

PERAMALAN JUMLAH UANG BEREDAR M2 DI INDONESIA MENGGUNAKAN FUNGSI TRANSFER *SINGLE INPUT*

Aprilia Kusuma Dewi^{1*}, Etik Zukhronah², Sugiyanto³

^{1,2,3}Program Studi Statistika, Universitas Sebelas Maret, Surakarta, Jawa Tengah, Indonesia

*Penulis korespondensi: apriliakd29@student.uns.ac.id

ABSTRAK

Kondisi perekonomian yang stabil merupakan keinginan bagi setiap negara di dunia, termasuk Indonesia. Untuk mencapai stabilitas ekonomi, Bank Indonesia melaksanakan kebijakan moneter untuk mengatur kendali terhadap peredaran uang di Indonesia yang mencakup uang beredar M1 dan M2. Menurut Departemen Komunikasi Bank Indonesia, salah satu faktor yang memengaruhi jumlah uang beredar M2 adalah jumlah penyaluran kredit. Peramalan jumlah uang beredar sangat penting bagi Bank Indonesia dalam merancang kebijakan moneter ke depannya. Tujuan dari penelitian ini adalah meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia menggunakan fungsi transfer *single input*. Fungsi transfer digunakan untuk meramalkan data masa depan dari suatu deret waktu (deret *output*) berdasarkan data historis deret waktu tersebut dan satu atau lebih deret waktu lain yang berpengaruh (deret *input*). Penelitian ini menggunakan data jumlah uang beredar M2 di Indonesia sebagai deret *output* dan data jumlah penyaluran kredit sebagai deret *input* dari bulan April 2014 sampai Maret 2024. Data selanjutnya dibagi menjadi data *training* dari April 2014 sampai Maret 2023 dan data *testing* dari April 2024 sampai Maret 2024. Pemodelan fungsi transfer diawali dengan tahap pemodelan ARIMA deret *input*, kemudian dilanjutkan dengan proses *prewhitening*, perhitungan korelasi silang, penentuan orde (b, r, s), identifikasi model ARIMA deret *noise*, estimasi parameter, dan uji diagnostik. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model fungsi transfer *single input* terbaik berorde (0,0,0) dengan deret *noise* mengikuti model ARIMA (2,0,1)(1,0,0)¹² dengan MAPE sebesar 1,36%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer *single input* sangat baik dalam meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia.

Kata kunci: peramalan, jumlah uang beredar M2, penyaluran kredit, fungsi transfer *single input*, MAPE

1 PENDAHULUAN

Kondisi ekonomi yang stabil merupakan keinginan setiap negara di dunia, termasuk Indonesia. Stabilitas ekonomi merujuk pada keadaan tidak terjadi fluktuasi berlebihan dalam indikator ekonomi makro di suatu negara. Dengan stabilitas ekonomi yang terjaga, kesejahteraan warga dan pemerintahan yang ideal dapat tercapai (Wanggai dkk., 2023). Terjaganya stabilitas ekonomi ditandai dengan tingkat inflasi yang rendah, tingkat pengangguran yang rendah, dan harga-harga yang stabil (Hartati, 2020). Bank Indonesia memegang kendali terhadap kestabilan ekonomi di Indonesia. Bank Indonesia merupakan bank sentral yang melaksanakan kebijakan moneter untuk mengatur peredaran uang di Indonesia sebagai upaya mencapai kestabilan nilai rupiah. Uang beredar di Indonesia ada dua macam, yaitu uang beredar dalam arti sempit (M1) dan uang beredar dalam arti luas (M2). Uang beredar M1 terdiri dari uang kartal dan uang giral, sedangkan uang beredar M2 terdiri dari uang beredar M1 dan uang kuasi (Solikin & Suseno, 2002).

Departemen Komunikasi Bank Indonesia melaporkan pada bulan Desember 2023, uang beredar M2 mengalami pertumbuhan sebesar 3,5% dibandingkan tahun sebelumnya. Penyebabnya adalah peningkatan dalam penyaluran kredit dan jumlah tagihan yang harus dibayar kepada pemerintah pusat. Peredaran uang sangat penting untuk diperhatikan karena apabila jumlah uang beredar terus meningkat maka akan menyebabkan kenaikan harga-harga secara tidak terkontrol. Oleh karena itu, peramalan jumlah uang beredar M2 sangat penting bagi Bank Indonesia dalam merancang kebijakan moneter ke depannya (Priyanto & Tanaya, 2023).

Fungsi transfer merupakan metode yang dapat digunakan untuk meramalkan data di masa depan dari suatu deret waktu (deret *output*) berdasarkan data historis deret waktu tersebut serta data dari satu atau lebih deret waktu lain yang berhubungan (deret *input*) (Alifia, 2021). Model fungsi transfer terbagi menjadi dua jenis, yaitu model fungsi transfer *single input* dengan satu deret *input* dan model fungsi transfer *multi input* dengan lebih dari satu deret *input* (Maukari, 2023). Penelitian dengan pemodelan fungsi transfer telah dilakukan oleh Alifia dkk. (2021) untuk meramalkan jumlah uang kuasi di Indonesia. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer sangat baik untuk meramalkan data tersebut dan menghasilkan MAPE sebesar 0,98%. Selain itu, Yulianto dan Najib (2019) melakukan peramalan produksi padi di Kabupaten Kendal menggunakan SARIMA dan fungsi transfer. Hasil penelitian tersebut memberikan informasi bahwa metode fungsi transfer lebih baik daripada metode SARIMA dalam meramalkan produksi padi di Kabupaten Kendal.

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, penelitian ini dilakukan untuk meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia dengan menggunakan fungsi transfer *single input*. Penelitian ini menggunakan jumlah penyaluran kredit sebagai deret *input* dan jumlah uang beredar M2 di Indonesia sebagai deret *output*. Evaluasi kesalahan peramalan dihitung berdasarkan nilai MAPE.

2 METODE

2.1 Data Penelitian

Penelitian ini menggunakan data jumlah uang beredar M2 di Indonesia sebagai deret *output* dan jumlah penyaluran kredit sebagai deret *input*. Data tersebut merupakan data sekunder yang diperoleh dari *website* resmi Bank Indonesia pada periode April 2014 sampai Maret 2024 yang berjumlah 120 data. Data penelitian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membangun atau melatih model, sedangkan data *testing* digunakan untuk mengevaluasi hasil peramalan dari model yang dibentuk menggunakan data *training*. Data *training* sebanyak 108 data dari bulan April 2014 sampai Maret 2023 dan data *testing* sebanyak 12 data dari bulan April 2023 sampai Maret 2024.

