

Peramalan Menggunakan Model *Hybrid* ARIMAX-NN untuk Total Transaksi Pembayaran Nontunai

Nuning Kusumaningrum^{a*}, Ika Purnamasari^a, Meiliyani Siringoringo^a

^aLaboratorium Statistika Ekonomi dan Bisnis, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Mulawarman University, Samarinda City, 75123, Indonesia

Keywords: ARIMAX, forecasting, hybrid, NN, non-cash transactions.

Abstract:

Non-cash payment transactions in Indonesia continue to experience an increase marked by the high consumptive behavior of the people. This consumptive behavior is based on the many attractive offers, especially on year-end holidays which are the effect of calendar variations. ARIMAX is a time series method that is able to detect the effects of calendar variations. Meanwhile, to increase the level of forecasting accuracy, it can be combined with other methods such as Neural Networks (NN). This study aims to predict the total non-cash payment transactions in Indonesia in the period January to December 2022 using the ARIMAX-NN hybrid model. Based on the forecasting results, four highly accurate models were obtained, namely the hybrid model ARIMAX(0,1,2)-NN 1 neuron, ARIMAX(0,1,2)-NN 2 neurons, ARIMAX(1,1,0)-NN 1 neurons, and ARIMAX(1,1,0)-NN 2 neurons with MAPE values for each model below 5%. Based on the four models formed, the results of forecasting in the period January to December 2022 as a whole the data tends to fluctuate and has an upward trend pattern, especially in December, which is the month when year-end holidays occur.

1. Pendahuluan

Transaksi pembayaran nontunai merupakan transaksi pembayaran yang tidak menggunakan uang riil (Febriaty, 2019). Tribudhi dan Soekapdjo (2019) dalam Putera (2020), menyebutkan bahwa media yang digunakan sebagai transaksi pembayaran nontunai yaitu Alat Pembayaran Menggunakan Kartu (APMK), serta Uang Elektronik (UE). Munculnya berbagai inovasi mengenai pembayaran nontunai, tentunya akan menaikkan transaksi nontunai di masyarakat. hal ini akan meningkatkan nilai transaksi nontunai itu sendiri. Nursari et al (2019) dan Prastyaningtyas (2019) juga menyebutkan bahwa transaksi pembayaran nontunai telah meningkatkan sumbangsih pasar digital terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) dan bahkan diprediksi akan meningkat tajam setiap tahunnya.

Peningkatan pasar digital disebabkan oleh tingginya perilaku konsumtif dari masyarakat. Perilaku konsumtif didorong dengan banyaknya penawaran mulai dari gratis ongkos kirim, diskon, hingga *cashback* ataupun promo disaat waktu tertentu misalnya hari libur nasional, hari besar keagamaan, dan lainnya yang mampu mendorong banyaknya transaksi pembayaran nontunai (Farasyi dan Iswati, 2021). Menurut Intan et al (2018), efek variasi kalender senantiasa menunjukkan pola musiman yang berulang pada jangka waktu yang panjang. Berdasarkan hal tersebut, efek variasi kalender dapat memengaruhi peningkatan transaksi pembayaran nontunai di Indonesia, maka sudah sebaiknya

* Corresponding author.

E-mail address: nuningkusumaningrum267@gmail.com



dilakukan peramalan untuk memprediksi lonjakan transaksi pembayaran nontunai di masa mendatang guna menjaga stabilitas keuangan di Indonesia.

Analisis *time series* merupakan metode analisis yang bertujuan untuk meramalkan suatu kejadian di waktu yang akan datang berdasarkan data di masa lalu. Berlinditya dan Noeryanti (2019) menyebutkan bahwa terdapat model analisis *time series* yang dapat mempertimbangkan pengaruh variasi kalender yaitu *Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous* (ARIMAX). ARIMAX yaitu salah satu model *time series Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang dimodifikasi dengan menambahkan pengaruh variasi kalender sebagai variabel eksogen (Meliana et al., 2020).

Menurut Suhartono et al (2010), model ARIMAX dapat memperbaiki tingkat akurasi peramalan regresi *time series* maupun ARIMA menjadi lebih tinggi, karena model tersebut dapat menangkap efek dari variasi kalender. Namun demikian, menurut Prayoga et al (2017) dalam Putera (2020), ARIMAX merupakan pendekatan untuk pemodelan linier yang tidak dapat menangani struktur hubungan nonlinier. Amalia et al (2018) menyebutkan bahwa salah satu metode yang dapat menangkap komponen nonlinier yaitu *Neural Network* (NN). Zhang (2003) menegaskan bahwa NN memiliki keutamaan dalam segi fleksibilitas untuk memodelkan data nonlinier.

Namun demikian, belum ada metode yang sesuai dengan kondisi linier maupun nonlinier sekaligus, sehingga dapat dilakukan rekonstruksi metode peramalan *time series* yang bersifat *hybrid* yaitu dengan menggabungkan dua atau lebih metode. Metode *hybrid* yang dapat digunakan salah satunya yaitu ARIMAX-NN. Peramalan menggunakan metode *hybrid* ARIMAX-NN telah banyak dilakukan dalam beberapa penelitian terdahulu diantaranya oleh Bennet et al (2014), Alam et al (2018), dan Prastyo et al (2018) yang dalam penelitiannya memperoleh hasil bahwa metode *hybrid* ARIMAX-NN merupakan metode yang cocok digunakan dalam sebuah peramalan dengan nilai akurasi peramalan yang akurat.

Hasil peramalan dengan metode *hybrid* ARIMAX-NN akan diterapkan dalam meramalkan total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia. Stabilitas transaksi pembayaran nontunai di Indonesia dapat terus dipertahankan dengan melihat proyeksinya di masa mendatang dengan menggunakan metode statistika yaitu peramalan, sehingga dapat dijadikan informasi dalam mengambil kebijakan bagi pemerintah maupun Bank Indonesia.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous Variasi Kalender

Model *Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous* (ARIMAX) merupakan model ARIMA dengan penambahan variabel eksogen sebagai variabel penjelas (Rosadi, 2012). Model ARIMAX variasi kalender yaitu model ARIMAX dengan penambahan variabel-variabel seperti *dummy* untuk efek variasi kalender. Berdasarkan Suhartono et al (2010), model ARIMAX variasi kalender dapat dituliskan pada persamaan berikut :

$$Z_t = \beta_1 T_t + \beta_2 D_{1,t} + \beta_3 D_{2,t} + \dots + \beta_v D_{H,t} + \frac{\theta_q(B)}{\phi_p(B)(1-B)^d} \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim IIDN(0, \sigma^2) \quad (1)$$

di mana,

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_v$ = koefisien parameter variabel *dummy*

T_t = variabel tren pada saat ke- t

$D_{H,t}$ = variabel *dummy* untuk efek variasi kalender ke- H

$\phi_p(B)$ = $1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ (parameter AR orde ke- p)

$\theta_q(B)$ = $1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ (parameter MA orde ke- q)

$(1 - B)^d$ = *Differencing*

ε_t = residual ARIMAX pada waktu ke- t dengan $t = 1, 2, \dots, n$

Tahapan dalam model ARIMAX dapat dilakukan dengan cara yang sama dengan model ARIMA pada umumnya. Tahapan dalam pemodelan ARIMA yaitu mengidentifikasi model, menaksir parameter dengan metode *Maximum Likelihood Estimator* (MLE), memeriksa diagnostik (uji asumsi *white noise* dan berdistribusi normal), serta melakukan peramalan.

