

Analisis Forecasting Peserta KB Jenis Suntik dan Pil Di Kabupaten Sidenreng Rappang Dengan Metode *Seasonal Autoregressive Moving Average* (SARIMA)

Ahmad Faiz

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, 9blazz@gmail.com

Andi Mariani*

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, andi.marianidatu@gmail.com

Wahidah Alwi

Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, wahidah.alwi@uin-alauddin.ac.id

**Corresponding author*

ABSTRAK, Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis peningkatan kebutuhan alat kontrasepsi sehingga diperlukan Forecasting untuk mengantisipasi kebutuhan di masa depan dan menghindari kekurangan pasokan. Untuk mendukung program ini, diperlukan metode forecasting yang dapat memprediksi jumlah peserta KB di masa depan. Penelitian ini menggunakan metode time series SARIMA (*Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average*) untuk meramalkan jumlah peserta KB jenis suntik dan pil di Kabupaten Sidenreng Rappang. Hasilnya menunjukkan bahwa model SARIMA $(0,1,0)$ $(0,1,1)^2$ paling sesuai untuk peserta KB jenis suntik, sementara model SARIMA $(1,1,0)$ $(0,1,1)^2$ digunakan untuk peserta KB jenis pil. Peramalannya menunjukkan penurunan jumlah peserta KB suntik dan pil dari Januari 2024 hingga Desember 2025.

Kata Kunci: Peramalan, Time Series, Metode SARIMA, Peserta KB jenis suntik dan pil

1. PENDAHULUAN

Program Keluarga Berencana (KB) bertujuan menurunkan angka kelahiran dan meningkatkan kesejahteraan keluarga. Pemerintah mendukung program ini melalui peningkatan akses informasi dan layanan KB di seluruh Indonesia. Salah satu tantangan utama adalah meramalkan jumlah peserta KB di masa depan, yang penting untuk perencanaan fasilitas, pengelolaan stok alat kontrasepsi, alokasi anggaran, dan strategi promosi guna meningkatkan partisipasi masyarakat [1].

Program perencanaan keluarga memerlukan metode untuk meramalkan jumlah peserta KB bulanan. Beberapa metode yang dapat digunakan meliputi SARIMA untuk pola musiman, Moving Average untuk data tanpa tren dan musiman, Exponential Smoothing untuk data stasioner, Metode Winters untuk pola musiman dengan komputasi lebih tinggi, dan Pemulusan

Kuadratis Brown yang cenderung sensitif terhadap fluktuasi acak[2].

Model SARIMA merupakan metode yang cocok untuk meramalkan peserta KB karena dapat mempertimbangkan faktor musiman dan tren, seperti fluktuasi jumlah peserta pada bulan-bulan tertentu. Metode ini efektif untuk data stasioner, yaitu data dengan rata-rata dan variansi konstan sepanjang waktu. Jika data tidak stasioner, proses differencing dilakukan dengan mengurangi nilai data dengan nilai pada waktu sebelumnya untuk menghilangkan tren atau pola linear sehingga data menjadi stasioner.

SARIMA juga memanfaatkan data historis untuk memperkirakan jumlah peserta di masa depan, menggabungkan informasi masa lalu dan saat ini untuk menghasilkan prediksi yang akurat. Selain itu, metode ini dapat menangani data yang tidak lengkap atau memiliki nilai yang hilang, menjadikannya fleksibel untuk berbagai kondisi data[3].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Peramalan

Peramalan merupakan suatu teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data saat ini. Peramalan mempunyai posisi yang strategis dan menjelajah ke dalam banyak bidang seperti ekonomi, keuangan, pemasaran, produksi, riset operasional, administrasi negara, meteorologi, geofisika, kependudukan, dan pendidikan. [4]

Analisis Time Series

Analisis *time series* adalah suatu metode analisis data statistik yang mempelajari data

dalam urutan waktu atau *time series* data, yang terdiri dari sejumlah pengamatan yang diambil dalam interval waktu tertentu. Analisis *time series* digunakan untuk memprediksi atau nilai masa depan, mengidentifikasi pola atau tren dalam data, serta menjelaskan hubungan antara variabel yang berubah seiring waktu[5].

Langkah penting dalam memilih metode *time series* yang tepat yaitu dengan memperhatikan jenis pola data, sehingga metode yang paling sesuai dengan pola data tersebut dapat diuji. Pola data dapat dibedakan menjadi empat jenis, yaitu [6]:

1. Pola Horizontal
2. Pola Musiman
3. Pola Siklis
4. Pola Trend

Stasioneritas

Dalam analisis *time series*, pembentukan model analisis *time series* didasarkan pada asumsi bahwa data berada dalam kondisi stasioner. Stasioneritas berarti tidak ada perubahan drastis pada data, di mana fluktuasi data terjadi di sekitar nilai rata-rata yang konstan dan tidak bergantung pada waktu serta varians dari fluktuasi tersebut [7].

