Jurnal Statistika dan Aplikasinya Volume 5 Issue 1, June 2021 e-ISSN: 2620-8369

Received: 21 April 2021
Revised: 2 Juni 2021
Accepted: 23 Juni 2021
Published: 30 Juni 2021

Peramalan Jumlah Penduduk Kabupaten Semarang dengan Metode Box-Jenkins

Emma Novita Sari[1, a)], Tundjung Mahatma[1, b)]

[1]*Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Matematika, Universitas Kristen Satya Wacana, Jl. Diponegoro 52-60, Kota Salatiga 50711, Jawa Tengah, Indonesia.*

E-mail: [a)]662017012@student.uksw.edu, [b)]tundjung.mahatma@uksw.edu

Abstract

Forecasting is a science or technique to estimate a value in the future using reference data in the past and current data. Forecasting the population of Semarang Regency is very necessary because population data are often used as the basis for planning or development targets in the future. The purpose of this study was to determine the results of forecasting the population of Semarang Regency in 2020-2025 using the Box-Jenkins method. The data used is the population data of Semarang Regency in 1989 - 2019. This data can be modeled with the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model. After being analyzed, the best model obtained is the ARIMA(2,1,1) model. The results of forecasting the population of Semarang Regency for 2020 to 2025 are 1,064,529 people, 1,075,971 people, 1,086,606 people, 1,097,182 people, 1,107,346 people, and 1,117,284 people.

Keywords: Box-Jenkins, Forecasting, Time Series, Total Population.

Abstrak

Peramalan merupakan ilmu atau teknik untuk menduga suatu nilai pada waktu yang akan datang menggunakan referensi data di masa lalu dan data saat ini. Peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang sangat diperlukan karena data jumlah penduduk sering dijadikan sebagai dasar untuk perencanaan maupun sasaran pembangunan di waktu yang akan datang. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 2020 – 2025 dengan metode Box-Jenkins. Data yang digunakan adalah data jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019. Data tersebut dapat dimodelkan dengan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Setelah dianalisis, model terbaik yang didapatkan adalah model ARIMA(2,1,1). Hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang untuk tahun 2020 sampai dengan 2025 berturut-turut sebesar 1.064.529 jiwa, 1.075.971 jiwa, 1.086.606 jiwa, 1.097.182 jiwa, 1.107.346 jiwa, dan 1.117.284 jiwa.

Kata-kata kunci: Box-Jenkins, Jumlah Penduduk, Peramalan, Runtun Waktu.

PENDAHULUAN

Indonesia adalah negara dengan jumlah penduduk yang sangat banyak (Welianto, 2020). Indonesia menempati peringkat keempat negara dengan penduduk paling banyak di dunia setelah Tiongkok, India, dan Amerika Serikat (Saputro, 2016). Jawa Tengah merupakan provinsi ketiga dengan jumlah penduduk terbesar di Indonesia setelah Jawa Barat dan Jawa Timur (Iqbal, 2019). Kabupaten Semarang adalah salah satu kabupaten dari 35 kabupaten/kota di provinsi Jawa Tengah. Berdasarkan data proyeksi penduduk, jumlah penduduk di Kabupaten Semarang tahun 2019 sebanyak 1.053.786 jiwa (BPS, 2020).

Berkurang atau bertambahnya jumlah penduduk di suatu daerah berperan penting bagi daerah itu sendiri karena data jumlah penduduk dapat dijadikan sebagai penunjang dalam perencanaan pembangunan (Putra, 2017). Selain itu, data jumlah penduduk juga dibutuhkan di bidang ekonomi, pendidikan, kesehatan, dan sebagainya (Putra, 2017).

Peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang sangat diperlukan karena data jumlah penduduk sering dijadikan sebagai dasar untuk perencanaan maupun sasaran pembangunan di waktu yang akan datang (Aswad, 2013). Peramalan merupakan ilmu atau teknik untuk menduga suatu nilai pada waktu yang akan datang menggunakan referensi data di masa lalu dan data saat ini. Biasanya, peramalan melibatkan analisis runtun waktu. Analisis runtun waktu merupakan prosedur analisis yang digunakan untuk mengetahui pergerakan nilai suatu variabel sebagai akibat dari perubahan waktu. Analisis runtun waktu diterapkan untuk menduga nilai variabel pada suatu waktu tertentu di masa yang akan datang. Salah satu metode yang dapat digunakan dalam menentukan model pada runtun waktu adalah metode Box-Jenkins. Berdasarkan Bowerman dan Richard (1993) yang dikutip oleh Hermawan (2011) menyebutkan bahwa metode Box-Jenkins adalah metode yang paling populer dan sering digunakan dalam peramalan data runtun waktu.