2.2. Neural Network

Neural Network (NN) merupakan sebuah metode komputasi untuk pengolahan informasi yang dikembangkan dari pemodelan jaringan syaraf biologi, khususnya otak manusia (Zhang, 2004). Pada umumnya, NN mempunyai tiga *layer* yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Menurut Hermawan (2006), setiap *layer* dan pola hubungan antar *layer* memiliki sebuah pengaturan *neuron* yang disebut dengan arsitektur NN. Arsitektur NN yang sering digunakan yaitu *multi layer net*, karena sering menggunakan algoritma *backpropagation*.

Backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang berfungsi untuk memperkecil tingkat kesalahan dengan cara menyesuaikan bobotnya berdasarkan perbedaan *output* yang diinginkan (Kiki dan Kusumadewi, 2004). Hal tersebut juga tidak terlepas dari peranan fungsi aktivasi yang digunakan dalam pelatihan ini. Menurut Warsito (2009), fungsi aktivasi dapat digunakan sebagai dasar untuk mengubah bobot yang dapat menjadikan suatu jaringan menjadi lebih kuat. Fungsi aktivasi yang sering digunakan yaitu sigmoid biner dan linier.

2.3. Hybrid ARIMAX-NN

ARIMAX-NN merupakan suatu metode *hybrid* (penggabungan) antara ARIMAX sebagai metode linier dan NN sebagai nonlinier (Zhang dan Qi, 2005 dalam Putera, 2020). Menurut Putera (2020), konsep kerja peramalan *hybrid* cukup sederhana dan dapat ditunjukkan secara matematis pada persamaan berikut :

$$\hat{H}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \quad (2)$$

di mana \hat{L}_t adalah hasil peramalan pada model ARIMAX dan \hat{N}_t adalah hasil peramalan metode NN.

2.4. Transaksi Pembayaran Nontunai

Transaksi pembayaran nontunai merupakan transaksi pembayaran yang dilakukan tanpa menggunakan uang tunai yang beredar, melainkan menggunakan jaringan internet atau komputer (Nursari et al, 2019). Menurut Khairi dan Gunawan (2019), terdapat dua instrument pembayaran nontunai yaitu Alat Pembayaran Menggunakan Kartu (APMK) dan Uang Elektronik (UE). Penggunaan transaksi pembayaran nontunai dapat memudahkan pemerintah dalam mengevaluasi dan mengendalikan uang yang beredar, sehingga dapat meminimalisir terjadinya inflasi.

3. Metode Penelitian

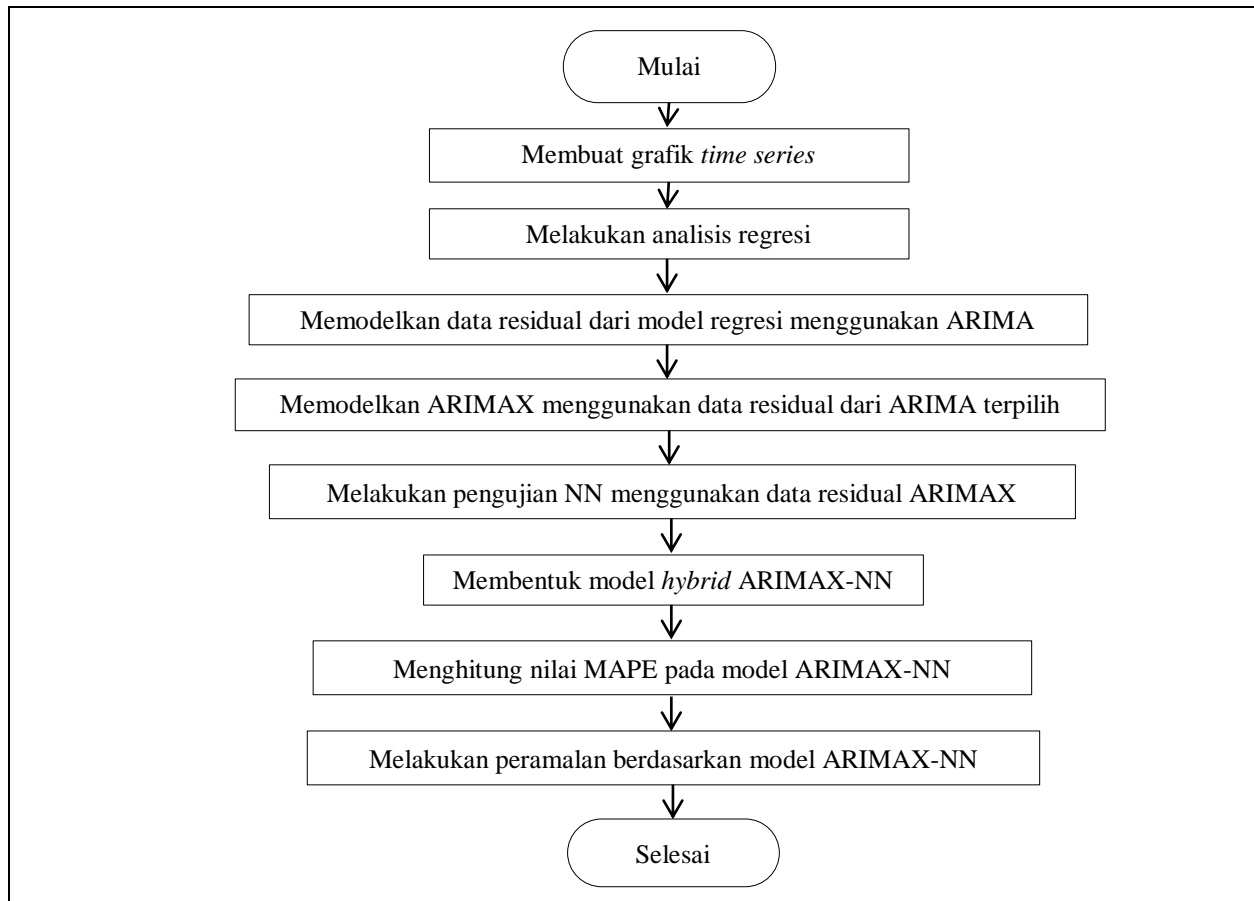
Rancangan penelitian ini bersifat *ex post facto* dengan menggunakan studi kasus data total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia (Miliar Rupiah/bulan). Teknik *sampling* yang digunakan yaitu *purposive sampling* dengan mempertimbangkan keterbaruan data. Data dimulai dari Januari 2016 sampai Desember 2021, yang bersumber dari *website* resmi Bank Indonesia, <https://www.bi.go.id>. Adapun variabel penelitian sebagaimana Tabel 1.