2.2 Langkah Analisis Data

Langkah analisis data dalam penelitian ini sebagai berikut.

1. Identifikasi stasioneritas untuk deret *input* dan deret *output*

Langkah ini bertujuan untuk mengetahui apakah deret *input* dan deret *output* telah stasioner terhadap variansi dan rata-rata atau belum. Transformasi dilakukan apabila data tidak stasioner terhadap variansi dan *differencing* dilakukan apabila data tidak stasioner terhadap rata-rata. Penelitian ini menggunakan transformasi Box-Cox untuk menangani data yang tidak stasioner terhadap variansi.

2. Pemodelan fungsi transfer *single input*, yang meliputi :

a. Pemodelan ARIMA deret *input*

Model ARIMA merupakan model yang dapat digunakan untuk meramalkan data di masa depan berdasarkan *autoregressive* (AR), *differencing* (I), dan *moving average* (MA) (Faradilla & Suharsono, 2023). Menurut Wei (2006), model ARIMA (p, d, q) deret *input* dapat dituliskan dalam persamaan (1) sebagai berikut.

$$\phi_p(B)(1 - B)^d x_t = \theta_q(B)\alpha_t \quad (1)$$

dengan

- ϕ_p : parameter *autoregressive* (AR) orde p ,
- θ_q : parameter *moving average* (MA) orde q ,
- B : operator *backward shift*,
- d : tingkat *differencing*,
- x_t : data deret *input* pada periode waktu ke- t ,

α_t : residu yang bersifat independen dan berdistribusi normal dengan mean 0 dan variansi σ_a^2 .

Apabila data memiliki pola musiman maka dilakukan pemodelan SARIMA yang dinotasikan ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^s dalam persamaan (2) sebagai berikut (Wei, 2006).

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)(1 - B)^d(1 - B^s)^D Y_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2)$$

dengan

- Φ_P : parameter *autoregressive* (AR) musiman orde P ,
- Θ_Q : parameter *moving average* (MA) musiman orde Q ,
- s : periode musiman,
- D : tingkat *differencing* musiman.

b. *Prewhitening* deret *input* dan deret *output*

Prewhitening adalah proses untuk menghilangkan pola yang diketahui dalam model sehingga yang tersisa hanya *white noise* (Ahmad & Prastuti, 2022). Hasil dari proses *prewhitening* deret *input* adalah deret α_t , yang merupakan residu bersifat *white noise* yang diperoleh dalam pemodelan ARIMA deret *input*. Sedangkan proses *prewhitening* deret *output* mengikuti model *prewhitening* deret *input*. Hasil dari proses *prewhitening* deret *output* adalah deret β_t .

c. Perhitungan korelasi silang deret *input* dan deret *output* setelah *prewhitening*

Korelasi silang dilakukan untuk memperoleh informasi tentang hubungan antara kedua deret tersebut. Nilai korelasi silang digunakan untuk menentukan orde (b, r, s) (Aini, 2020). Menurut Wei (2006), persamaan korelasi silang dituliskan pada persamaan (3).

$$\hat{\rho}_{\alpha_t\beta_t}(k) = \frac{\hat{\gamma}_{\alpha_t\beta_t}(k)}{S_{\alpha_t} S_{\beta_t}} \quad (3)$$

dengan

- $\hat{\rho}_{\alpha_t\beta_t}(k)$: korelasi silang antara α_t dan β_t pada lag k ,
- $\hat{\gamma}_{\alpha_t\beta_t}(k)$: kovarian antara α_t dan β_t pada lag k ,
- S_{α_t} : simpangan baku α_t ,
- S_{β_t} : simpangan baku β_t .

d. Identifikasi orde (b, r, s)

Orde (b, r, s) ditentukan berdasarkan lag positif pada plot korelasi silang (CCF) antara α_t dan β_t . Orde b menunjukkan *delay* sebelum deret *input* mulai berpengaruh terhadap deret *output*. Nilai orde b ditentukan dari lag yang pertama kali signifikan. Orde s menunjukkan lama deret *output* terus dipengaruhi oleh data masa lalu deret *input*. Nilai orde s ditentukan dari jumlah lag yang tetap signifikan setelah lag signifikan pertama kali. Orde r menunjukkan bahwa deret

output dipengaruhi oleh data masa lalunya. Nilai orde r ditentukan dari pola plot CCF. Jika tidak menunjukkan pola tertentu maka $r = 0$, jika menunjukkan pola eksponensial menurun maka $r = 1$, dan jika menunjukkan pola eksponensial menurun serta pola sinus maka $r = 2$ (Astasia et al, 2020). Setelah didapat orde (b, r, s) maka model fungsi transfer sementara menggunakan persamaan berikut (Markidakis et al., 1983)

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + e_t \quad (4)$$

dengan

e_t : deret *noise*,

b : jumlah periode waktu *delay*,

$\omega(B)$: $\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2 - \dots - \omega_s B^s$,

$\delta(B)$: $1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2 - \dots - \delta_r B^r$.

e. Pemodelan ARIMA deret *noise*

Berdasarkan persamaan (4), deret *noise* dapat dicari menggunakan persamaan (5).

$$e_t = y_t - \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} \quad (5)$$

Setelah itu, dilakukan analisis terhadap deret *noise* (e_t) untuk mengetahui apakah ada model ARIMA $(p_e, 0, q_e)$ yang sesuai. Model ARIMA untuk deret *noise* (e_t) dirumuskan dengan persamaan (6) (Makridakis et al., 1983).

$$\phi_e(B)e_t = \theta_e(B)a_t \quad (6)$$

dengan

e_t : deret *noise*,

$\phi_e(B)$: operator *autoregressive* pada e_t ,

$\theta_e(B)$: operator *moving average* pada e_t ,

a_t : residu.

f. Estimasi model fungsi transfer akhir

Model fungsi transfer akhir merupakan gabungan dari model fungsi transfer sementara dan model ARIMA deret *noise*. Menurut Markidakis et al. (1983), model ini dapat dituliskan pada persamaan (7).