Stasioneritas terbagi menjadi dua yaitu:

1. Stasioneritas dalam *mean* (rata-rata)

Stasioner dalam rata-rata adalah kondisi di mana tidak ada perubahan rata-rata yang jelas dari waktu ke waktu. Apabila kondisi stasioner dalam rata-rata tidak terpenuhi, dapat dilakukan differencing.

2. Stasioneritas dalam variansi

Stasioner dalam variansi adalah kondisi di mana data *time series* tidak memperlihatkan adanya perubahan variansi yang jelas dari waktu ke waktu. Transformasi Box-Cox dapat digunakan untuk melakukan uji stasioneritas data pada varians[8]

$$T(Z_t) = \begin{cases} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \lim_{\lambda \rightarrow 0} \frac{Z_t^\lambda - 1}{\lambda} = \ln Z_t, & \lambda = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

ACF (Autocorrelation Function)

Autocorrelation Function (ACF) adalah suatu metode untuk mengevaluasi adanya

hubungan atau korelasi pada suatu data *time series* yang terdapat antara waktu yang sama dengan lag waktu tertentu. ACF mengukur seberapa dekat korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} pada data *time series*. ACF berguna dalam mengidentifikasi model *time series* yang sesuai dengan data dan juga untuk menentukan apakah data stasioner dalam mean.

Persamaan untuk menghitung ACF pada lag k adalah sebagai berikut[9]

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_{t+k} - \bar{Z})(Z_t - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.2)$$

PACF (Partial Autocorrelation Function)

Partial Autocorrelation Function (PACF) merupakan fungsi yang digunakan untuk mengevaluasi korelasi parsial antara suatu variabel dengan variabel lag yang telah dikontrol. PACF merupakan fungsi yang menunjukkan korelasi antara suatu variabel dengan variabel lag tertentu setelah menghapus efek dari variabel lag yang ada di antara keduanya.

Secara matematis bentuk umum persamaan PACF adalah sebagai berikut[10].

$$\phi_{k,k} = \text{Corr} \left(Y_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k,j} Y_{k-j}, Y_0 \right) \quad (2.3)$$

Uji Asumsi Residual

Dalam menentukan model ARIMA yang terbaik, harus dipilih model yang seluruh parameternya signifikan, kemudian juga memenuhi 2 asumsi residual yaitu berdistribusi normal dan white noise.

1. *White Noise*

Pengujian asumsi white noise dilakukan dengan menggunakan uji *Ljung-Box*[11]

Hipotesa:

$$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_l = 0$$

H_1 : Minimal ada satu ρ_i yang tidak sama dengan nol,
 $i = 1, 2, \dots, l$

Statistik uji:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^l \frac{\rho_{k^2}}{n-k} > l \quad (2.4)$$

2. Uji Normalitas Residual

Uji normalitas terhadap residual digunakan untuk menguji apakah residual dari model regresi atau analisis lainnya mengikuti distribusi normal. Uji ini dapat dilakukan salah satunya dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut:[12]

Hipotesis:

H_0 = residual berdistribusi normal

H_1 = residual berdistribusi tidak normal

Statistik uji:

$$D = \sup_x |s(x) - F_0(x)| \quad (2.5)$$

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Musiman didefinisikan sebagai suatu pola yang berulang-ulang dalam selang waktu yang tetap. Notasi umum SARIMA adalah

$$ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^s \quad (2.6)$$

dengan:

(p, d, q) : bagian yang tidak musiman dari model

(P, D, Q) : bagian musiman dari model

s : jumlah periode per musim

Pemilihan Kriteria Model Terbaik

Mean Absolute Percentage Error (MAPE), MAPE menunjukkan akurasi peramalan dalam bentuk persentase. Perhitungan akurasi dengan MAPE biasanya lebih banyak dipakai karena mudah dibaca (karena dalam bentuk persentase)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - f_t}{x_t} \right|}{n} \times 100\% \quad (2.7)$$

Keterangan:

n = nilai periode waktu

x_t = nilai sebenarnya pada periode ke- t

f_t = nilai peramalan pada periode ke- t [13]

Setelah memperoleh nilai MAPE dari peramalan, dilakukan analisis untuk menentukan apakah hasil peramalan tersebut baik atau buruk, sehingga dapat dipastikan apakah model tersebut sesuai atau tidak untuk digunakan