Berdasarkan latar belakang di atas, perumusan masalah pada penelitian ini adalah “Bagaimana hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 2020 – 2025 menggunakan metode Box-Jenkins?”. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 2020 – 2025 berdasarkan data jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019. Hasil penelitian diharapkan dapat memberi gambaran kepada Pemerintah Kabupaten Semarang tentang pertambahan jumlah penduduk sehingga dapat dijadikan sebagai dasar dalam pengambilan suatu keputusan untuk meningkatkan kualitas hidup penduduk (Ruslan, 2016).

METODOLOGI

Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berupa data runtun waktu jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019. Data tersebut diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik (BPS) Kabupaten Semarang. TABEL 1 menunjukkan jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019.

TABEL 1. Jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019.

Tahun	Jumlah Penduduk	Tahun	Jumlah Penduduk	Tahun	Jumlah Penduduk
1989	766.209	2000	831.262	2011	946.708
1990	772.513	2001	835.022	2012	960.497
1991	779.826	2002	871.137	2013	974.115
1992	788.974	2003	844.869	2014	987.597
1993	755.044	2004	891.951	2015	1.000.887
1994	763.427	2005	896.048	2016	1.014.198
1995	770.935	2006	899.549	2017	1.027.489
1996	777.490	2007	906.112	2018	1.040.629
1997	780.656	2008	913.022	2019	1.053.786
1998	785.097	2009	917.745		
1999	788.149	2010	932.702		

Metode Penelitian

Langkah-langkah pemodelan menggunakan metode Box-Jenkins secara umum terdiri dari empat langkah berikut (Rosadi, 2018).

1. *Preprocessing* Data dan Identifikasi Model Stasioner

Data yang akan diolah dengan metode Box-Jenkins harus memenuhi syarat stasioner dalam varian dan rata-rata (Hermawan, 2011). Pada tahap ini, dilakukan pemeriksaan kestasioneran pada data. Identifikasi dapat dilakukan dengan melihat plot awal dari data runtun waktu. Untuk mengetahui kestasioneran dalam rata-rata, dapat dilakukan menggunakan uji formal, yaitu uji akar unit (Nugraha, 2017). Pada penelitian ini, uji akar unit yang digunakan adalah uji *Kwiatkowski-Philips-Schmidt-Shin* (KPSS). *Preprocessing* data seperti transformasi Box-Cox atau *differencing* juga dilakukan apabila data yang digunakan belum stasioner. Jika data sudah stasioner, dapat ditentukan model yang tepat untuk menggambarkan sifat-sifat data. Model runtun waktu pada metode Box-Jenkins di antaranya adalah

a. *Autoregressive* (AR)

Secara umum, model AR orde ke-p $\left(AR(p)\right)$ dirumuskan sebagai berikut (Laura, 2019).

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + e_t \qquad (1)$$

di mana X_t adalah data aktual pada saat t; X_{t-i} adalah data aktual pada saat $t-i$, $i = 1,2,\dots,p$; ϕ_i adalah parameter AR ke-i, $i = 1,2,\dots,p$; dan e_t adalah nilai kesalahan pada saat t.

Model AR(p) dapat juga ditulis menggunakan operator *backward shift* seperti berikut (Desvina and Desmita, 2015).

$$X_t - \phi_1 X_{t-1} - \phi_2 X_{t-2} - \cdots - \phi_p X_{t-p} = e_t$$
$$X_t - \phi_1 B X_t - \phi_2 B^2 X_t - \cdots - \phi_p B^p X_t = e_t$$
$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p\right) X_t = e_t$$
$$\phi(B) X_t = e_t$$

b. *Moving Average* (MA)

Secara umum, model MA orde ke-q $\left(MA(q)\right)$ dirumuskan sebagai berikut (Laura, 2019).

$$X_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \qquad (2)$$

di mana X_t adalah data aktual pada saat t; θ_j adalah parameter MA ke-j, $j = 1,2,\dots,q$; e_t adalah nilai kesalahan pada saat t; e_{t-j} adalah nilai kesalahan pada saat $t-j$, $j = 1,2,\dots,q$.