Tabel 1. Variabel Penelitian

Simbol	Nama Variabel	Tipe Variabel	Keterangan/Satuan
Variabel dependen			
Z	Data total transaksi pembayaran nontunai	Kontinu	Miliar Rupiah/Bulan
Variabel independen			
T	Variabel tren	Diskrit	Bulan
D ₁	Variabel <i>dummy</i> variasi kalender dengan <i>dummy</i> satu bulan sebelum hari libur akhir tahun	Kategorik	1 : Satu bulan sebelum hari libur akhir tahun 0 : Untuk lainnya

D_2	Variabel <i>dummy</i> variasi kalender dengan <i>dummy</i> bulan saat terjadinya hari libur akhir tahun	Kategorik	1 : Bulan saat terjadinya hari libur akhir tahun 0 : Untuk lainnya
D_3	Variabel <i>dummy</i> variasi kalender dengan <i>dummy</i> satu bulan setelah hari libur akhir tahun	Kategorik	1 : Satu bulan setelah hari libur akhir tahun 0 : Untuk lainnya

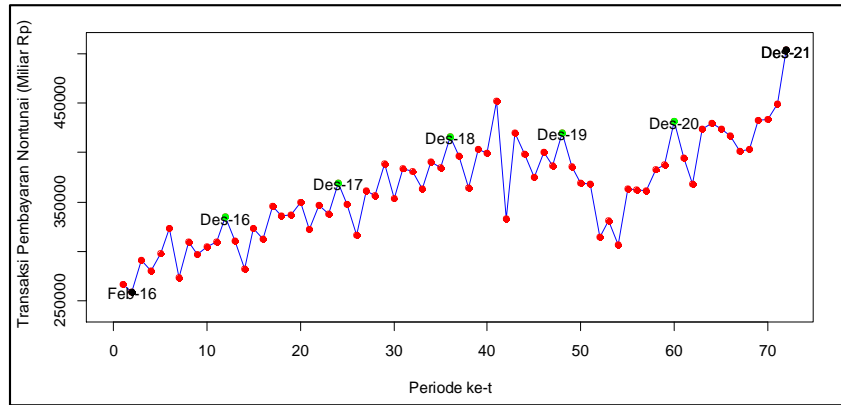
Proses analisis data, peneliti menggunakan *software R* dan *Microsoft Excel*, dengan prosedur analisis sebagaimana Gambar 1 sebagai berikut.



Gambar 1. Diagram alir analisis data

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Statistika Deskriptif



Gambar 2. Grafik *time series* total transaksi pembayaran nontunai

Berdasarkan Gambar 2, dapat dilihat bahwa nilai total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia periode Januari 2016 sampai Desember 2021 menunjukkan adanya fluktuasi setiap bulannya dan cenderung mengalami tren naik meskipun masih terdapat penurunan di beberapa titik. Pada bulan Februari 2016, nilai total transaksi pembayaran nontunai merupakan total transaksi terendah dibandingkan pada bulan-bulan lain yaitu sebesar 259.124,85 Miliar Rupiah. Sedangkan nilai total transaksi pembayaran nontunai tertinggi pada bulan Desember 2021 sebesar 503.147,61 Miliar Rupiah. Selain itu, transaksi pembayaran nontunai setiap akhir tahunnya selalu mengalami peningkatan yang di mana pada bulan Desember merupakan bulan saat terjadinya hari libur akhir tahun.

4.2. Analisis Regresi

Salah satu metode yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel bebas dengan variabel terikat disebut dengan analisis regresi (Pramudjono, 2010). Pada penelitian ini, dilakukan analisis regresi terlebih dahulu untuk mengetahui ada atau tidaknya pengaruh variabel tren dan variabel *dummy* terhadap variabel dependen pada model regresi.

Tabel 2. Variabel Tren dan Variabel *Dummy*

Periode	T_t	Z_t	$D_{1,t}$	$D_{2,t}$	$D_{3,t}$
Januari 2016	1	267.052,56	0	0	1
Februari 2016	2	259.124,85	0	0	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
November 2016	11	310.030,12	1	0	0
Desember 2016	12	334.957,88	0	1	0
Januari 2017	13	310.206,17	0	0	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
November 2021	71	448.493,30	1	0	0
Desember 2021	72	503.147,61	0	1	0

Setelah variabel tren dan *dummy* dibentuk, maka selanjutnya melakukan penaksiran parameter pada variabel tren dan variabel *dummy* terhadap data total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia menggunakan *Ordinary Least Square* (OLS), diperoleh model sebagai berikut.

$$\hat{Z}_t = 291.985,4 + 1.827,9T_t + 8.961,2D_{1,t} + 43.692,5D_{2,t} + 1.702,4D_{3,t} \tag{3}$$

Selanjutnya, berdasarkan model pada persamaan (3), dilakukan pengujian signifikansi parameter secara simultan dengan taraf keberartian (α) senilai 0,05. Adapun hipotesis nol yang digunakan pada pengujian yaitu secara simultan parameter dari variabel tren dan variabel *dummy* tidak signifikan berpengaruh terhadap total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia. Berdasarkan pengujian, diperoleh nilai *p-value* sebesar $4,9650 \times 10^{-16}$ kurang dari taraf keberartian, maka H_0 ditolak. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa secara simultan parameter dari variabel tren dan variabel *dummy* signifikan berpengaruh terhadap total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia.

Untuk langkah berikutnya, pengujian signifikansi parameter secara parsial dilakukan dan diperoleh hasil sebagaimana pada Tabel 3.

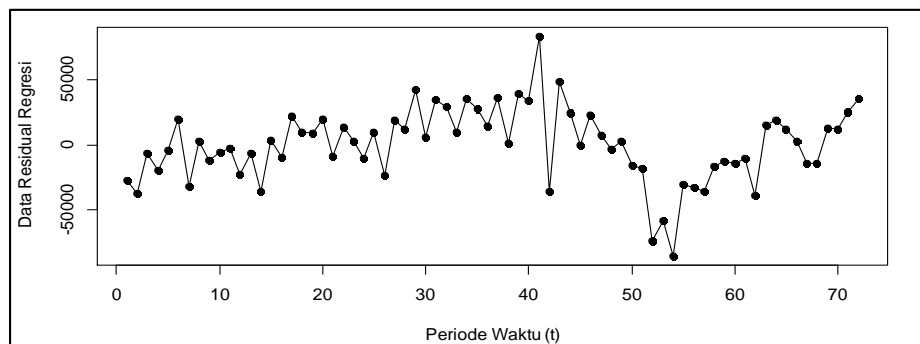
Tabel 3. Hasil Pengujian Parsial Model Awal

Parameter	Variabel	P-value	α	Keputusan
β_0	Intercept	$< 2 \times 10^{-16}$		Menolak H_0
β_1	T_t	$< 2 \times 10^{-16}$		Menolak H_0
β_2	$D_{1,t}$	0,4750	0,05	Gagal menolak H_0
β_3	$D_{2,t}$	0,0008		Menolak H_0
β_4	$D_{3,t}$	0,8918		Gagal menolak H_0