3. METODOLOGI

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah peserta KB (Z_t) di Kabupaten Sidenreng Rappang dari Tahun 2010-2023. Peserta KB yang di maksud adalah seseorang atau pasangan yang aktif menggunakan metode kontrasepsi atau keluarga berencana (KB) jenis suntik dan pil untuk mengatur kehamilan dan jumlah anak yang diinginkan

Prosedur Analisis

Langkah-langkah analisis yang digunakan dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data peserta KB jenis suntik dan pil di Dinas Kesehatan, Pengendalian Penduduk dan KB di Kabupaten Sidenreng Rappang dari 2010-2023
2. Menentukan statistik deskriptif
3. Mengidentifikasi model *time series* data *in-sample*
4. Melakukan penaksiran dan pengujian signifikansi parameter
5. Melakukan uji diagnostik yaitu, uji *white noise* dan uji normalitas residual
6. Memilih model terbaik berdasarkan data *in-sample*, dengan mempertimbangkan nilai AIC. Sedangkan berdasarkan data *out-sample* dengan mempertimbangkan nilai MAPE
7. Peramalan (*forecasting*)

4. PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data Peserta KB jenis suntik dan pil dalam bentuk bulanan pada tahun 2010-2023 yang diperoleh dari Dinas Kesehatan, Pengendalian Penduduk dan KB di Kabupaten Sidenreng Rappang dengan analisis statistik deskriptif sebagai berikut:

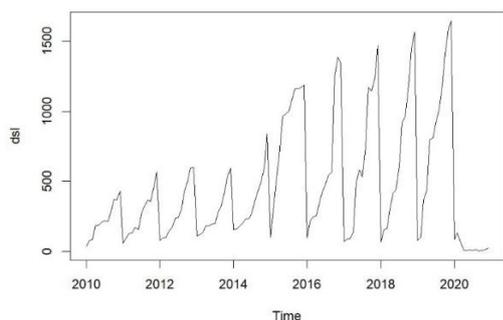
Tabel 4.1 Statistik Deskriptif Data KB Suntik

Min.	Median	Mean	Max.
4	353,5	568,8	3656

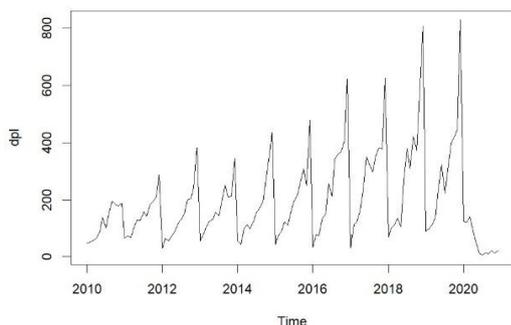
Tabel 4.2 Statistik Deskriptif Data KB Pil

Min.	Median	Mean	Max.
7	155	259,2	1881

Berdasarkan Tabel di atas dapat dilihat bahwa jumlah peserta KB jenis suntik pada bulan Januari 2010 hingga bulan Desember 2023, terendah sebanyak 4 dan tertinggi 3656. Sedangkan nilai meannya sebesar 568,8. Sedangkan pada Tabel 4.4 dapat dilihat bahwa jumlah peserta KB jenis suntik pada bulan Januari 2010 hingga bulan Desember 2023, terendah sebanyak 7 dan tertinggi 1881. Sedangkan nilai meannya sebesar 259,2. Adapun Plot *time series* jumlah peserta KB dari tahun 2010 hingga 2020 sebagaimana pada gambar berikut:



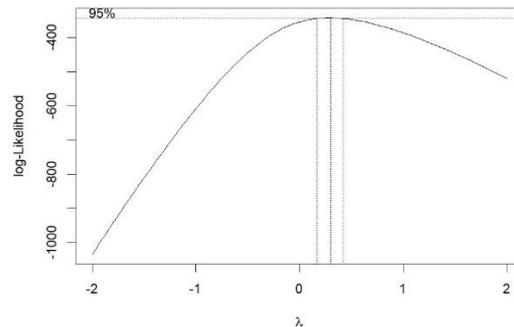
Gambar 4.1 Plot Data Jumlah Peserta KB Suntik