$$y_t = \frac{\omega(B)}{\delta(B)} x_{t-b} + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t \quad (7)$$

a_t merupakan residu yang bersifat independen, berdistribusi normal dengan mean nol dan variansi σ_a^2 , serta bersifat independen terhadap deret *input* setelah *prewhitening*.

g. Uji diagnostik

Uji diagnostik dilakukan untuk memverifikasi apakah asumsi dasar pada pemodelan fungsi transfer terpenuhi. Model dikatakan valid apabila residu memenuhi asumsi bersifat independen, bersifat independen terhadap deret *input* setelah *prewhitening*, memiliki variansi konstan, dan berdistribusi normal. Pengujian ini terdiri dari uji autokorelasi residu, uji korelasi silang residu, uji homogenitas residu, dan uji normalitas residu. Uji autokorelasi residu bertujuan untuk memeriksa apakah residu bersifat independen atau tidak. Pengujian autokorelasi residu menggunakan uji Ljung-Box. Uji korelasi silang residu bertujuan untuk memeriksa apakah residu bersifat independen terhadap deret *input* setelah *prewhitening* atau tidak. Pengujian korelasi silang residu menggunakan uji Ljung-Box. Uji homogenitas residu bertujuan untuk memeriksa apakah variansi residu bersifat homogen atau tidak. Pengujian homogenitas residu menggunakan uji Lagrange Multiplier. Uji normalitas residu bertujuan untuk memeriksa apakah residu berdistribusi normal atau tidak. Pengujian normalitas residu menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

h. Pemilihan model fungsi transfer terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan model yang memiliki tingkat kesalahan peramalan terkecil. Salah satu ukuran kesalahan peramalan yang sering digunakan adalah *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Menurut Hanke dan Wichern (2014), nilai MAPE dapat dicari menggunakan persamaan (8).

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{|Y_t|} \times 100\% \quad (8)$$

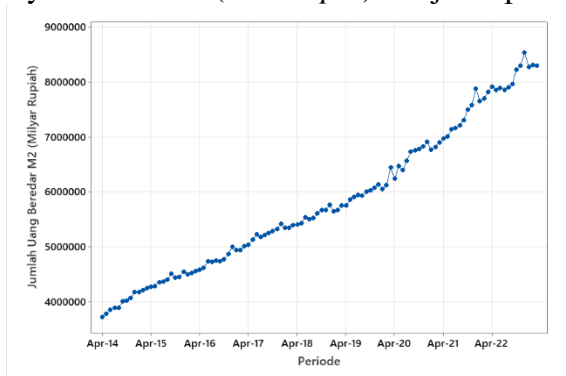
dengan

- n : jumlah observasi,
- Y_t : data asli,
- \hat{Y}_t : data hasil peramalan.

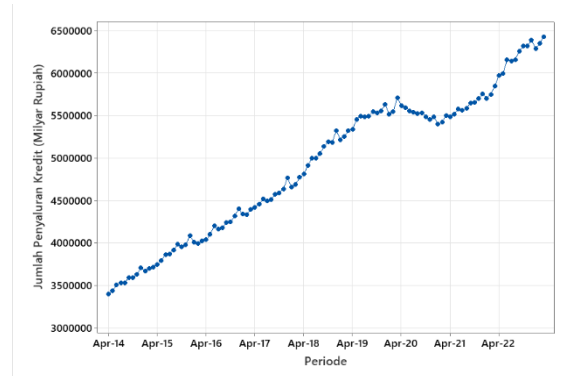
3 HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Identifikasi Stasioneritas untuk Deret *Input* dan Deret *Output*

Plot jumlah uang beredar M2 (deret *output*) disajikan pada **Gambar 1** dan plot jumlah penyaluran kredit (deret *input*) disajikan pada **Gambar 2**.

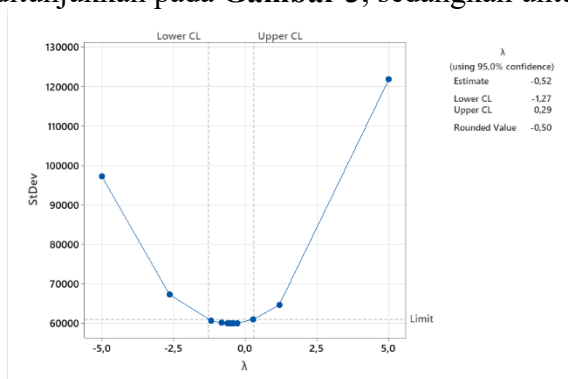


Gambar 1. Plot Deret Waktu dari Deret *Output*

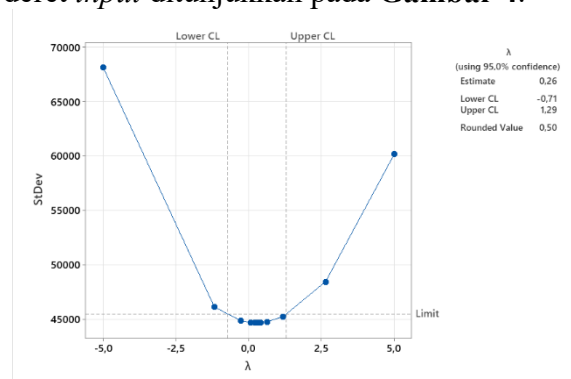


Gambar 2. Plot Deret Waktu dari Deret *Input*

Gambar 1 menunjukkan bahwa perkembangan jumlah uang beredar M2 di Indonesia terus mengalami kenaikan dari waktu ke waktu. Hal ini mengindikasikan bahwa data jumlah uang beredar M2 di Indonesia berpola tren naik. **Gambar 2** menunjukkan bahwa perkembangan jumlah penyaluran kredit cenderung meningkat walaupun pada tahun 2020 mengalami sedikit penurunan. Hal ini mengindikasikan bahwa jumlah penyaluran kredit juga berpola tren naik. Identifikasi stasioneritas terhadap variansi menggunakan analisis Box-Cox untuk deret *output* ditunjukkan pada **Gambar 3**, sedangkan untuk deret *input* ditunjukkan pada **Gambar 4**.



