbuhan Ekonomi Di Indonesia. *Jurnal At-Tijarah*, 1(1), 55–76.
- Setiawan, I., & Jamaliah, J. (2023). Analisis Kebijakan Publik Dalam Mengatasi Kemiskinan Di Indonesia. *ETNIK: Jurnal Ekonomi Dan Teknik*, 2(5), 399–405. <https://doi.org/10.54543/etnik.v2i5.188>
- Ula, T. (2024). Gravity Model Analysis Of Indonesia's Trade Role Within OIC Economies. *SHARE: Jurnal Ekonomi Dan Keuangan Islam*, 13(1), 258–275. <https://doi.org/10.22373/share.v13i1.20994>
- Yuliansyah. (2022). Analysis of Poverty in Indonesia. *Budapest International Research and Critics Institute-Journal (BIRCI-Journal)*, 5(1), 7368–7373.