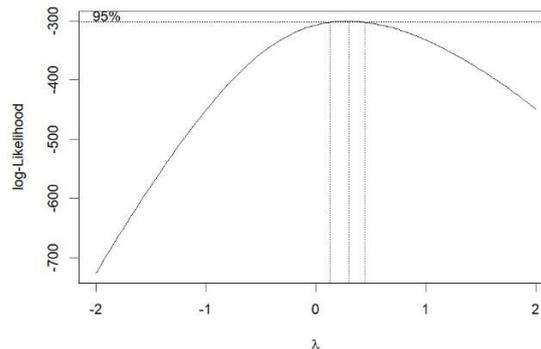
Gambar 4.2 Plot Data Jumlah Peserta KB Pil

Berdasarkan plot di atas dapat dilihat plot data peserta KB dari tahun 2010 hingga 2020 menunjukkan variasi yang signifikan dalam partisipasi program KB. Dari tahun 2010 hingga 2015, terlihat fluktuasi relatif kecil. Namun, pada tahun 2020 partisipasi mengalami penurunan drastis, menjadi yang terendah dibanding tahun-tahun sebelumnya. Adapun hasil uji Transformasi *Box-Cox* dapat dilihat pada Gambar 4.3 dan 4.4

Diketahui jika nilai dari proses Transformasi *Box-Cox* bernilai *Rounded Value* (λ) = 0.3030303 yang artinya data belum stasioner terhadap *varians*,

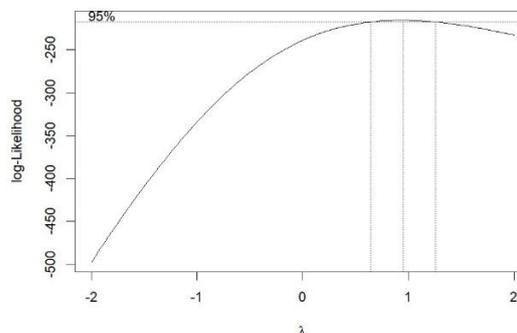


Gambar 4.3 Plot Box-Cox Data KB Suntik

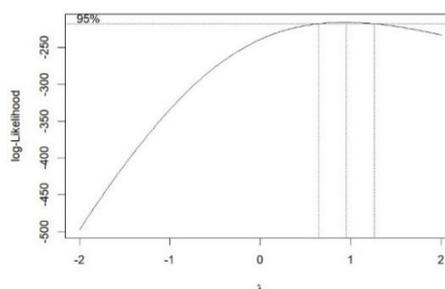


Gambar 4.4 Plot Box-Cox Data KB Pil

sehingga perlu dilakukan transformasi data tetapi jika nilai *Rounded Value* tidak bernilai 1 maka harus dilakukan transformasi data. Plot hasil transformasi dapat dilihat pada Gambar 4.5 dan Gambar 4.6 berikut:



Gambar 4.5 Plot Box-Cox Data KB Suntik setelah transformasi



Gambar 4.6 Plot Box-Cox Data KB Suntik setelah transformasi

Diketahui jika nilai dari proses Transformasi *Box-Cox* telah bernilai *Rounded Value* (λ) = 1 yang artinya data telah stasioner terhadap *varians* baik data KB suntik maupun data KB pil. Adapun hasil uji ADF dapat dilihat pada Tabel 4.3 dan 4.4:

Tabel 4.3 Hasil Uji ADF Data KB Suntik

<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-3,0967	0,1204	<i>Non-stationary</i>

Tabel 4.4 Hasil Uji ADF Data KB Pil

<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-3,2869	0,0765	<i>Non-stationary</i>

Nilai *p-value* sebesar $0,1204 > 0,05$ dan $0,0765 > 0,05$ sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa data belum stasioner. Untuk menstasionerkan data dalam rata-rata maka dilakukan suatu proses *differencing*. Adapun hasil uji ADF *differencing* dapat dilihat pada Tabel 4.5 dan Tabel 4.6 berikut:

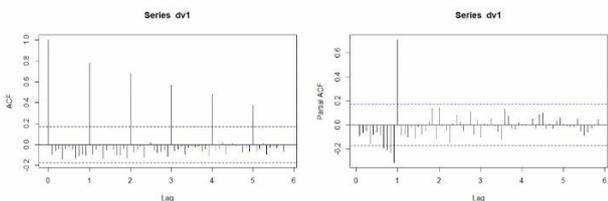
Tabel 4.5 Hasil ADF Data KB Suntik *Differencing*

<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-5,9623	0,01	<i>stationary</i>

Tabel 4.6 Hasil Uji ADF Data KB Pil *Differencing*

<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-5,8393	0,01	<i>stationary</i>

