ISSN: 2339-2541
JURNAL GAUSSIAN, Volume 6, Nomor 3, Tahun 2017, Halaman 355-364
Online di: http://ejournal-s1.undip.ac.id/index.php/gaussian

PERAMALAN JUMLAH KECELAKAAN DI KOTA SEMARANG TAHUN 2017 MENGGUNAKAN METODE RUNTUN WAKTU (Studi Kasus : Data Jumlah Kecelakaan Lalu Lintas di Kota Semarang Periode Januari 2012 – Desember 2016)

Iantazar Rezqitullah Maharsi[1], Moch. Abdul Mukid[2], Yuciana Wilandari[3]
[1]Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro
[2,3]Staf Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

ABSTRACT

Accident data from Satlantas Polrestabes Semarang City is known that in 2016 there is an increase in the number of traffic accidents in the Semarang city. In the future the impact of accidents is predicted to be bigger so it is necessary to forecasting. Forecasting is one of the most important elements in decision making, because effective or not a decision generally depends on several factors that can not be seen at the time the decision was taken. In this time study the possible time series model is ARMA (2,2), ARMA (2,1), ARMA (1,2), ARMA (1,1), AR (2), AR (1), MA (2), MA (1). However, after testing, the model used is ARMA (1,1). This model is used because it meets all the assumption requirements that are parameter significant , residual indepedent test, residual normality test and the smallest Mean Square Error value. According to data forecasting results showed the highest number of crashes existed in January of 97 accidents and the lowest in December amounted to 93 accidents, So that the necessary to action from the relevant agencies to cope with the increasing number of traffic accidents in the city of Semarang.

Keywords : Time Series Method, ARMA (1,1), Traffic Accident.

1. PENDAHULUAN

Kecelakaan lalu lintas merupakan kejadian di jalan yang tidak disengaja melibatkan kendaraan dengan atau tanpa pengguna jalan lain sehingga mengakibatkan kerugian bagi korbannya. Perkembangan transportasi yang pesat secara tidak langsung akan memperbesar resiko tumbuhnya permasalahan lalu lintas. Pada masa yang akan datang dampak kecelakaan di Kota Semarang diprediksikan akan semakin besar sehingga diperlukan peramalan. Peramalan adalah salah satu unsur yang sangat penting dalam pengambilan keputusan, sebab efektif atau tidaknya suatu keputusan umumnya tergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat dilihat pada waktu keputusan itu diambil (Soejoeti, 1987). Salah satu metode peramalan adalah analisis runtun waktu. Asumsi yang sangat penting dalam mempelajari runtun waktu adalah stasioneritas. Untuk proses-proses *non*-stasioner dan untuk data yang univariat. Dasar pemikiran runtun waktu adalah pengamatan sekarang (Z_t) tergantung pada satu atau beberapa pengamatan sebelumnya (Z_{t-k}), dengan kata lain model runtun waktu dibuat karena secara statistik ada korelasi (dependen) antar deret pengamatan

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Pengertian Kecelakaan

Kecelakaan lalu lintas menurut UU RI Pasal 1 No. 22 tahun 2009 pasal 1 adalah suatu peristiwa di jalan raya yang tidak diduga dan tidak disengaja melibatkan kendaraan dengan atau tanpa pengguna jalan lain yang mengakibatkan korban manusia dan/atau kerugian harta benda. Apabila kecelakaan terjadi dengan disengaja dan telah direncanakan sebelumnya, maka hal ini bukan merupakan kecelakaan lalu lintas, namun digolongkan sebagai suatu tindakan kriminal baik penganiayaan atau pembunuhan yang berencana. Menurut Wedasana (2011) jenis dan bentuk kecelakaan dapat diklasifikasikan menjadi lima, yaitu: kecelakaan berdasarkan korban kecelakaan, kecelakaan berdasarkan lokasi kejadian, kecelakaan berdasarkan waktu terjadinya kecelakaan, kecelakaan berdasarkan posisi kecelakaan dan kecelakaan berdasarkan jumlah kendaraan yang terlibat.