Gambar 3. Plot Box-Cox dari Deret *Output*

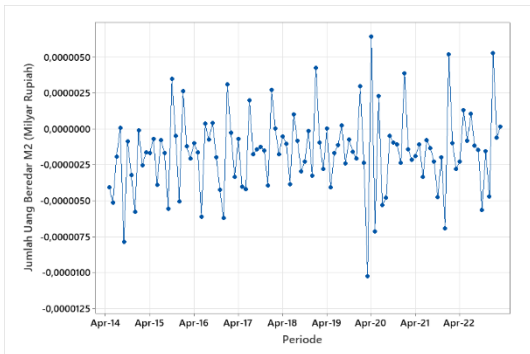


Gambar 4. Plot Box-Cox dari Deret *Input*

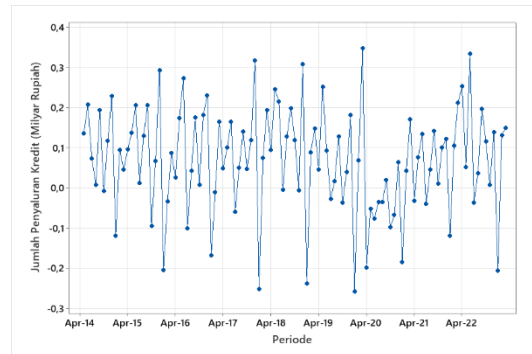
Gambar 3 menunjukkan bahwa deret *output* belum stasioner terhadap variansi karena menghasilkan nilai estimasi λ sebesar -0,52, oleh karena itu perlu dilakukan transformasi $\frac{1}{\sqrt{Y_t}}$.

Sedangkan **Gambar 4** menunjukkan bahwa deret *input* juga belum stasioner terhadap variansi karena menghasilkan nilai estimasi λ sebesar 0,26, oleh karena itu perlu dilakukan transformasi $X_t^{0,25}$. Setelah dilakukan transformasi, estimasi λ untuk deret *output* dan *input* menunjukkan nilai estimasi λ sudah mendekati nilai 1 yang berarti kedua deret tersebut sudah stasioner terhadap variansi.

Plot deret waktu untuk deret *output* dan *input* menunjukkan bahwa kedua deret belum stasioner terhadap rata-rata karena terlihat berpola tren. Untuk mengatasi hal tersebut, *differencing* 1 ($d = 1$) dilakukan pada kedua deret sehingga menghasilkan plot deret waktu yang ditunjukkan pada **Gambar 5** dan **Gambar 6**.

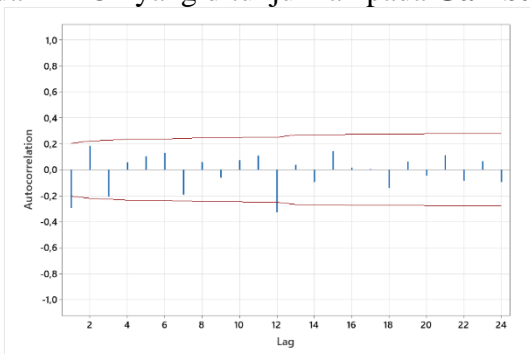


Gambar 5. Plot Deret Waktu dari Deret *Output* Setelah *Differencing* 1

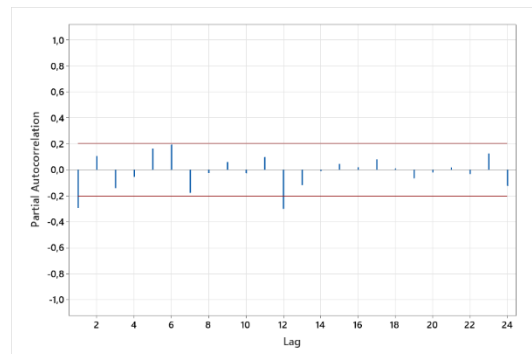


Gambar 6. Plot Deret Waktu dari Deret *Input* Setelah *Differencing* 1

Pola tren pada kedua deret sudah tidak terlihat setelah dilakukan *differencing* 1. Akan tetapi, pada plot ACF deret *output* masih terlihat adanya pola musiman yang ditunjukkan dari lag 12 yang signifikan. Untuk menghilangkan pola musiman tersebut, *differencing* musiman dilakukan pada lag 12 ($D = 1$) dan menghasilkan plot ACF yang ditunjukkan pada **Gambar 7** dan PACF yang ditunjukkan pada **Gambar 8**.

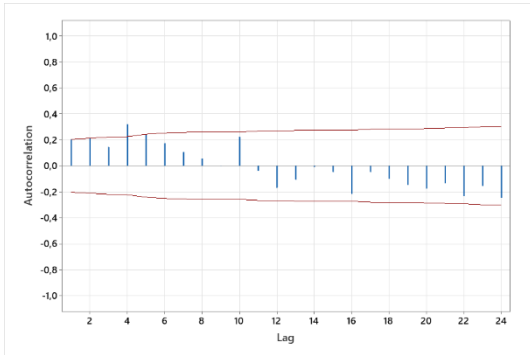


Gambar 7. Plot ACF dari Deret *Output* Setelah *Differencing* Musiman

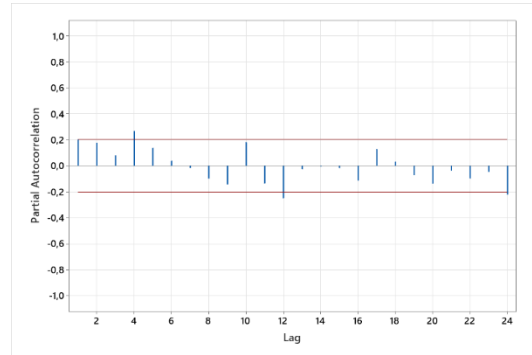


Gambar 8. Plot PACF dari Deret *Output* Setelah *Differencing* Musiman

Gambar 7 dan **Gambar 8** menunjukkan bahwa deret *output* sudah stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan *differencing* musiman. Sama seperti deret *output*, pada plot ACF deret *input* juga masih terlihat adanya pola musiman yang ditunjukkan dari lag ke-12 keluar dari batas kritis. *Differencing* musiman pada lag ke-12 juga dilakukan terhadap deret *input* dan menghasilkan menghasilkan plot ACF yang ditunjukkan pada **Gambar 9** dan PACF yang ditunjukkan pada **Gambar 10**.