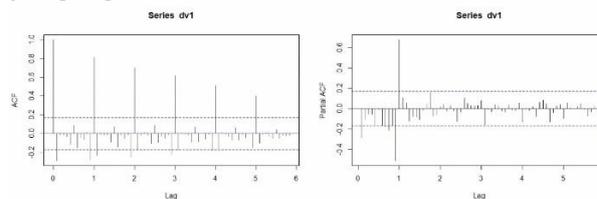
Nilai ADF *p-value* sebesar $0,01 < 0,05$ sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa data telah stasioner. Selanjutnya dilakukan identifikasi berdasarkan plot ACF dan PACF seperti yang terlihat pada gambar 4.7 dan 4.8:



Gambar 4.7 Plot ACF dan PACF Jumlah Peserta KB Suntik *Differencing* Non Musiman

Adapun untuk plot ACF dan PACF data hasil *differencing* musiman dapat dilihat pada Gambar 4.9 dan Gambar 4.10. Pada kedua gambar tersebut terlihat bahwa plot ACF dan

PACF telah stasioner dimana telah terdapat lag yang signifikan melewati batas.



Gambar 4.8 Plot ACF dan PACF Jumlah Peserta KB Pil *Differencing* Non Musiman

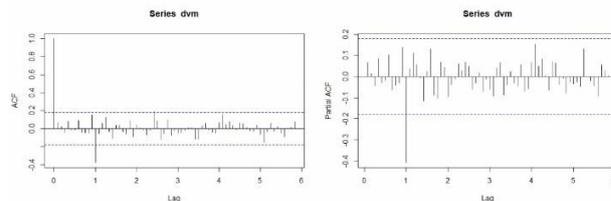
Selanjutnya dilakukan uji ADF *Differencing* Musiman seperti yang terlihat pada tabel berikut:

Tabel 4.7 Hasil Uji ADF Data KB Suntik *Differencing* Musiman

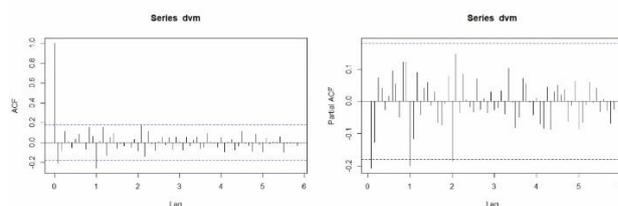
<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-4,5552	0,01	<i>stationary</i>

Tabel 4.8 Hasil Uji ADF Data KB Pil *Differencing* Musiman

<i>Dickey Fuller</i>	<i>p-value</i>	<i>Alternative Hypothesis</i>
-5,1095	0,01	<i>stationary</i>



Gambar 4.9 Plot ACF dan PACF Jumlah Peserta KB Suntik *Differencing* Musiman



Gambar 4.10 Plot ACF dan PACF Jumlah Peserta KB Pil *Differencing* Musiman

Berdasarkan pada hasil analisa plot ACF dan PACF maka data hasil *differencing* pertama kemudian *differencing* musiman disimpulkan bahwa data sudah bersifat stasioner dan dapat ditentukan model sementara untuk data KB jenis suntik yaitu $ARIMA(0,1,0)(0,1,1)^{12}$, $ARIMA(0,1,0)(1,1,0)^{12}$ dan $ARIMA(0,1,0)(1,1,1)^{12}$, sedangkan model sementara untuk data KB jenis pil yaitu $ARIMA(1,1,0)(0,1,0)^{12}$, $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)^{12}$ dan $ARIMA(1,1,0)(0,1,1)^{12}$.

Setelah diperoleh model-model pada tahap identifikasi, maka selanjutnya dilakukan penaksiran parameter untuk model tersebut, adapun taksiran parameter untuk 4 model tersebut sebagai berikut:

Tabel 4.9 Hasil Pengujian Signifikansi Parameter Model Data KB Suntik

Model	ARIMA	ARIMA	ARIMA (0,1,0)	
	(0,1,0) (0,1,1) ¹²	(0,1,0) (1,1,0) ¹²	(1,1,1) ¹²	
Parameter	$s\theta_1$	$s\phi_1$	$s\phi_1$	$s\theta_1$
Coefficient	-0,5362	-0,4829	-0,1732	-0,4101
Standard Error	0,0850	0,0903	0,1915	0,1776
Nilai t_{hitung}	63,121	5,3488	0,9044	2,3091
Nilai t_{tabel}	197,824	197,824	197,824	197,824
Keterangan	Signifikan	Signifikan	Tidak Signifikan	Signifikan