Berdasarkan Tabel 3, diperoleh kesimpulan bahwa secara parsial parameter β_1 dan β_3 signifikan berpengaruh. Sedangkan, secara parsial parameter β_2 dan β_4 tidak signifikan berpengaruh terhadap total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia. Parameter yang tidak berpengaruh dieliminasi dengan metode *backward*, hingga diperoleh model terbaik yaitu:

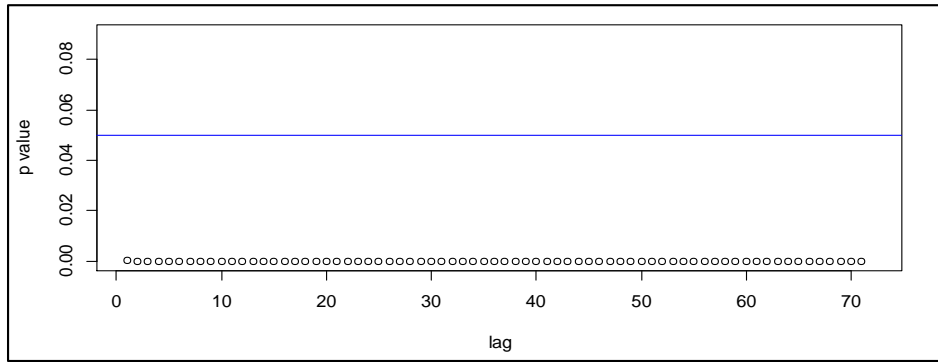
$$\hat{Z}_t = 292.701,1 + 1.834,9T_t + 42.680,8D_{2,t} \tag{4}$$

Selanjutnya akan dilakukan pengujian asumsi pada nilai residual regresi e_t . Berikut merupakan nilai residual regresi yang dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Grafik *time series* data residual regresi

Pengecekan asumsi tidak adanya korelasi residual pada model regresi dengan melakukan uji *Ljung-Box* (Wei, 2006). Setelah dilakukan pengujian, diperoleh hasil yang dapat dilihat grafik *time series Ljung-Box* pada Gambar 4.

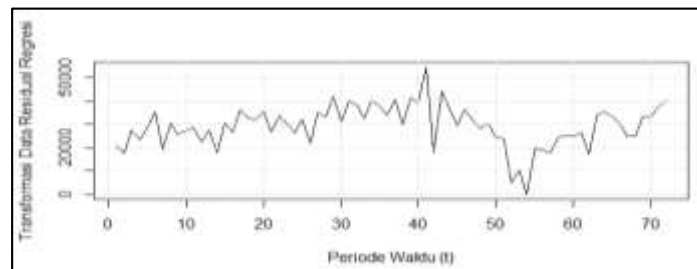


Gambar 4. Grafik *time series* residual regresi

Berdasarkan Gambar 4, nilai *p-value* untuk setiap *t* berada di bawah batas garis signifikansi yaitu 0,05, dengan demikian dapat dikatakan bahwa residual model regresi tidak terdapat korelasi lagi. Oleh karena itu, maka dapat dilanjutkan ke pemodelan ARIMA.

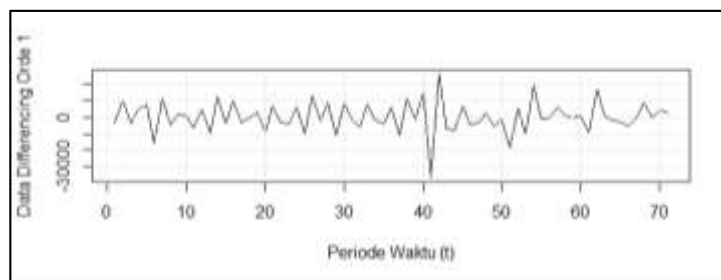
4.3. Pemeriksaan Stasioneritas Data Residual Regresi

Menurut Makridakis et al (1999), stasioner merupakan kondisi dimana tidak ada kecenderungan fluktuasi pada variansi dan rata-rata. Berdasarkan Gambar 3, mengindikasikan bahwa data residual regresi belum stasioner, oleh karenanya perlu transformasi. Transformasi dilakukan untuk menstasionerkan data dalam variansi terlebih dahulu, dengan hasil transformasi sebagaimana gambar 5.



Gambar 5. Grafik *time series* data $T^*(e_t)$

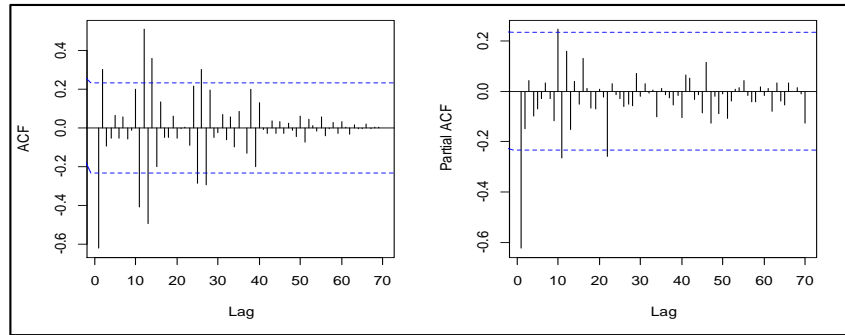
Setelah dilakukan transformasi, data $T^*(e_t)$ menunjukkan kondisi stasioner dalam variansi namun belum stasioner dalam rata-rata. Untuk selanjutnya, maka dilakukan differencing. Berdasarkan hasil differencing orde 1, didapatkan bahwa data e_t^1 telah stasioner dalam rata-rata, seperti yang ditunjukkan pada gambar 6.



Gambar 6. Grafik *time series* data e_t^1

4.4. Identifikasi Model ARIMA untuk Data Residual Regresi

Penentuan model ARIMA dimulai dengan mengecek pola pada grafik ACF dan PACF, sebagaimana pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7. Grafik ACF dan PACF e_t'

Berdasarkan Gambar 7, dengan menggunakan prinsip parsimoni, diketahui bahwa nilai ACF terpotong setelah lag 1 dan 2, hal ini mengindikasikan orde $q = 0,1,2$. Sedangkan nilai PACF terpotong setelah lag 1, hal ini mengindikasikan orde $p = 0,1$. Sehingga, model ARIMA sementara yang diperoleh yaitu ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,1,2), ARIMA(1,1,0), ARIMA(1,1,1), dan ARIMA(1,1,2).

4.5. Penaksiran dan Pengujian Signifikansi Parameter Model ARIMA

Sesudah diperoleh model, berikutnya penaksiran dan uji signifikansi parameter dilakukan guna mengetahui parameter yang signifikan. Berdasarkan hasil pengujian pada Tabel 4, diperoleh hasil bahwa parameter pada model ARIMA(0,1,1), ARIMA(0,1,2), dan ARIMA(1,1,0) signifikan.