Gambar 9. Plot ACF dari Deret *Input* Setelah *Differencing* Musiman



Gambar 10. Plot PACF dari Deret *Input* Setelah *Differencing* Musiman

Gambar 9 dan **Gambar 10** menunjukkan bahwa deret *input* sudah stasioner terhadap rata-rata setelah dilakukan *differencing* musiman. Setelah dilakukan transformasi dan *differencing*, deret *output* dan *input* telah stasioner dalam variansi dan rata-rata sehingga dapat dilakukan pemodelan fungsi transfer *single input*.

3.2 Pemodelan Fungsi Transfer *Single Input*

3.2.1 Identifikasi Pemodelan ARIMA Deret *Input*

Orde ARIMA deret *input* ditentukan berdasarkan plot terdapat pada **Gambar 9** dan **Gambar 10**. **Gambar 9** menunjukkan bahwa pada plot ACF terdapat *lag* awal yang signifikan yaitu *lag* 1, 2, 4, dan 5 sehingga diperoleh kemungkinan orde $MA(q)$ adalah 0, 1, 2, 3, 4, dan 5. Pada plot tersebut tidak terlihat *lag* musiman yang signifikan sehingga diperoleh kemungkinan orde $MA(Q)$ adalah 0. **Gambar 10** juga menunjukkan bahwa plot PACF terdapat *lag* awal yang signifikan yaitu *lag* 1 dan 4 sehingga diperoleh kemungkinan orde $AR(p)$ adalah 0, 1, 2, 3, dan 4. Selain itu, terdapat pula *lag* musiman yang signifikan yaitu *lag* 12 dan 24 sehingga diperoleh kemungkinan orde $AR(P)$ adalah 0, 1, dan 2. Beberapa kemungkinan model ARIMA deret *input* yang dapat dibentuk antara lain $ARIMA(1,1,1)(1,1,0)^{12}$ dan $ARIMA(1,1,1)(2,1,0)^{12}$. Kedua model ini kemudian dilakukan estimasi parameter menggunakan *Maximum Likelihood Estimation* dan dilakukan pengujian apakah semua parameternya signifikan. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter model ARIMA deret *input* terdapat pada **Tabel 1**.

Tabel 1. Uji Signifikansi Parameter Model ARIMA Deret *Input*

Model ARIMA Deret <i>Input</i>	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>	Keterangan
$ARIMA(1,1,1)(1,1,0)^{12}$	ϕ_1	0,89172	<0,0001	Semua parameter signifikan
	θ_1	0,72693	<0,0001	
	Φ_1	-0,23521	0,0419	
$ARIMA(1,1,1)(2,1,0)^{12}$	ϕ_1	0,89092	<0,0001	Semua parameter signifikan
	θ_1	0,76277	<0,0001	
	Φ_1	-0,35087	0,0042	
	Φ_2	-0,34708	0,0057	

Tabel 1 menunjukkan bahwa model $ARIMA(1,1,1)(1,1,0)^{12}$ dan $ARIMA(1,1,1)(2,1,0)^{12}$ seluruh parameternya signifikan karena memiliki *p-value* lebih kecil dari 0,05. Selanjutnya uji diagnostik dilakukan untuk menguji kelayakan model. Uji diagnostik meliputi uji autokorelasi residu, uji homogenitas residu, dan uji normalitas residu. Pengujian ini dilakukan untuk memeriksa apakah asumsi dasar ARIMA terpenuhi yaitu residu bersifat independen, memiliki variansi yang homogen, dan berdistribusi normal. Hasil uji diagnostik model ARIMA deret *input* terdapat pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Uji Diagnostik Model ARIMA Deret *Input*

Model ARIMA Deret <i>Input</i>	Uji Diagnostik		
	Autokorelasi	Homogenitas	Normalitas
ARIMA(1,1,1)(1,1,0) ¹²	Independen	Homogen	Normal
ARIMA(1,1,1)(2,1,0) ¹²	Independen	Homogen	Normal

Tabel 2 berisi rangkuman hasil uji diagnostik model ARIMA deret *input*. Pengujian diagnostik yang dilakukan memberikan hasil bahwa kedua model layak digunakan karena memenuhi ketiga uji diagnostik. Untuk mengetahui model yang lebih baik dalam meramalkan deret *input*, ringkasan nilai MAPE dari kedua model disajikan pada **Tabel 3**.

Tabel 3 Ringkasan Nilai MAPE dari Model ARIMA Deret *Input*

Model ARIMA Deret <i>Input</i>	MAPE <i>Training</i>	MAPE <i>Testing</i>
ARIMA(1,1,1)(1,1,0) ¹²	0,59%	1,06%
ARIMA(1,1,1)(2,1,0) ¹²	0,57%	3,36%

Tabel 3 menunjukkan bahwa model ARIMA (1,1,1)(1,1,0)¹² memiliki nilai MAPE *testing* lebih kecil daripada model ARIMA (1,1,1)(2,1,0)¹². Walaupun nilai MAPE data *training* model ARIMA (1,1,1)(1,1,0)¹² lebih besar daripada model ARIMA (1,1,1)(2,1,0)¹², namun perbedaannya tidak terlalu besar dan yang digunakan untuk menguji kebaikan model adalah data *testing*. Oleh karena itu, kesimpulan yang dapat diambil adalah model yang lebih baik untuk meramalkan deret *input* jumlah penyaluran kredit adalah model ARIMA (1,1,1)(1,1,0)¹² yang dituliskan dalam persamaan (9) sebagai berikut :

$$x_t = \frac{(1 - 0,72693B)}{(1 - 0,89172B)(1 + 0,23521B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})} \alpha_t$$

$$\hat{x}_t = 1,89172x_{t-1} - 0,89172x_{t-2} + 0,76479x_{t-12} - 1,44677x_{t-13} + 0,68198x_{t-14} + 0,23521x_{t-24} - 0,44495x_{t-25} + 0,20974x_{t-26} - 0,72693\alpha_{t-1} \quad (9)$$