Model MA(q) dapat juga ditulis menggunakan operator *backward shift* seperti berikut (Desvina and Desmita, 2015).

$$X_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q}$$
$$X_t = e_t - \theta_1 B e_t - \theta_2 B^2 e_t - \cdots - \theta_q B^q e_t$$
$$X_t = \left(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right)$$
$$X_t = \theta(B) e_t$$

c. *Autoregressive Moving Average* (ARMA)

Model ARMA(p, q) dirumuskan sebagai berikut (Laura, 2019).

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \cdots + \phi_p X_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} \cdots - \theta_q e_{t-q} \qquad (3)$$

dimana X_t adalah data aktual pada saat t; X_{t-i} adalah data aktual pada saat $t-i$, $i = 1,2,\dots,p$; ϕ_i adalah parameter AR ke-i, $i = 1,2,\dots,p$; e_t adalah nilai kesalahan pada saat t; e_{t-j} adalah nilai kesalahan pada saat $t-j$, $j = 1,2,\dots,q$; θ_j adalah parameter MA ke-j, $j = 1,2,\dots,q$.

Model ARMA(p,q) dapat juga ditulis menggunakan operator *backward shift* seperti berikut (Laura, 2019).

$$X_t - \phi_1 X_{t-1} - \phi_2 X_{t-2} - \cdots - \phi_p X_{t-p} = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} \cdots - \theta_q e_{t-q}$$
$$X_t - \phi_1 B X_t - \phi_2 B^2 X_t \cdots - \phi_p B^p X_t = e_t - \theta_1 B e_t - \theta_2 B^2 e_{t-2} - \cdots - \theta_q e_{t-q}$$
$$\left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p\right) X_t = \left(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right) e_t$$
$$\phi(B) X_t = \theta(B) e_t$$

d. *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA)

Jika data runtun waktu tidak stasioner maka model umum ARIMA(p,d,q) terpenuhi. Notasi p menunjukkan orde dari proses AR, notasi d menunjukkan banyaknya *differencing* yang dilakukan untuk membuat data menjadi stasioner, dan notasi q menunjukkan orde dari proses MA (Safitri, 2016).

Secara umum, model ARIMA(p,d,q) dirumuskan sebagai berikut (Perdana, 2017).

$$\phi(B)(1-B)^d X_t = \theta(B) e_t \tag{4}$$

di mana $\phi(B) = \left(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p\right)$; $\theta(B) = \left(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q\right)$; ϕ_i adalah parameter AR ke-i, $i = 1,2,\dots p$; B adalah operator mundur; d adalah banyaknya *differencing*; X_t adalah data aktual pada saat t; θ_j adalah parameter MA ke-j, $j = 1,2,\dots,q$; e_t adalah nilai kesalahan pada saat t.

Penentuan model dilakukan dengan cara memperhatikan plot ACF dan PACF. *Overfitting* juga dapat dilakukan dalam pemodelan dengan cara menganalisis model runtun waktu yang memiliki orde lebih tinggi dari model yang telah didapatkan (Rosadi, 2018).

2. Estimasi Parameter dari Model

Setelah mendapatkan model yang mungkin sesuai untuk data, langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter dalam model. Langkah ini dilakukan dengan bantuan *software* R 4.0.3. Pada tahap ini, nilai koefisien pada masing-masing model yang diduga menjadi model terbaik akan diuji signifikansinya. Jika terdapat koefisien dari model yang tidak signifikan, model tersebut dibuang (Samsiah, 2008).

3. Uji Diagnostik dan Pemilihan Model Terbaik

Uji diagnostik dilakukan pada model yang memenuhi uji signifikansi parameter. Uji ini bertujuan untuk mengetahui apakah model yang diusulkan sudah layak digunakan untuk peramalan atau belum. Terdapat 2 jenis uji pada tahap ini, yaitu:

a. Uji *Residual White Noise*

Untuk mengetahui apakah *residual* bersifat acak atau tidak, dapat dilakukan uji autokorelasi *residual* menggunakan uji Ljung-Box.

b. Uji *Residual* berdistribusi Normal

Uji *residual* berdistribusi normal dapat dilakukan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov.