Tabel 4.10 Hasil Pengujian Signifikansi Parameter Model Data KB Pil

Model	ARIM	ARIMA (1,1,0)		ARIMA (1,1,0)	
	A (1,1,0) (0,1,0) ¹²	(1,1,0) ¹²		(0,1,1) ¹²	
Parameter	ϕ_1	ϕ_1	$s\phi_1$	ϕ_1	$s\theta_1$
Coefficient	-0,2014	-0,2181	-0,3707	-0,1865	-0,6338
Standard Error	0,0906	0,0904	0,1026	0,0905	0,1258
Nilai t_{hitung}	2,2230	2,4126	3,6131	2,0608	5,0382
Nilai t_{tabel}	1,97824	1,97824	1,97824	1,97824	1,97824
Keterangan	Signifikan	Signifikan	Signifikan	Signifikan	Signifikan

Berdasarkan Tabel 4.9 model dengan semua parameter yang terkandung sudah signifikan adalah model ARIMA (0,1,0) (0,1,1)¹² dan ARIMA (0,1,0) (1,1,0)¹². Sedangkan pada Tabel 4.10 model dengan semua parameter yang terkandung sudah signifikan adalah model ARIMA (1,1,0)(0,1,0)¹², ARIMA (1,1,0)(1,1,0)¹² dan ARIMA (1,1,0)(0,1,1)¹². Selanjutnya memeriksa nilai diagnostik dengan cara menguji white noise. Adapun nilai uji white noise ditampilkan dalam Tabel 4.11.

Setelah melakukan uji white noise selanjutnya melakukan uji normalitas residual dengan menggunakan statistik uji *Kolmogorov Smirnov* yang ditampilkan pada Tabel 4.13. Berdasarkan hasil *Kolmogorov Smirnov*, diketahui bahwa *p-value* yang didapatkan lebih

besar dari nilai α , yaitu 0,05. Sehingga, kesimpulan yang dapat diambil adalah data berasal dari populasi yang memiliki distribusi normal.

Tabel 4.11 Hasil Uji White Noise Data KB Suntik

Model	ARIMA (0,1,0) (0,1,1) ¹²	ARIMA (0,1,0) (1,1,0) ¹²
<i>x-squared</i>	16,414	23,117
df	1	1
<i>p-value</i>	0,2001	0,1284
Keterangan	White Noise	White Noise

Tabel 4.12 Hasil Uji White Noise Data KB Pil

Model	ARIMA (1,1,0) (0,1,0) ¹²	ARIMA (1,1,0) (1,1,0) ¹²	ARIMA (1,1,0) (0,1,1) ¹²
<i>x-squared</i>	0,1682	0,0615	0,0555
df	1	1	1
<i>p-value</i>	0,6817	0,8041	0,8138
Keterangan	White Noise	White Noise	White Noise

Tabel 4.13 Hasil Uji Normalitas Residual Data KB Suntik

Model	ARIMA (0,1,0) (0,1,1) ¹²	ARIMA (0,1,0) (1,1,0) ¹²
<i>D</i>	0,1116	0,1043
<i>p-value</i>	0,0747	0,1131
Keterangan	Berdistribusi Normal	Berdistribusi Normal

Tabel 4.14 Hasil Uji Normalitas Residual Data KB Pil

Model	ARIMA (1,1,0) (0,1,0) ¹²	ARIMA (1,1,0) (1,1,0) ¹²	ARIMA (1,1,0) (0,1,1) ¹²
<i>D</i>	0,1001	0,1127	0,0554
<i>p-value</i>	0,1422	0,0696	0,143
Keterangan	Berdistribusi Normal	Berdistribusi Normal	Berdistribusi Normal

Selanjutnya dilakukan pemilihan model terbaik dengan membandingkan nilai AIC (*Akaike Info Criterion*) untuk data *in-sampel* dan nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*).

Tabel 4.15 Kriteria Model Terbaik Data Suntik

Model	<i>In-sampel</i>	<i>Out-sampel</i> (2021-2023)
	AIC	MAPE
ARIMA (0,1,0) (0,1,1) ¹²	503,38	6,097
ARIMA (0,1,0) (1,1,0) ¹²	506,18	6,769

Dari Tabel 4.15 dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² adalah model terbaik.