3.2.2 *Prewhitening* Deret *Input* dan Deret *Output*

Berdasarkan persamaan (9), deret *input* setelah *prewhitening* (α_t) dapat dicari dengan menggunakan persamaan (10) sebagai berikut :

$$\alpha_t = \frac{(1 - 0,89172B)(1 + 0,23521B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})}{(1 - 0,72693B)} x_t$$

$$\alpha_t = x_t - 1,89172x_{t-1} + 0,89172x_{t-2} - 0,76479x_{t-12} + 1,44677x_{t-13} - 0,68198x_{t-14} - 0,23521x_{t-24} + 0,44495x_{t-25} - 0,20974x_{t-26} + 0,72693\alpha_{t-1} \quad (10)$$

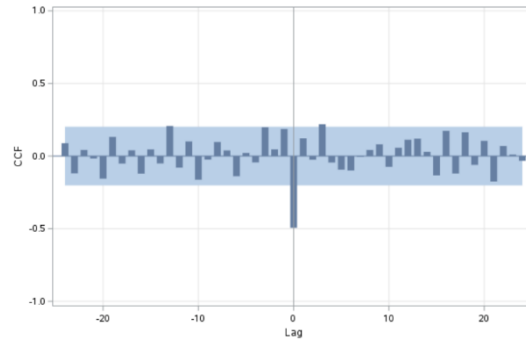
Proses *prewhitening* deret *output* dilakukan menggunakan model *prewhitening* deret *input*. Deret *output* setelah *prewhitening* (β_t) dapat dicari dengan menggunakan persamaan (11) sebagai berikut :

$$\beta_t = \frac{(1 - 0,89172B)(1 + 0,23521B^{12})(1 - B)(1 - B^{12})}{(1 - 0,72693B)} y_t$$

$$\beta_t = y_t - 1,89172y_{t-1} + 0,89172y_{t-2} - 0,76479y_{t-12} + 1,44677y_{t-13} - 0,68198y_{t-14} - 0,23521y_{t-24} + 0,44495y_{t-25} - 0,20974y_{t-26} + 0,72693\beta_{t-1} \quad (11)$$

3.2.3 Korelasi Silang Deret *Input* dan Deret *Output* Setelah *Prewhitening*

Selanjutnya, perhitungan korelasi silang dilakukan antara deret α_t dan β_t yang bertujuan mengidentifikasi orde (b, r, s). Plot CCF antara deret α_t dan β_t disajikan pada **Gambar 11**.



Gambar 11. Plot CCF antara Deret α_t dan Deret β_t

3.2.4 Identifikasi Orde (b, r, s)

Gambar 11 memberikan informasi bahwa *lag* yang pertama kali signifikan adalah *lag* 0 sehingga didapat dugaan orde $b = 0$. Dugaan orde $s = 0$ karena tidak terlihat *lag* berurutan yang tetap signifikan setelah *lag* signifikan pertama kali. Pada plot CCF tidak terlihat adanya pola tertentu sehingga diperoleh dugaan orde $r = 0$. Berdasarkan informasi tersebut, model fungsi transfer sementara diidentifikasi berorde $(0,0,0)$. Estimasi parameter menggunakan metode MLE yang menghasilkan parameter ω_0 yang signifikan bernilai $-0,0000102$. Persamaan model fungsi transfer sementara dituliskan pada persamaan (12).

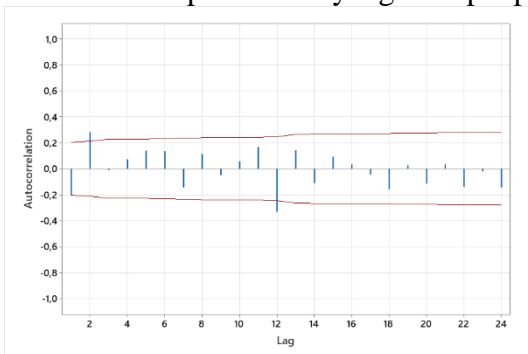
$$y_t = -0,0000102x_t + e_t \quad (12)$$

3.2.5 Pemodelan ARIMA Deret *Noise*

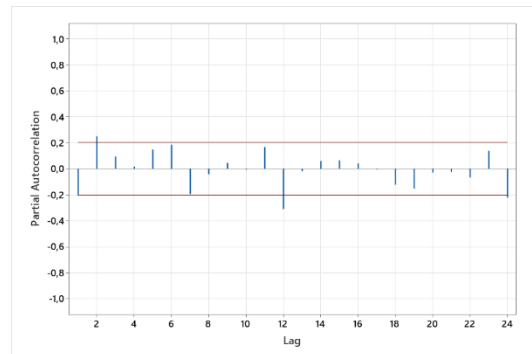
Deret *noise* didapatkan dengan menggunakan persamaan (13).

$$e_t = y_t + 0,0000102 x_t \quad (13)$$

Identifikasi orde untuk model ARIMA deret *noise* berdasarkan plot ACF yang terdapat pada **Gambar 12** dan plot PACF yang terdapat pada **Gambar 13**.



Gambar 12. Plot ACF dari Deret *Noise*



Gambar 13. Plot PACF dari Deret *Noise*

Gambar 12 menunjukkan bahwa pada plot ACF terdapat *lag* awal yang signifikan yaitu *lag* 1 dan 2 sehingga diperoleh kemungkinan orde $MA(q)$ adalah 0, 1, dan 2. Selain itu, terdapat pula *lag* musiman yang signifikan yaitu *lag* 12 sehingga diperoleh kemungkinan orde $MA(Q)$ adalah 0 dan 1. Plot PACF yang disajikan pada **Gambar 13** menunjukkan bahwa *lag* awal yang signifikan yaitu *lag* 1 dan 2 sehingga kemungkinan orde $AR(p)$ adalah 0, 1, dan 2. Selain itu, terdapat pula *lag* musiman yang signifikan yaitu *lag* 12 dan 24 sehingga diperoleh kemungkinan orde $AR(P)$ adalah 0, 1, dan 2. Beberapa kemungkinan model ARIMA deret *noise* yang dapat dibentuk antara lain $ARIMA(0,0,2)(2,0,0)^{12}$, $ARIMA(1,0,2)(2,0,0)^{12}$, $ARIMA(2,0,1)(1,0,0)^{12}$, dan $ARIMA(2,0,2)(2,0,0)^{12}$.

3.2.6 Estimasi Model Fungsi Transfer Akhir

Hasil estimasi dan uji signifikansi model fungsi transfer akhir tertera pada **Tabel 4**.