2.2. Metode Runtun Waktu

Model runtun waktu yang sangat terkenal adalah model *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) yang dipelajari oleh Box dan Jenkins (1976). Model *Autoregressive* (AR) pertama kali dikenalkan oleh Yule (1926) dan kemudian dikembangkan oleh Walker (1931), sedangkan model *Moving Average* (MA) pertama kali digunakan oleh Slutzky (1937). Akan tetapi Word (1938) yang menghasilkan dasar-dasar teoritis dari proses kombinasi ARMA (*Autoregressive Moving Average*). Word membentuk model ARMA yang dikembangkan pada tiga tahap: identifikasi, efisien, dan prosedur penaksiran. Untuk dapat diolah dengan menggunakan metode runtun waktu, suatu data runtun waktu harus memenuhi syarat stasioneritas.

2.3. Stasioneritas

1. Kestasioneran terhadap rata-rata

   Suatu proses stasioner dalam rata-rata jika $E(Z_t) = \mu_t = \mu$ adalah konstan untuk setiap t. Untuk memeriksa kestasioneran ini menggunakan uji *unit root* yang bertujuan untuk mengetahui apakah data tersebut mengandung *unit root* atau tidak. Jika variabel mengandung *unit root*, maka data tersebut dikatakan data yang tidak stasioner. Salah satu dari uji *unit root* ini yang digunakan adalah *Augmented Dickey Fuller* (ADF-*test*).

2. Kestasioneran terhadap varians

   Suatu proses stasioner pada varians jika $Var(Z_t) = E(Z_t - \mu)^2 = \sigma^2$ adalah konstan untuk setiap t. Jika data tidak stasioner dalam varians maka digunakan transformasi data. Menurut Rosadi (2012), transformasi yang biasa digunakan adalah *Box-Cox Transformation*.

2.4. Autocorrelation Function (ACF)

Menurut Makridakis (1999) pada dasarnya koefisien autokorelasi menunjukkan korelasi antara deret berkala dengan deret berkala itu sendiri dengan selisih waktu (lag) 0, 1, 2 periode atau lebih. kovarian antara Z_t dan Z_{t+k} adalah sebagai berikut:

$$\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t+k}) = E(Z_t - \mu)(Z_{t+k} - \mu),$$

Dan korelasi antara Z_t dan Z_{t+k} adalah

$$\rho_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

2.5. *Partial Autocorrelation Function* (PACF)

Fungsi autokorelasi parsial dalam Soejoeti (1987) ditulis dengan $\{\phi_{kk}$; k = 1, 2,...}, yaitu himpunan autokorelasi parsial pada lag k yang didefinisikan:

$$\phi_{kk} = \frac{|\underset{\sim}{P}_k^*|}{|\underset{\sim}{P}_k|}$$

dengan $\underset{\sim}{P}_k$ adalah matriks autokorelasi k x k dan $\underset{\sim}{P}_k^*$ adalah $\underset{\sim}{P}_k$ dengan kolom terakhir diganti dengan

$$\begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \rho_k \end{bmatrix}$$

2.6. Model Runtun Waktu

Autoregresive

Menurut Makridakis (1999) nilai koefisien parameter AR terbatas antara -1 < ϕ < 1 untuk proses AR (1) sedangkan untuk AR (2) nilai koefisien parameternya adalah -2 < ϕ_1< 2 dan -1 < ϕ_2< 1. Secara umum model AR(p) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$

Moving Average

Menurut Wei (2006) batasan nilai koefisien parameter proses MA untuk MA(1) adalah $|\theta_1|$< 1 sedangkan untuk parameter proses MA(2) adalah $\theta_1 + \theta_2 < 1$, $\theta_2 - \theta_1 < 1$, dan $-1 < \theta_2 < 1$. Proses MA berorde q dapat ditulis sebagai berikut:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \ldots - \theta_q a_{t-q}$$

Autoregressive Moving Average

Model ARMA merupakan gabungan dari model AR dan MA. Secara umum bentuk persamaan model ARMA(p,q) adalah:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q}$$