Tabel 4. Penaksiran dan Uji Parameter Model ARIMA

Model	Parameter	Nilai Taksiran	P-value	α	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	θ_1	-0,6104	$8,4740 \times 10^{-10}$	0,05	Menolak H_0
ARIMA (0,1,2)	θ_1	-0,6778	$8,1700 \times 10^{-8}$		Menolak H_0
	θ_2	0,2327	0,0404		Menolak H_0
ARIMA (1,1,0)	ϕ_1	-0,6228	$2,2060 \times 10^{-9}$		Menolak H_0
ARIMA (1,1,1)	ϕ_1	-0,4856	0,0035		Menolak H_0
	θ_1	-0,2344	0,2051		Gagal menolak H_0
ARIMA (1,1,2)	ϕ_1	-0,4538	0,0753		Gagal menolak H_0
	θ_1	-0,2643	0,3077		Gagal menolak H_0
	θ_2	0,0346	0,8630	Gagal menolak H_0	

4.6. Pemeriksaan Diagnostik Model ARIMA

Sebagaimana yang dikemukakan oleh Wei (2006), sebelum dilakukan peramalan perlu dilakukan pemeriksaan diagnostik. Berdasarkan pemeriksaan diagnostik tersebut, diperoleh dua model yang memenuhi yaitu model ARIMA (0,1,2) dan ARIMA (1,1,0). Sehingga, kedua model tersebut yang digunakan dalam pemodelan ARIMAX.

4.7. Pemodelan ARIMAX Variasi Kalender Berdasarkan Residual Model ARIMA

Berdasarkan persamaan (1), maka dapat dibentuk model ARIMAX(0,1,2) dan ARIMAX(1,1,0) yaitu:

1. Model ARIMAX (0,1,2)

$$\hat{Z}_t = \hat{Z}_{t-1} + \hat{\beta}_1 T_t - \hat{\beta}_1 T_{t-1} + \hat{\beta}_3 D_{2,t} - \hat{\beta}_3 D_{2,t-1} + \varepsilon_t - \hat{\theta}_1 \varepsilon_{t-1} - \hat{\theta}_2 \varepsilon_{t-2} \tag{5}$$

2. Model ARIMAX (1,1,0)

$$\begin{aligned} Z_t = & Z_{t-1} + Z_{t-1}\phi_1 - Z_{t-2}\phi_1 + \beta_1 T_t - \beta_1 T_{t-1} - \beta_1 T_{t-1}\phi_1 + \beta_1 T_{t-2}\phi_1 + \beta_3 D_{2,t} \\ & - \beta_3 D_{2,t-1} - \beta_3 D_{2,t-1}\phi_1 + \beta_3 D_{2,t-2}\phi_1 + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{6}$$

Kemudian akan dilanjutkan ke tahap selanjutnya yaitu sama seperti pemodelan ARIMA, antara lain penaksiran dan uji signifikansi parameter, pemeriksaan diagnostik, dan peramalan. Berdasarkan penaksiran dan pengujian signifikansi parameter ARIMAX(0,1,2) dan ARIMAX(1,1,0), masih didapatkan parameter yang tidak signifikan yaitu parameter β_1 dari variabel T_t . Sehingga dapat dilakukan *backward elimination* kembali untuk kedua model ARIMAX hingga diperoleh model yang seluruh parameternya signifikan yaitu sebagai berikut.

1. Model ARIMAX (0,1,2)

$$\hat{Z}_t = \hat{Z}_{t-1} + 41.191,7769D_{2,t} - 41.191,7769D_{2,t-1} + \varepsilon_t - (-0,6352)\varepsilon_{t-1} - (0,2627)\varepsilon_{t-2} \tag{7}$$

2. Model ARIMAX (1,1,0)

$$\begin{aligned} \hat{Z}_t = & \hat{Z}_{t-1} + \hat{Z}_{t-1}(-0,6104) - \hat{Z}_{t-2}(-0,6104) + 42.422,545D_{2,t} - 42.422,545D_{2,t-1} \\ & - 42.422,545D_{2,t-1}(-0,6104) + 42.422,545D_{2,t-2}(-0,6104) + \varepsilon_t \end{aligned} \tag{8}$$

Berikutnya, dilakukan pemeriksaan diagnostik, dan diperoleh bahwa model yang memenuhi pemeriksaan diagnostik yaitu ARIMAX(0,1,2) dan ARIMAX(1,1,0).

Sebelum dilanjutkan ke tahap peramalan, dapat dihitung terlebih dahulu nilai MAPE dari kedua model ARIMAX tersebut hingga diperoleh hasil sebagaimana pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Nilai MAPE Model ARIMAX

Model	MAPE (%)
ARIMAX (0,1,2)	5,0457
ARIMAX (1,1,0)	5,1261

Berdasarkan Tabel 5, model ARIMAX (0,1,2) dan ARIMAX (1,1,0) mempunyai tingkat akurasi yang sangat akurat karena nilai MAPE dari kedua model tersebut masih berada di bawah 10% (Hudiyanti et al., 2019). Sehingga, kedua model ARIMAX tersebut dapat dilanjutkan ke tahap peramalan.

4.8. Peramalan ARIMAX

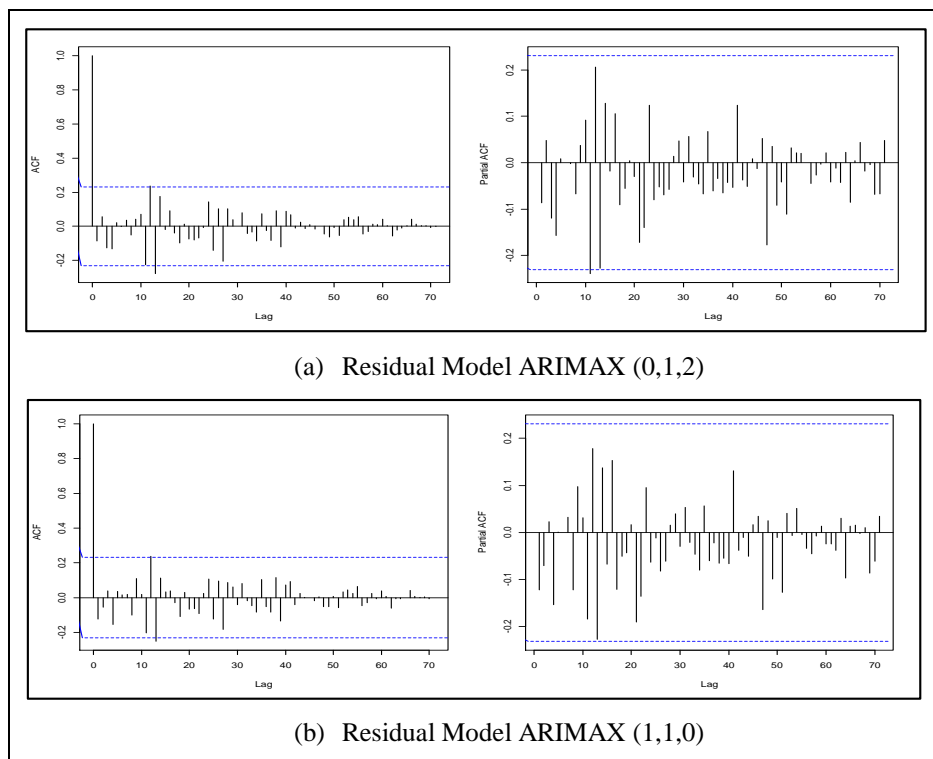
Berdasarkan persamaan (7) dan persamaan (8), dapat dihitung nilai peramalan periode Januari – Desember 2022, dengan hasil peramalan sebagaimana pada Tabel 6.