Tabel 4. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Fungsi Transfer Akhir

Orde (<i>b, r, s</i>)	Model ARIMA Deret <i>Noise</i>	Parameter	Estimasi	<i>p-value</i>	Keterangan
(0,0,0)	ARIMA(0,0,2)(2,0,0) ¹²	ω_0	-0,0000133	<0,0001	Semua parameter signifikan
		θ_1	0,01449	<0,0001	
		θ_2	-0,32313	<0,0001	
		Φ_1	-0,53194	<0,0001	
		Φ_2	-0,42869	<0,0001	
(0,0,0)	ARIMA(1,0,2)(2,0,0) ¹²	ω_0	-0,0000158	<0,0001	Semua parameter signifikan
		ϕ_1	0,71143	<0,0001	
		θ_1	0,75356	<0,0001	
		θ_2	-0,30320	<0,0001	
		Φ_1	-0,52587	<0,0001	
(0,0,0)	ARIMA(2,0,1)(1,0,0) ¹²	ω_0	-0,0000138	<0,0001	Semua parameter signifikan
		ϕ_1	0,35222	<0,0001	
		ϕ_2	0,39520	<0,0001	
		θ_1	0,45579	<0,0001	
		Φ_1	-0,37259	<0,0001	
(0,0,0)	ARIMA(2,0,2)(2,0,0) ¹²	ω_0	-0,0000142	<0,0001	Semua parameter signifikan
		ϕ_1	0,19882	<0,0001	
		ϕ_2	0,58197	<0,0001	
		θ_1	0,26181	<0,0001	
		θ_2	0,23819	<0,0001	
		Φ_1	-0,55174	<0,0001	
		Φ_2	-0,42168	<0,0001	

Tabel 4 menunjukkan bahwa seluruh parameter dari keempat kemungkinan model signifikan karena memiliki *p-value* lebih kecil dari 0,05. Selanjutnya, uji diagnostik dilakukan untuk menguji kelayakan model.

3.2.7 Uji Diagnostik Model Fungsi Transfer Akhir

Uji diagnostik terdiri dari uji autokorelasi, uji korelasi silang, uji homogenitas, dan uji normalitas residu. Hasil uji diagnostik model fungsi transfer akhir terdapat pada **Tabel 5**.

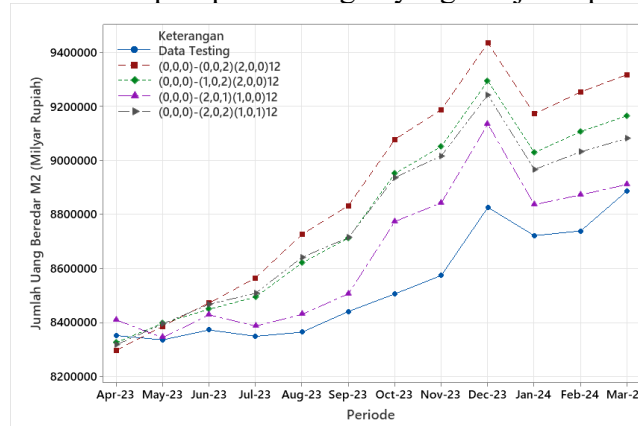
Tabel 5. Uji Diagnostik Model Fungsi Transfer Akhir

Orde (<i>b, r, s</i>)	Model ARIMA Deret <i>Noise</i>	Uji Diagnostik			
		Autokorelasi	Korelasi Silang	Homogenitas	Normalitas
(0,0,0)	ARIMA (0,0,2)(2,0,0) ¹²	Independen	Independen	Homogen	Normal
(0,0,0)	ARIMA (1,0,2)(2,0,0) ¹²	Independen	Independen	Homogen	Normal
(0,0,0)	ARIMA (2,0,1)(1,0,0) ¹²	Independen	Independen	Homogen	Normal
(0,0,0)	ARIMA (2,0,2)(2,0,0) ¹²	Independen	Independen	Homogen	Normal

Tabel 5 menunjukkan bahwa keempat model fungsi transfer memenuhi keempat uji diagnostik sehingga keempat model tersebut layak untuk meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia.

3.2.8 Pemilihan Model Fungsi Transfer *Single Input* Terbaik

Kriteria pemilihan model terbaik didasarkan pada tingkat kesalahan terkecil pada hasil peramalan. Semakin kecil tingkat kesalahan maka hasil peramalan akan semakin mendekati nilai sebenarnya. Model yang menghasilkan peramalan yang paling dekat dengan nilai sebenarnya dapat dilihat melalui plot perbandingan yang disajikan pada **Gambar 14**.



Gambar 14. Plot Perbandingan Hasil Peramalan Terhadap Data *Testing*

Gambar 14 menunjukkan bahwa hasil peramalan data *testing* pada model fungsi transfer orde (0,0,0) dengan deret *noise* mengikuti model ARIMA(2,0,1)(1,0,0)¹² lebih mendekati nilai sebenarnya jika dibandingkan dengan ketiga model yang lainnya. Untuk mengetahui lebih lanjut mengenai model yang memiliki tingkat kesalahan terkecil, ringkasan nilai MAPE dari masing-masing model disajikan pada **Tabel 6**.

Tabel 6. Perbandingan Nilai MAPE Model Fungsi Transfer Akhir

Orde (<i>b, r, s</i>)	Model ARIMA Deret <i>Noise</i>	MAPE	
		<i>Training</i>	<i>Testing</i>
(0,0,0)	ARIMA(0,0,2)(2,0,0) ¹²	0,77%	4,22%
(0,0,0)	ARIMA(1,0,2)(2,0,0) ¹²	0,79%	3,08%
(0,0,0)	ARIMA(2,0,1)(1,0,0) ¹²	0,81%	1,36%
(0,0,0)	ARIMA(2,0,2)(2,0,0) ¹²	0,77%	2,83%

Tabel 6 menunjukkan bahwa model fungsi transfer orde (0,0,0) dengan deret *noise* mengikuti model ARIMA (2,0,1)(1,0,0)¹² memiliki nilai MAPE *testing* paling kecil dibandingkan dengan tiga model lainnya. Oleh karena itu, kesimpulannya model fungsi transfer orde (0,0,0) dengan deret *noise* mengikuti model ARIMA (2,0,1)(1,0,0)¹² merupakan model terbaik dengan nilai MAPE *testing* sebesar 1,36%. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut sangat baik dalam meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia. Persamaan model fungsi transfer terbaik dituliskan dalam persamaan (14).