Autoregressive Intergrated Moving Average

Proses ARIMA ini merupakan model *time series* yang nonstasioner. Model ARIMA didefinisikan dengan tiga orde yaitu *p*, *d*, dan *q*, dimana *p* merupakan orde dari model AR, orde *q* merupakan orde dari MA, dan orde d adalah orde dari proses pembedaan. Jadi model ARIMA dapat dituliskan dengan ARIMA (*p,d,q*). Bentuk umum model ini adalah:

$$Z_t - (1 + \phi_1) Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p-1} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q}$$ atau biasa ditulis dengan

$$\phi_p(B)(1-B)^d Z_t = \theta_q(B) a_t$$

2.7. Identifikasi Model ARIMA

Pada analisis runtun waktu, bagian yang paling penting adalah identifikasi dan membentuk model berdasarkan pada data yang ada. Dalam identifikasi model berlaku prinsip *parsimony*, yaitu melibatkan parameter sedikit mungkin (Soejoeti, 1987).

2.8. Estimasi dan Uji Signifikansi Parameter Model Runtun Waktu

Langkah selanjutnya adalah menaksir parameter-parameter AR dan MA. Metode yang digunakan untuk estimasi parameter adalah metode *ordinary least squares* atau metode kuadrat terkecil. Uji signifikansi parameter untuk mengetahui signifikansi parameter ϕ dan θ menggunakan:

T hitung = $\dfrac{\hat{\delta}}{se(\hat{\delta})}$

2.9. Pemeriksaan Diagnostik

Langkah selanjutnya adalah menguji model tersebut untuk mengetahui bahwa model tersebut cukup baik digunakan untuk peramalan. Terdapat dua uji yaitu :

Uji Asumsi Normalitas Residual

Digunakan uji normalitas dengan Kolmogorov-Smirnov. Normalitas residual juga dapat dilihat melalui grafik *Normality Probability Plot Residual*, jika residu mengikuti garis diagonal maka residual berdistribusi normal.

Uji Independensi Residual

Uji ini dilakukan untuk mendeteksi independensi residual antar lag. Dua lag dikatakan tidak berkorelasi apabila antar-lag tidak ada korelasi cukup berarti. Uji yang dilakukan adalah metode *Box-Pierce*.

2.10. Pemilihan Model Terbaik

Mean Square Error (MSE) adalah suatu kriteria pemilihan model terbaik berdasarkan pada hasil sisa peramalannya. Kriteria MSE dirumuskan sebagai berikut:

MSE = $\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\hat{a}_t^2$

2.11. Peramalan

Peramalan (*forecasting*) adalah suatu teknik untuk memperkirakan suatu nilai pada masa yang akan datang dengan memperhatikan data masa lalu maupun data saat ini. Menurut Soejoeti (1987) peramalan adalah salah satu unsur yang sangat penting dalam pengambilan keputusan, sebab efektif atau tidaknya suatu keputusan umumnya tergantung pada beberapa faktor yang tidak dapat dilihat pada waktu keputusan itu diambil. Perhitungan ramalan model runtun waktu akan menghitung ramalan harapan bersyarat langsung dari persamaan diferensi proses itu.

3. METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini adalah data sekunder yaitu data yang berasal dari instansi atau perusahaan terkait, dalam hal ini adalah Polrestabes Kota Semarang, yaitu data jumlah total kejadian kecelakaan lalu lintas di Kota Semarang periode Januari 2012 – Desember 2016.

3.2. Langkah Analisis

Setelah data diperoleh, maka langkah-langkah yang akan dilakukan dalam menganalisis data adalah :