Tabel 6. Hasil Peramalan Total Transaksi Pembayaran Nontunai di Indonesia Periode Januari – Desember 2022 Berdasarkan Model ARIMAX (0,1,2) dan ARIMAX (1,1,0)

Periode	Bulan	Hasil Peramalan (Miliar Rupiah)	
		ARIMAX (0,1,2)	ARIMAX (1,1,0)
73	Januari 2022	432.115,62	442.695,41
74	Februari 2022	429.531,64	449.929,97
75	Maret 2022	442.587,98	453.183,89
76	April 2022	471.800,31	483.168,67
77	Mei 2022	433.270,71	449.554,92
78	Juni 2022	466.348,21	500.933,17
79	Juli 2022	488.702,81	506.387,19
80	Agustus 2022	468.892,73	515.844,50
81	September 2022	461.629,57	520.979,17
82	Oktober 2022	419.565,12	486.494,37
83	November 2022	421.648,15	492.577,27
84	Desember 2022	463.186,35	513.863,35

4.9. Hybrid ARIMAX-NN

Metode *hybrid* ARIMAX-NN diawali dengan penentuan variabel *input*. Variabel *input* dipilih berdasarkan banyaknya jumlah *lag* yang melebihi garis batas signifikan pada grafik ACF atau PACF nilai residual ARIMAX. Berikut grafik ACF dan PACF dari residual model ARIMAX(0,1,2) dan ARIMAX(1,1,0) yang dapat ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik ACF dan PACF nilai residual ARIMAX

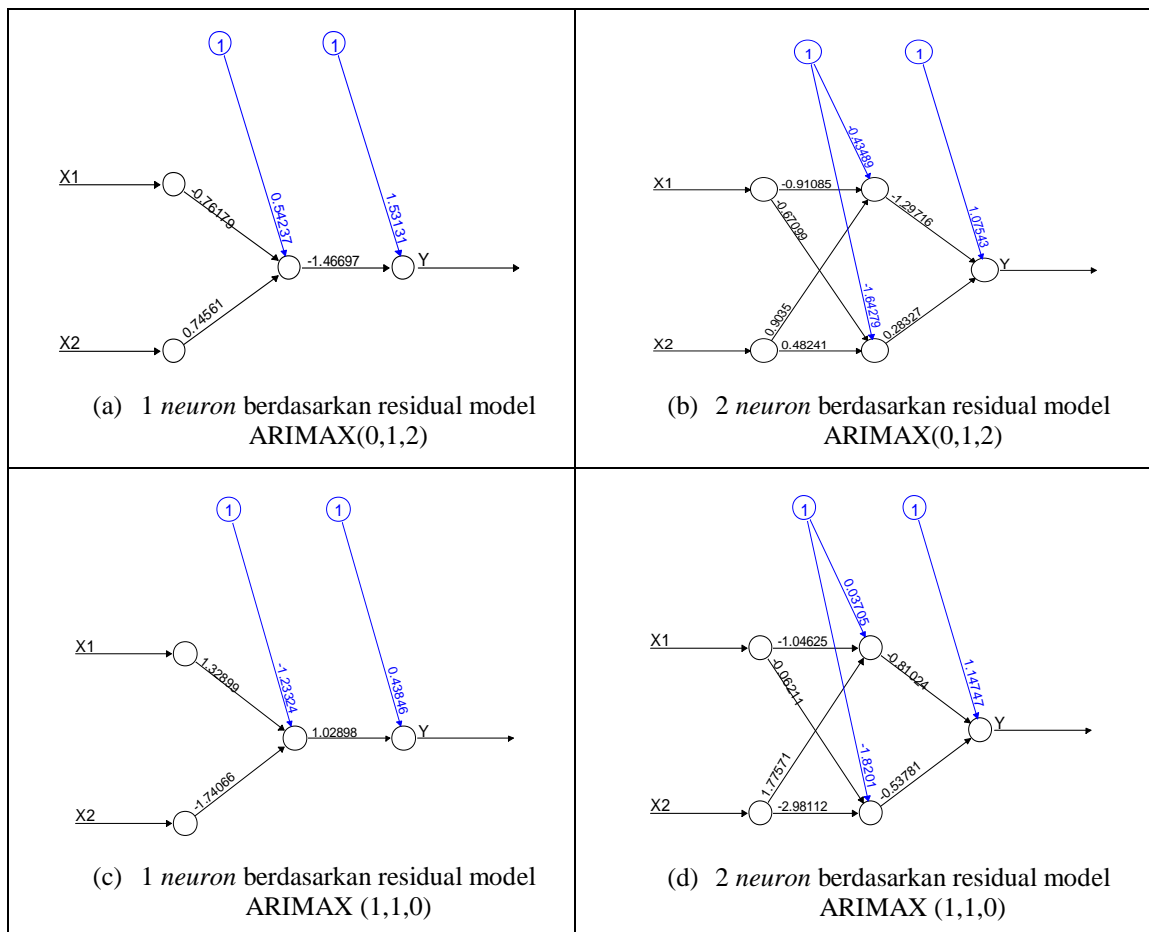
Berdasarkan Gambar 8(a) dan Gambar 8(b), grafik ACF merupakan grafik dengan lag terbanyak yang berada diatas garis signifikansi, yaitu pada lag ke-12 dan lag ke-13. Sehingga didapatkan variabel *input* sebanyak dua untuk masing-masing model yang dimulai pada data residual ke-14 sampai ke-72.

Setelah didapatkan variabel *input*, langkah selanjutnya yaitu standarisasi data residual ARIMAX menggunakan standarisasi *minmax*, agar data yang akan digunakan berada di antara interval sesuai dengan fungsi aktivasinya. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini yaitu sigmoid biner yang mana menurut Warsito (2009) menghasilkan nilai *output* berada dalam interval (0,1). Setelah dilakukan standarisasi data, maka selanjutnya masuk ke dalam proses pelatihan *backpropagation*.

4.10. Proses Pelatihan Backpropagation NN

Pelatihan *backpropagation* dilakukan dengan cara mencoba masing-masing *hidden layer* dengan *neuron* 1 dan 2, serta nilai *learning rate* sebesar 0,01. Pada penelitian ini, sigmoid biner dan *linier* dipakai sebagai fungsi aktivasi pada neuronnya, dengan kriteria pemberhentian yaitu *target error* dan maksimum iterasi. *Target error* yang digunakan yaitu 0,01 dan maksimum iterasi yang digunakan sebesar 3000.

Arsitektur jaringan *backpropagation* dengan 1 dan 2 *neuron* berdasarkan residual model ARIMAX(0,1,2) dan ARIMAX(1,1,0) sebagaimana pada Gambar 9.