Tabel 4.16 Kriteria Model Terbaik Data Pil

Model	<i>In-sampel</i>	<i>Out-sampel</i> (2021-2023)
	AIC	MAPE
ARIMA (1,1,0)(0,1,0) ¹²	457,07	11,9
ARIMA (1,1,0)(1,1,0) ¹²	447,14	8,9
ARIMA (1,1,0)(0,1,1) ¹²	439,57	5,73

Sedangkan Dari Tabel 4.16 dapat disimpulkan bahwa model ARIMA (1,1,0)(0,1,1)¹² adalah model terbaik. Selanjutnya model terbaik digunakan untuk tahapan peramalan peserta KB jenis suntik dan pil. Adapun model terbaik yakni ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² dan ARIMA (1,1,0)(0,1,1)¹². dengan hasil prediksi diperoleh pada Tabel 4.17 dan Tabel 4.18 berikut:

Tabel 4.17 Hasil Peramalan ARIMA
(0,1,0)(0,1,1)¹²

Tahun	<i>Point Forecast</i>	Batas Bawah	Batas Atas
Jan-24	-42.5543	-78.2086	-6.90009
Feb-24	-40.6893	-77.4835	-3.895
Mar-24	-40.1856	-78.0856	-2.28562
Apr-24	-42.1699	-81.1442	-3.19548
May-24	-39.9042	-79.9242	0.115679
Jun-24	-39.5959	-80.6348	1.442926
Jul-24	-39.2338	-81.2669	2.799261
Aug-24	-37.6949	-80.6992	5.30942
Sep-24	-38.2679	-82.2221	5.686174
Oct-24	-36.992	-81.8758	7.891805
Nov-24	-35.972	-81.7666	9.82263
Dec-24	-34.8105	-81.4982	11.87719
Jan-25	-52.5932	-100.525	-4.66118
Feb-25	-50.7281	-99.8729	-1.58331
Mar-25	-50.2245	-100.553	0.103919
Apr-25	-52.2087	-103.693	-0.72394

Tabel 4.18 Hasil Peramalan ARIMA
(1,1,0)(0,1,1)¹²

Tahun	<i>Point Forecast</i>	Batas Bawah	Batas Atas
Jan-24	-22.687	-43.6535	-1.72061
Feb-24	-21.7951	-43.3547	-0.23557
Mar-24	-21.2287	-43.3738	0.916339
Apr-24	-21.2163	-43.9303	1.497649
May-24	-21.3876	-44.6569	1.881713
Jun-24	-21.1412	-44.9527	2.670433
Jul-24	-21.8164	-46.1582	2.52539
Aug-24	-20.9073	-45.7681	3.953386
Sep-24	-20.3248	-45.6939	5.044194
Oct-24	-19.5528	-45.4202	6.314574
Nov-24	-19.5938	-45.9501	6.762445
Dec-24	-16.9575	-43.7938	9.878771
Jan-25	-28.2545	-55.7751	-0.73381
Feb-25	-27.3625	-55.5094	0.784271
Mar-25	-26.7962	-55.563	1.970684
Apr-25	-26.7838	-56.1562	2.588638
May-25	-26.955	-56.921	3.010994
Jun-25	-26.7086	-57.2566	3.839423
Jul-25	-27.3839	-58.503	3.735285
Aug-25	-26.4748	-58.1548	5.205196
Sep-25	-25.8923	-58.1233	6.338775
Oct-25	-25.1202	-57.8931	7.652648
Nov-25	-25.1613	-58.4671	8.144618
Dec-25	-22.5249	-56.3554	11.30555

Dengan melihat hasil peramalan pada Tabel 4.17 dan Tabel 4.18, maka dapat dilakukan perhitungan dengan cara menjumlahkan hasil data jumlah peserta KB jenis suntik dan pil dengan hasil data peramalannya, dan didapatkan hasil pada Tabel 4.19 dan Tabel 4.20.

Adapun plot hasil peramalan peserta KB jenis suntik dengan model ARIMA (0,1,0)(0,1,1)¹² dan plot hasil peramalan peserta KB jenis pil dengan model ARIMA

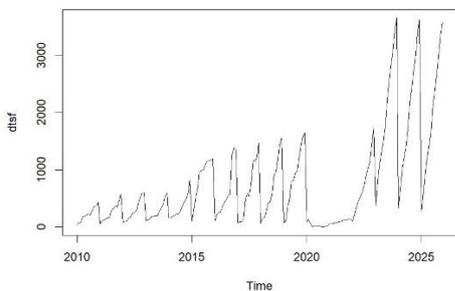
$(1,1,0)(0,1,1)^{12}$ ditampilkan pada Gambar 4.11 dan 4.12

Tabel 4.19 Hasil Peramalan Peserta KB Jenis Suntik

Tahun \ Bulan	2024	2025
Januari	323	270
Februari	660	609
Maret	1019	969
April	1237	1185
Mei	1449	1399
Juni	1709	1659
Juli	2179	2130
Agustus	2450	2402
September	2767	2719
Oktober	3026	2979
November	3397	3351
Desember	3621	3576