$$\begin{aligned}
 y_t &= -0,0000138x_t + \frac{(1 - 0,45579B)}{(1 - 0,35222B - 0,39520B^2)(1 + 0,37259B^{12})} a_t \\
 \hat{y}_t &= -0,0000138x_t + 0,0000049x_{t-1} + 0,0000055x_{t-2} - 0,0000051x_{t-12} \\
 &\quad + 0,0000018x_{t-13} + 0,0000020x_{t-14} + 0,35222y_{t-1} + 0,39520y_{t-2} \\
 &\quad - 0,37259y_{t-12} + 0,13123y_{t-13} + 0,14725y_{t-14} - 0,45579a_{t-1}
 \end{aligned} \quad (14)$$

Persamaan (14) dapat diinterpretasikan bahwa jumlah uang beredar M2 di Indonesia dipengaruhi oleh data historis pada periode satu bulan, dua bulan, dua belas bulan, tiga belas bulan, dan empat belas bulan sebelumnya. Selain itu, jumlah uang beredar M2 di Indonesia juga dipengaruhi oleh jumlah penyaluran kredit pada periode yang sama dan pada satu bulan, dua bulan, dua belas bulan, tiga belas bulan, serta empat belas bulan sebelumnya.

4 KESIMPULAN

Model fungsi transfer terbaik untuk meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia adalah model fungsi transfer *single input* berorde (0,0,0) dengan deret *noise* mengikuti ARIMA (2,0,1)(1,0,0)¹². Peramalan yang dihasilkan mendekati nilai sebenarnya dengan MAPE sebesar 1,36%. Hal tersebut menunjukkan bahwa model fungsi transfer *single input* dengan jumlah penyaluran kredit sebagai deret *input* sangat baik dalam meramalkan jumlah uang beredar M2 di Indonesia. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan model fungsi transfer *multi input* atau menggunakan data deret *input* selain jumlah penyaluran kredit.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih ditujukan kepada seluruh pihak yang telah membantu penulis menyelesaikan penelitian ini dan kepada Bank Indonesia yang telah menyediakan data jumlah uang beredar M2 serta jumlah penyaluran kredit melalui *website*.

DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, M. G., & Prastuti, M. (2023). Peramalan Harga Cabai Rawit di Kabupaten Tuban Berdasarkan Curah Hujan Menggunakan Fungsi Transfer. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 11(6), D358-D366. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v11i6.89310>.
- Aini, Y. N. (2020). Proyeksi Penyerapan Tenaga Kerja Perikanan Berdasarkan Faktor Industrialisasi Menggunakan Metode Fungsi Transfer. *Jurnal Aplikasi Statistika & Komputasi Statistik*, 12(1), 23–36. <https://doi.org/10.34123/jurnalasks.v12i1.244>.
- Alifia, N., Zukhronah, E., & Respatiwiulan (2021). Peramalan Jumlah Uang Kuasi Di Indonesia dengan Menggunakan Fungsi Transfer Single Input. *Prosiding SNAST*, 29-38. <https://ejournal.akprind.ac.id/index.php/snast/article/view/3335>.
- Astasia, A., Wulandary, S., Istinah, A. N., dan Yuliati, I. F. (2020). Peramalan Tingkat Profitabilitas Bank Syariah dengan Menggunakan Model Fungsi Transfer Single Input. *Jurnal Statistika Dan Aplikasinya*, 4(1), 11-22. <https://doi.org/10.21009/JSA.04102>.
- Faradilla, S., & Suharsono, A. (2023). Peramalan Penjualan Produk Baja dan Besi di PT MSU dengan Pendekatan Metode ARIMA dan Single Moving Average. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 12(1), D88-D95. <https://doi.org/10.12962/j23373520.v12i1.104110>.
- Hanke, J.E. & Wichern, D. (2014). *Business Forecasting*. Edinburch Gate: 9th Edition. Pearson.
- Hartati, N. (2020). Pengaruh Inflasi dan Tingkat Pengangguran Terhadap Pertumbuhan Ekonomi di Indonesia Periode 2010–2016. *Jurnal Ekonomi Syariah Pelita Bangsa*, 5(1), 92-119. <https://doi.org/10.37366/jespb.v5i01.86>.
- Makridakis, S., Wheelwright, S.C., & Hyndman, R.J. (1983). *Forecasting: Methods and Applications*. 2nd Edition. New York: John Wiley dan Sons, Inc.
- Maukari, Z. (2023). *Peramalan Jumlah Konsumsi Bahan Bakar Minyak Jenis Pertalite di Kota Makassar dengan Pendekatan Model Fungsi Transfer Single Input pada Data yang Mengandung Outlier* [Skripsi, Universitas Hasanuddin]. Arsip Digital Universitas Hasanuddin. https://repository.unhas.ac.id/id/eprint/31961/2/H051171701_skripsi_26-10-2023%20bab1-2.pdf.
- Prijanto, W. J., & Tanaya, B. A. (2023). Peramalan Jumlah Uang Beredar M1 dan M2 di Indonesia. *Prosiding SEMINAR NASIONAL & CALL FOR PAPER Fakultas Ekonomi*, 2, 498-511. <https://journal.untidar.ac.id/index.php/semnasfe/article/view/1356/487>.
- Solikin & Suseno (2002). *Uang: Pengertian, Penciptaan, dan Peranannya dalam Perekonomian*. Jakarta: Pusat Pendidikan dan Studi Kebanksentralan (PPSK) BI.
- Wanggai, V., Delanova, M. O., & Yani, Y. M. (2023). Stabilitas Ekonomi Indonesia Dalam Pandemi Covid-19 dan Potensi Indonesia untuk Terjebak Middle Income

- Trap. *Academia Praja: Jurnal Ilmu Politik, Pemerintahan, dan Administrasi Publik*, 6(1), 146-165. <https://doi.org/https://doi.org/10.36859/jap.v6i1.1424>.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. 2nd Edition. New York: Temple University.
- Yulianto, S. & Najib, A. J. (2019). Perbandingan Metode SARIMA dan Metode Transfer pada Produksi Padi di Kabupaten Kendal. *Seminar Nasional Official Statistics*, 1, 582-590. <https://doi.org/10.34123/semnasoffstat.v2020i1.433>.