Gambar 9. Arsitektur jaringan *backpropagation* NN

Setelah dilakukan proses pelatihan *backpropagation* NN, dapat dilakukan destandarisasi hasil prediksi data residual dengan tujuan agar data prediksi ke-14 sampai ke-72 yang telah dihasilkan pada proses pelatihan, dikembalikan ke dalam bentuk interval pada saat sebelum distandarisasi.

Setelah semua proses NN sudah dijalankan, maka selanjutnya dapat dibentuk model *hybrid* ARIMAX-NN berdasarkan persamaan berikut.

1. Model *Hybrid* ARIMAX (0,1,2)-NN 1 Neuron

$$\hat{H}_t = (\hat{Z}_{t-1} + 41.191,7769D_{2,t} - 41.191,7769D_{2,t-1} + a_t - (-0,6352)a_{t-1} - (0,2627)a_{t-2}) + \hat{N}_{1,t} \tag{9}$$

2. Model *Hybrid* ARIMAX (0,1,2)-NN 2 Neuron

$$\hat{H}_t = (\hat{Z}_{t-1} + 41.191,7769D_{2,t} - 41.191,7769D_{2,t-1} + a_t - (-0,6352)a_{t-1} - (0,2627)a_{t-2}) + \hat{N}_{2,t} \tag{10}$$

3. Model *Hybrid* ARIMAX (1,1,0)-NN 1 Neuron

$$\begin{aligned} \hat{H}_t = & (\hat{Z}_{t-1} + \hat{Z}_{t-1}(-0,6104) - \hat{Z}_{t-2}(-0,6104) + 42.422,545D_{2,t} - 42.422,545D_{2,t-1} \\ & - (42.422,545D_{2,t-1}(-0,6104)) + (42.422,545D_{2,t-2}(-0,6104)) + a_t) + \hat{N}_{1,t} \end{aligned} \tag{11}$$

4. Model *Hybrid* ARIMAX (1,1,0)-NN 2 Neuron

$$\begin{aligned} \hat{H}_t = & (\hat{Z}_{t-1} + \hat{Z}_{t-1}(-0,6104) - \hat{Z}_{t-2}(-0,6104) + 42.422,545D_{2,t} - 42.422,545D_{2,t-1} \\ & - (42.422,545D_{2,t-1}(-0,6104)) + (42.422,545D_{2,t-2}(-0,6104)) + a_t) + \hat{N}_{2,t} \end{aligned} \tag{12}$$

Setelah diperoleh model, maka dapat dihitung peramalan menggunakan model *hybrid* ARIMAX-NN. Sebelum dilanjutkan ke tahap peramalan, dapat dihitung terlebih dahulu nilai MAPE dari keempat model *hybrid* ARIMAX-NN.

Tabel 7. Hasil Perhitungan Nilai MAPE pada *Hybrid* ARIMAX-NN

Jumlah Neuron pada Hidden Layer	MAPE (%)	
	ARIMAX (0,1,2)	ARIMAX (1,1,0)
1 Neuron	4,4727	4,4796
2 Neuron	4,5027	4,5391

Berdasarkan Tabel 7, dapat disimpulkan bahwa keempat model *hybrid* ARIMAX-NN memiliki tingkat akurasi yang sangat akurat karena nilai MAPE dari kedua model tersebut masing-masing berada di bawah 5%. Sehingga, keempat model *hybrid* ARIMAX-NN tersebut sangat akurat untuk dilanjutkan ke tahap peramalan.

4.11. Peramalan *Hybrid* ARIMAX-NN

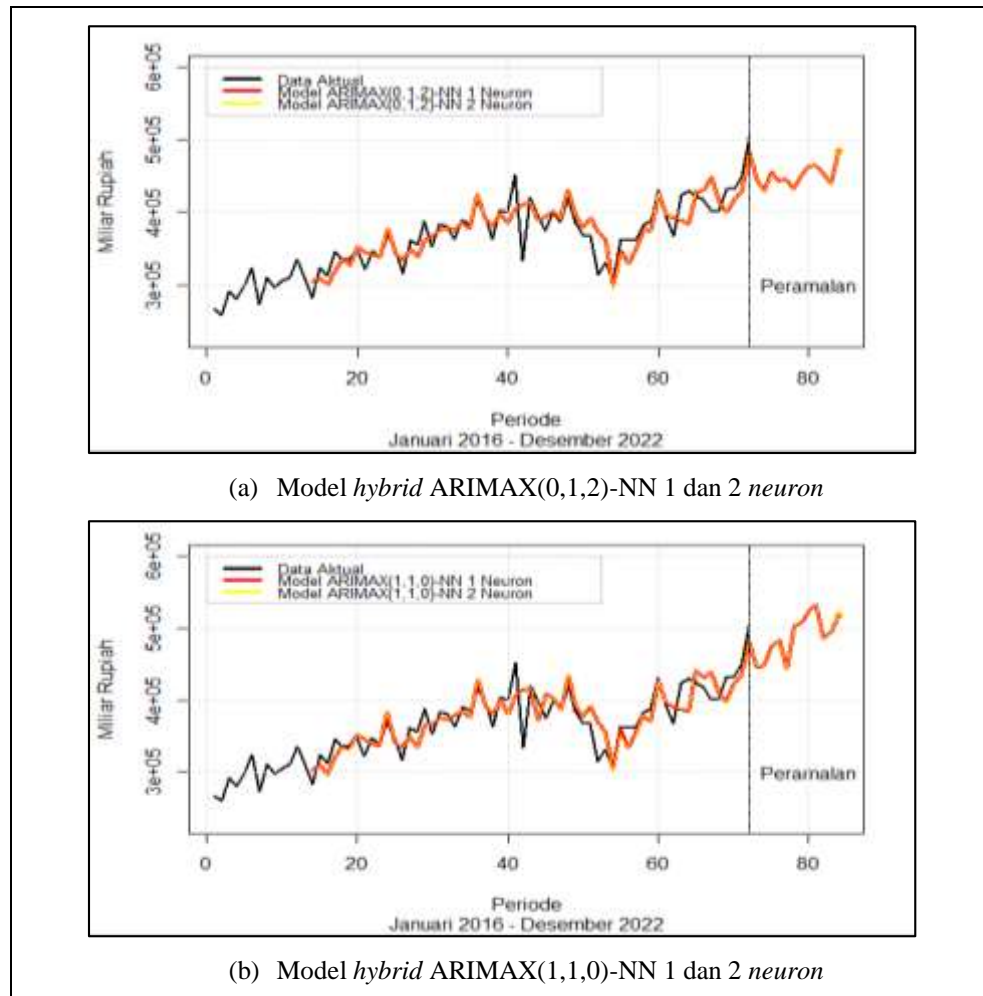
Berdasarkan persamaan (9) sampai persamaan (12), dapat dihitung nilai peramalan periode Januari – Desember 2022, dan diperoleh hasil peramalan yang dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Peramalan Total Transaksi Pembayaran Nontunai di Indonesia