Apabila terdapat beberapa model yang memenuhi uji diagnostik di atas, maka pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan memperhatikan nilai AIC (*Akaike's Information Criterion*) yang didefinisikan sebagai berikut (Safitri, 2016).

$$\text{AIC}\ (M) = -2\ ln\ [maximum\ likelihood] + 2M$$

dimana M menunjukkan parameter pada model. Model terbaik adalah model dengan AIC terkecil (Laura, 2019).

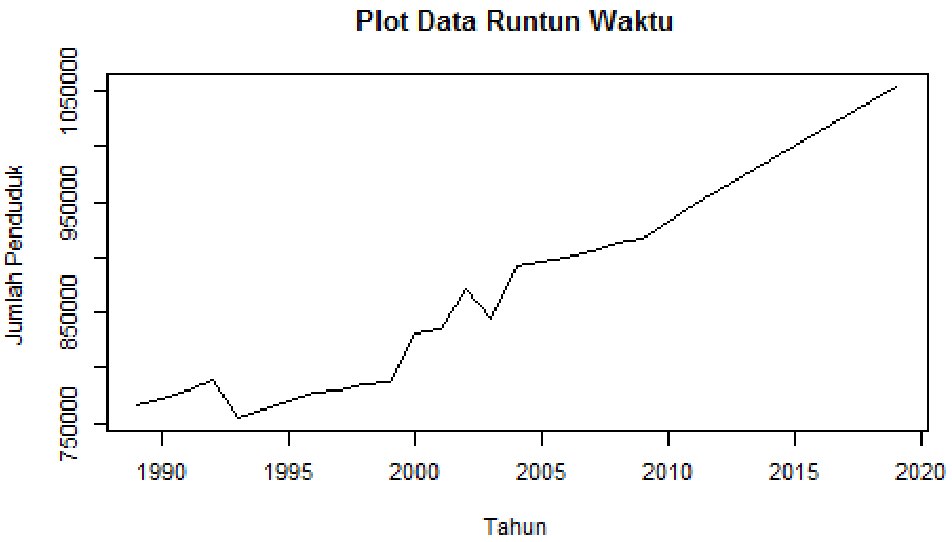
4. **Peramalan dengan Model Terbaik**

Setelah model terbaik diperoleh, model tersebut dapat digunakan untuk peramalan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Preprocessing Data dan Identifikasi Model Stasioner

GAMBAR 1 adalah plot data asli jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019.



GAMBAR 1. Plot data runtun waktu jumlah penduduk Kabupaten Semarang tahun 1989 – 2019.

Berdasarkan GAMBAR 1, data terlihat tidak stasioner karena mengandung unsur tren, yang selanjutnya akan dikonfirmasikan menggunakan uji akar unit dengan uji KPSS. Hasil dari uji KPSS adalah sebagai berikut:

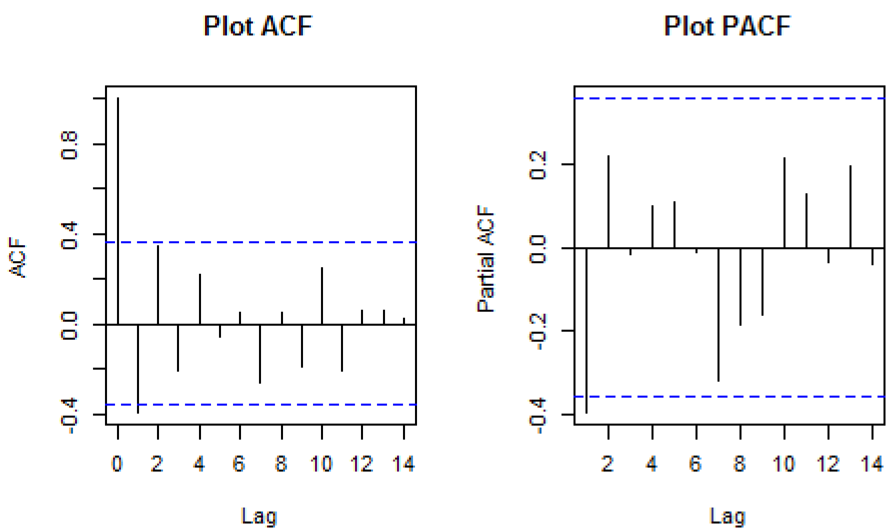
```
> kpss.test(datats)

        KPSS Test for Level Stationarity

data:  datats
KPSS Level = 1.1028, Truncation lag parameter = 2, p-value = 0.01

Warning message:
In kpss.test(datats) : p-value smaller than printed p-value
```