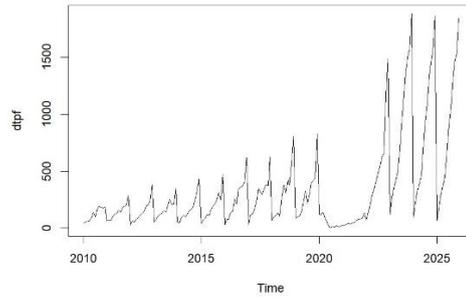
Tabel 4.20 Hasil Peramalan Peserta KB Jenis Pil

Tahun \ Bulan	2024	2025
Januari	98	70
Februari	224	197
Maret	327	300
April	398	371
Mei	474	448
Juni	681	654
Juli	930	903
Agustus	1090	1063
September	1335	1309
Oktober	1481	1456
November	1553	1528
Desember	1864	1841



Gambar 4.11 Plot Hasil Permalan dengan ARIMA $(0,1,0)(0,1,1)^{12}$

Pada Gambar 4.11 dan Gambar 4.12 menunjukkan bahwa akan terjadi penurunan jumlah peserta KB jenis suntik dan pil pada tahun 2024 dan 2025 yang akan datang.



Gambar 4.12 Plot Hasil Permalan dengan ARIMA $(1,1,0)(0,1,1)^{12}$

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis, model ARIMA terbaik untuk peramalan jumlah peserta KB jenis suntik di Kabupaten Sidenreng Rappang pada periode Januari 2024 hingga Desember 2025 adalah model ARIMA $(0,1,0)(0,1,1)^{12}$ dengan nilai AIC sebesar 503,38 dan nilai MAPE 6,097. Sementara itu, peramalan jumlah peserta KB jenis pil pada periode yang sama menggunakan model ARIMA $(1,1,0)(0,1,1)^{12}$ dengan nilai AIC sebesar 439,57 dan nilai MAPE 5,73. Hasil peramalan menunjukkan bahwa jumlah peserta KB jenis suntik dan pil di Kabupaten Sidenreng Rappang diperkirakan akan mengalami penurunan selama periode dua tahun mendatang, yaitu dari Januari 2024 hingga Desember 2025. besar yang stadium yang lebih rendah.

6. DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ananta, A., & Arifin, E. N. (2015). *Indonesia's Population: Ethnicity and Religion in a Changing Political Landscape*. Singapura: ISEAS-Yusof Ishak Institute.
- [2] Yuliyanti, R., & Arliani, E. (2022). *Peramalan jumlah penduduk menggunakan model arima*. *Jurnal Kajian dan Terapan Matematika*, 114-128.
- [3] Dimashanti, A. R., & Sugiman. (2021). *Peramalan Indeks Harga Konsumen Kota Semarang*. *Jurnal PRISMA*, 565-576.
- [4] Sitorus, V. B., Wahyuningsih, S., & Hayati, M. N. (2017). *Peramalan dengan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*. *Jurnal Eksponensial*.

- [5] Box, G., Jenkins, G., & Reinsel, G. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- [6] Lusiana, A., & Yuliarty, P. (2020). *Penerapan Metode Peramalan (Forecasting)*. Industri Inovatif - Jurnal Teknik Industri ITN Malang.
- [7] Handayani, R., Wahyuningsih, S., & Yuniarti, D. (2018). *Pemodelan Generalized Space Time Autoregressive (GSTAR) Pada Data Inflasi*. Jurnal Eksponensial.
- [8] Wei, W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods*. Philadelphia: Pearson Addison.
- [9] Ruslan, R., Harahap, A. S., & Sembiring, P. (2013). *Peramalan Nilai Ekspor Di Propinsi Sumatera Utara Dengan Metode Arima Box-Jenkins*. Sainia Matematika, 579-589.
- [10] Rufaidah, A., & Effindi, M. A. (2019). *Analisis Time Series Untuk Menentukan Model Terbaik*. Jurnal Teori dan Terapan Matematika.
- [11] Kafara, Z., Rumlawang, F. Y., & Sinay, L. J. (2017). *Peramalan Curah Hujan Dengan Pendekatan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (Sarima)*. Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, 63-74.
- [12] Lestari, N., & Wahyuningsih, N. (2012). *Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA*. Jurnal Sains dan Seni ITS.
- [13] Rizki, M. I., & Taqiyuddin, T. A. (2021). *Penerapan Model SARIMA untuk Memprediksi Tingkat Inflasi di Indonesia*. Jurnal Sains Matematika dan Statistika, 62-72.