Periode	Hasil Peramalan (Miliar Rupiah)			
	ARIMAX (0,1,2)-NN		ARIMAX (1,1,0)-NN	
	1 NN	2 NN	1 NN	2 NN
73	446.041,95	446.334,83	446.410,41	447.058,58
74	429.319,32	429.471,63	447.506,64	447.930,20
75	455.357,78	454.644,83	473.576,98	472.853,76

76	442.205,37	442.181,66	484.392,69	483.396,53
77	445.110,67	444.945,56	443.337,58	441.907,45
78	432.990,99	433.214,54	502.796,94	503.689,63
79	450.228,10	450.690,82	508.627,51	509.808,05
80	463.141,48	463.651,16	523.429,19	524.667,17
81	464.671,61	464.585,06	533.646,27	533.918,05
82	453.315,88	453.390,15	485.961,69	485.435,14
83	440.462,50	440.595,74	494.376,80	494.417,06
84	484.444,03	484.580,22	517.515,04	517.641,59

Berdasarkan hasil peramalan pada Tabel 8, dapat digambarkan sebuah grafik *time series* dari hasil peramalan total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia periode Januari – Desember 2022, sebagaimana pada Gambar 10 sebagai berikut.



Gambar 10. Perbandingan data aktual dan hasil peramalan

Merujuk pada Gambar 10(a) dan Gambar 10(b), secara keseluruhan menunjukkan bahwa model *hybrid* ARIMAX(0,1,2)-NN dan ARIMAX(1,1,0)-NN dengan 1 dan 2 *neuron* memiliki pola data hasil prediksi dan peramalan yang cenderung mengikuti pola data aktualnya, yaitu memiliki pola tren naik dan mengalami fluktuatif data meskipun masih terdapat penurunan di beberapa titik. Gambar 10(a) dan Gambar 10(b) juga menunjukkan bahwa hasil peramalan periode Januari – Desember 2022 selalu terjadi peningkatan pada bulan Desember dibandingkan bulan sebelumnya, yang mana pada bulan tersebut merupakan bulan saat terjadinya hari libur akhir tahun.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai total transaksi pembayaran nontunai di Indonesia dengan menggunakan model *hybrid* ARIMAX (0,1,2)-NN dan ARIMAX (1,1,0)-NN dengan 1 dan 2 *neuron* diperoleh nilai MAPE untuk masing-masing model di bawah 5%. Sehingga, disimpulkan bahwa model sangat akurat dan pola data hasil peramalan secara keseluruhan cenderung mengalami fluktuatif data dan memiliki pola tren naik terutama pada bulan Desember 2022 yang selalu mengalami kenaikan dibandingkan bulan lainnya. Hal ini terjadi juga dikarenakan pada bulan tersebut merupakan bulan saat terjadinya hari libur akhir tahun.

References

Alam, W., Mrinmoy, R. A. Y., Kumar, R. R., Sinha, K., Rathod, S., & Singh, K. N. (2018). Improved ARIMAX Model

Based on ANN and SVM Approaches for Forecasting Rice Yield Using Weather Variables. *Indian Journal of Agricultural Sciences*, 88(12), 1909–1913.

- Amalia, F. F., Suhartono, Rahayu, S. P., & Suhermi, N. (2018). Quantile Regression Neural Network for Forecasting Inflow and Outflow in Yogyakarta. *Journal of Physics: Conference Series*, 1028, 1–10.
- Bennett, C., Stewart, R. A., & Lu, J. (2014). Autoregressive with Exogenous Variables and Neural Network Short-term Load Forecast Models for Residential Low Voltage Distribution Networks. *Energies*, 7(5), 2938–2960.
- Berlinditya, O. R. E. . B., & Noeryanti. (2019). Pemodelan Time Series Dalam Peramalan Jumlah Pengunjung Objek Wisata Di Kabupaten Gunung Kidul Menggunakan Metode ARIMAX Efek Variasi Kalender. *Jurnal Statistika Industri dan Komputasi*, 4(1), 81–88.
- Farasyi, F. Al, & Iswati, H. (2021). Pengaruh Media Sosial, E-Lifestyle dan Budaya Digital Terhadap Perilaku Konsumtif. *Syntax Idea*, 3(11), 2355–2371.
- Febriaty, H. (2019). Pengaruh Sistem Pembayaran Non Tunai Dalam Era Digital Terhadap Tingkat Pertumbuhan Ekonomi Indonesia. *Prosiding FRIMA (Festival Riset Ilmiah Manajemen dan Akuntansi)*, 6681(2), 307–313.
- Hudiyanti, C. V., Bachtiar, F. A., & Setiawan, B. D. (2019). Perbandingan Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing untuk Peramalan Jumlah Kedatangan Wisatawan Mancanegara di Bandara Ngurah Rai. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3), 2667–2672.
- Intan, S. N., Zukhronah, E., & Wibowo, S. (2019). Peramalan Banyaknya Pengunjung Pantai Glagah Menggunakan Metode Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous (ARIMAX) dengan Efek Variasi Kalender. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 1(2), 70–78.
- Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan, Jilid 1*. Jakarta: Erlangga.
- Lee, M. H., & Hamzah, Suhartono, N. A. (2010). Calendar variation model based on ARIMAX for forecasting sales data with Ramadhan effect. *Proceeding of the Regional Conference on Statistical Sciences 2010 (RCSS'10)*, 349–361.
- Meliana, C., Wasono, R., Al Haris, M., Alfiyani, Z. H., & Sari, E. Y. K. (2020). Peramalan Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) Menggunakan ARIMAX dengan Variabel Eksogen Covid-19. *Prosiding Seminar Edusaintech*, 258–267.
- Nursari, A., Suparta, I. W., & Moelgini, Y. (2019). Pengaruh Pembayaran Non Tunai Terhadap Jumlah Uang yang Diminta Masyarakat (M1) dan Perekonomian. *JEP*, 8(3), 285–306.
- Prastyaningtyas, E. W. (2019). Dampak Ekonomi Digital Bagi Perekonomian Indonesia. *Seminar Nasional Manajemen Ekonomi dan Akuntansi (SENMEA)*, IV, 103–108.
- Prastyo, D. D., Suhartono, Puka, A. O. B., & Lee, M. H. (2018). Comparison Between Hybrid Quantile Regression Neural Network and Autoregressive Integrated Moving Average with Exogenous Variable for Forecasting of Currency Inflow and Outflow in Bank Indonesia. *Jurnal Teknologi*, 80(6), 61–68.
- Putera, M. L. S. (2020). Peramalan Transaksi Pembayaran Non-Tunai Menggunakan ARIMAX-ANN dengan Konfigurasi Kalender. *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 14(1), 135–146.
- Rosadi, D. (2012). *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews*. Yogyakarta: Penerbit ANDI.
- Warsito, B. (2009). *Kapita Selekt Statistika Neural Network*. Semarang: BP UNDIP.
- Wei, W. W. S. (2006). *Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods Second Edition*. Boston: Pearson Education, Inc.
- Zhang, P. G. (2003). Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. *Neurocomputing*, 50, 159–175.
- Zhang, P. G. (2004). *Neural Network in Busines Forecasting*. Hershy: Idea Group Publishing.