Nilai *p-value* hasil uji adalah 0,01. Nilai tersebut lebih kecil dari $\alpha = 0{,}05$ sehingga uji KPSS menunjukkan bahwa hipotesis nol yang artinya terdapat akar unit dalam data (data tidak stasioner) diterima. Untuk itu, perlu dilakukan *differencing* pada data sampai data tersebut stasioner. Setelah dilakukan *differencing*, kemudian dilakukan uji KPSS kembali. Hasil dari uji KPSS adalah sebagai berikut:

```
> kpss.test(datats.Diff1)

        KPSS Test for Level Stationarity

data:  datats.Diff1
KPSS Level = 0.29023, Truncation lag parameter = 2, p-value = 0.1

Warning message:
In kpss.test(datats.Diff1) : p-value greater than printed p-value
```

Nilai *p-value* hasil uji adalah 0,1. Nilai tersebut lebih besar dari $\alpha = 0{,}05$ sehingga uji KPSS menunjukkan bahwa hipotesis nol yang artinya terdapat akar unit dalam data (data tidak stasioner) ditolak.

Setelah mendapatkan data yang stasioner, dapat ditentukan bentuk model yang kira-kira sesuai untuk data. Peramalan ini menggunakan model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA). Untuk mengidentifikasi model ARIMA yang tepat, digunakan plot ACF dan PACF data hasil *differencing*.



GAMBAR 2. Plot ACF dan PACF data hasil *differencing*.

GAMBAR 2 menunjukkan plot ACF dan PACF terpotong setelah lag-1 yang berarti orde MA yaitu $q = 1$ dan AR yaitu $p = 1$. Dengan sebelumnya dilakukan *differencing* satu kali $(d = 1)$, diperoleh model ARIMA(1,1,1).

Overfitting terhadap model dapat dilakukan dengan menambahkan satu orde pada setiap parameter yang terdapat pada model utama. Dalam hal ini, dipilih model ARIMA(2,1,1) dan ARIMA(1,1,2).

Estimasi Parameter dari Model

Langkah selanjutnya adalah melakukan estimasi terhadap parameter dari model dan menguji signifikansi parameternya. TABEL 2 menunjukkan hasil estimasi dan uji signifikansi parameter.

TABEL 2. Hasil estimasi dan uji signifikansi parameter.

Model	Parameter		SE	*sign.*	Signifikansi
	Tipe	**Nilai**			
ARIMA(1,1,1)	AR(1)	0,9949	0,0238	0	✓
	MA(1)	-0,9408	0,1342	0	✓
ARIMA(2,1,1)	AR(1)	0,4836	0,1965	0,0198	✓
	AR(2)	0,4749	0,1680	0,0083	✓
	MA(1)	-0,7526	0,2019	0,0008	✓
ARIMA(1,1,2)	AR(1)	0,8142	0,1073	0,0000	✓
	MA(1)	-1,3903	0,5049	0,0099	✓
	MA(2)	0,9965	0,7185	0,1757	×

Berdasarkan Tabel 2, dapat dilihat bahwa model ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(2,1,1) memiliki nilai *sign.* lebih kecil dari $\alpha = 0{,}05$ untuk semua parameternya. Sedangkan model ARIMA(1,1,2) tidak memenuhi uji signifikansi parameter sehingga model tersebut dibuang.

Uji Diagnostik dan Pemilihan Model Terbaik

Uji diagnostik dilakukan dengan menggunakan uji Ljung-Box dan Kolmogorov-Smirnov. TABEL 3 menunjukkan hasil uji diagnostik dari model ARIMA(1,1,1) dan ARIMA(2,1,1). Nilai α yang digunakan adalah 0,05.

TABEL 3. Hasil uji diagnostik.

Model	$p-value$	
	White Noise	**Distribusi Normal**
ARIMA(1,1,1)	0,08355	0,01648
ARIMA(2,1,1)	0,6547	0,16

Berdasarkan TABEL 3, dapat dilihat bahwa model ARIMA(1,1,1) memenuhi uji residual White Noise karena memiliki nilai p-value > α dan tidak memenuhi uji residual berdistribusi normal karena memiliki nilai p-value < α. Sedangkan model ARIMA(2,1,1) memnuhi uji residual White Noise dan berdistribusi normal karena memiliki nilai p-value > α sehingga model ARIMA(2,1,1) dapat digunakan untuk peramalan.

Peramalan dengan Model Terbaik

Setelah memperoleh model terbaik, dapat diprediksi jumlah penduduk Kabupaten Semarang beberapa periode ke depan (dalam hal ini, diambil 6 periode ke depan). Persamaan untuk model ARIMA(2,1,1) adalah sebagai berikut.

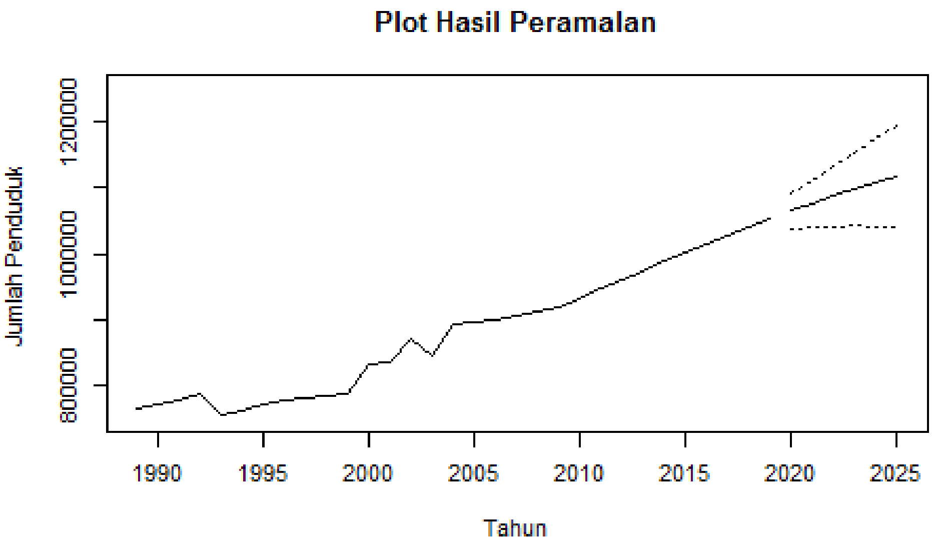
$$\phi(B)(1-B)^d X_t = \theta(B)e_t$$
$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)(1-B)X_t = (1-\theta_1 B)e_t$$
$$(1-B-\phi_1 B+\phi_1 B^2-\phi_2 B^2+\phi_2 B^3)X_t = (1-\theta_1 B)e_t$$
$$X_t - BX_t - \phi_1 BX_t + \phi_1 B^2 X_t - \phi_2 B^2 X_t + \phi_2 B^3 X_t = e_t - \theta_1 B e_t$$
$$X_t - X_{t-1} - \phi_1 X_{t-1} + \phi_1 X_{t-2} - \phi_2 X_{t-2} + \phi_2 X_{t-3} = e_t - \theta_1 e_{t-1}$$
$$X_t = X_{t-1} + \phi_1 X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + \phi_2 X_{t-2} - \phi_2 X_{t-3} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

TABEL 4 menunjukkan hasil peramalan menggunakan model ARIMA(2,1,1).

TABEL 4. Hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang 6 periode ke depan.

Tahun	Jumlah Penduduk
2020	1.064.529
2021	1.075.971
2022	1.086.606
2023	1.097.182
2024	1.107.346
2025	1.117.284

Hasil peramalan tersebut juga dapat dinyatakan dalam plot seperti pada GAMBAR 3.



GAMBAR 3. Plot hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang 6 periode ke depan.

KESIMPULAN

Dari hasil analisis data yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk data jumlah penduduk Kabupaten Semarang adalah ARIMA(2,1,1) dengan persamaan sebagai berikut.

$$X_t = X_{t-1} + \phi_1 X_{t-1} - \phi_1 X_{t-2} + \phi_2 X_{t-2} - \phi_2 X_{t-3} + e_t - \theta_1 e_{t-1}$$

Hasil peramalan jumlah penduduk Kabupaten Semarang untuk tahun 2020 sampai dengan 2025 berturut-turut sebesar 1.064.529 jiwa, 1.075.971 jiwa, 1.086.606 jiwa, 1.097.182 jiwa, 1.107.346 jiwa, dan 1.117.284 jiwa.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Program Studi (Prodi) Matematika Universitas Kristen Satya Wacana (UKSW), Badan Pusat Statistik (BPS) Kaupaten Semarang, dan semua pihak yang telah membantu dalam penelitian ini.

REFERENSI

Aswad, M. H. (2013) 'Analisis Peramalan Jumlah Penduduk Kota Palopo Tahun 2013-2017', *Al-Khwarizmi Jurnal Pendidikan Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam*, 1(1), pp. 49–58. doi: https://doi.org/10.24256/jpmipa.v1i1.83.

BPS (2020) *Kabupaten Semarang dalam Angka 2020*. BPS: Kabupaten Semarang.

Desvina, A. P. and Desmita, E. (2015) 'Penerapan Metode Box-Jenkins dalam Meramalkan Indeks Harga Konsumen di Kota Pekanbaru', *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, 1(1), pp. 39–47.

Hermawan, E. (2011) 'Perbandingan Metode Box-Jenkins dan Holt-Winters dalam Prediksi Anomali OLR Pentad di Kawasan Barat Indonesia', *Jurnal Sains Dirgantara*, 9(1), pp. 25–35.

Iqbal, R. (2019) *Provinsi di Indonesia yang Paling Banyak Penduduknya*, *IDN Times*.

Laura, V. (2019) *Peramalan Banyaknya Penabung di Credit Union Sumber Kasih Teraju dengan Metode Box-Jenkins*. Universitas Sanata Dharma.

Nugraha, D. (2017) 'Ketersediaan Jagung berdasarkan Peramalan Produksi dan Produktivitasnya di Tengah Persaingan Penggunaan Lahan di Indonesia', in *Prosiding Seminar Nasional Agroinovasi Spesifik Lokasi Untuk Ketahanan Pangan Pada Era Masyarakat Ekonomi ASEAN*, pp. 447–454.

Perdana, A. A. R. (2017) *Penerapan Metode ARIMA untuk Peramalan Suplai Suku Cadang Kendaraan Bermotor*. Universitas Sanata Dharma.

Putra, N. A. (2017) *Prediksi Jumlah Penduduk menggunakan Fuzzy Time Series Model Chen (Studi Kasus: Kota Tanjungpinang)*. Universitas Maritim Raja Ali Haji.

Rosadi, D. (2018) *Analisis Runtun Waktu dan Aplikasinya dengan R*. Gadjah Mada University Press.

Ruslan, M. (2016) 'Prediksi Jumlah Penduduk Provinsi Kalimantan Selatan Menggunakan Metode Semi Average', *IJSE – Indonesian Journal on Software Engineering*, 2(1), pp. 1–7. doi: https://doi.org/10.31294/ijse.v2i1.601.

Safitri, T. (2016) *Perbandingan Peramalan menggunakan Metode Exponential Smoothing Holt-Winters dan ARIMA*. Universitas Negeri Semarang.

Samsiah, D. N. (2008) *Analisis Data Runtun Waktu menggunakan Model ARIMA (p,d,q) (Aplikasi: Data Pendapatan Pajak Kendaraan Bermotor di Propinsi Daerah Istimewa Yogyakarta*. UIN Sunan Kalijaga.

Saputro, A. B. (2016) *Peramalan Pertumbuhan Penduduk per Kecamatan di Kabupaten Kediri menggunakan Metode Kuadrat Terkecil*. Universitas Nusantara Persatuan Guru Republik Indonesia.

Welianto, A. (2020) *Permasalahan Kependudukan di Indonesia*, *Kompas*. Available at: https://www.kompas.com/skola/read/2020/07/08/174500069/permasalahan-kependudukan-di-indonesia?page=all (Accessed: 19 December 2020).