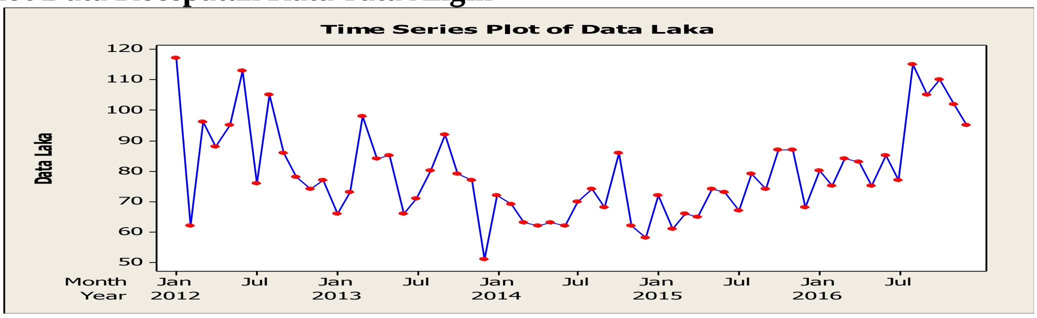
1. Mengumpulkan data sekunder, yaitu data jumlah total kejadian kecelakaan lalu lintas yang diperoleh di Polrestabes Kota Semarang dari bulan Januari 2012 sampai bulan Desember 2016.
2. Membuat plot runtun waktu menggunakan minitab 16. Ini dilakukan untuk melihat pola kecelakaan lalu lintas dari data runtun waktu yang ada menggunakan suatu diagram atau grafik.
3. Melakukan pemeriksaan pada data apakah data sudah stasioner atau belum, menggunakan uji *Augmented Dickey Fuller* (ADF) untuk memeriksa apakah data sudah stasioner dalam mean dan melalui grafik transformasi *Box-Cox* untuk memeriksa apakah data sudah stasioner dalam varian.

4. Membuat plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF) untuk melihat apakah terdapat efek musiman atau tidak dan juga untuk mengukur hubungan keeratan antar pengamatan suatu runtun waktu
5. Penetapan model untuk sementara atau mengidentifikasi model ARIMA berdasarkan dari plot *Autocorrelation Function* (ACF) dan *Partial Autocorrelation Function* (PACF)
6. Penaksiran parameter dari semua model runtun waktu yang mungkin terbentuk dari data.
7. Menguji signifikansi parameter model runtun waktu dan memilih model dengan semua parameter yang dihasilkan.
8. Pemeriksaan atau diagnosis apakah model memadai yaitu meliputi uji independensi residual dan uji normalitas residual.
9. Mengevaluasi model peramalan yang telah didapatkan dan melakukan kriteria ketepatan peramalan menggunakan perhitungan nilai *Mean Square Error*.
10. Melakukan peramalan 12 bulan kedepan berdasarkan model terbaik yang dihasilkan dan memaparkan hasil dari peramalan tersebut.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

1.1. Identifikasi Model

4.1.1 Plot Data Kecepatan Rata-rata Angin



Gambar 1 Plot Data Kecepatan Rata-rata Angin

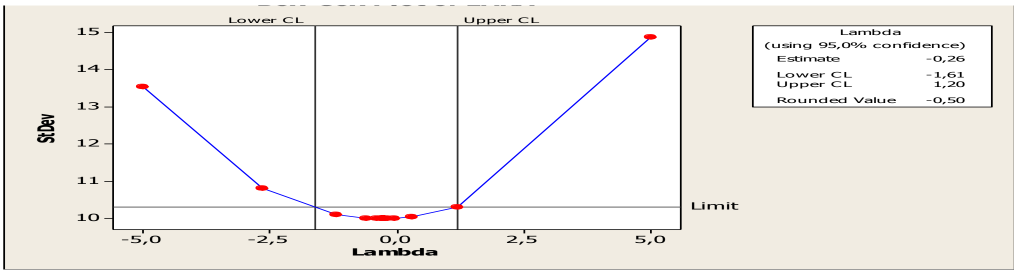
Dari plot data terlihat bahwa data data total kejadian kecelakaan lalu lintas di Kota Semarang menunjukan pola data yang stasioner dalam rata-rata, dan data terlihat juga stasioner dalam varian.

4.1.2 Uji Stasioneritas Data dalam Rata-rata dan dalam Varian

Tabel 1 Hasil Uji ADF untuk Data Jumlah Kecelakaan di Kota Semarang

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-5.233601	0.0000
Test critical values:	1% level	-3.546099	
	5% level	-2.911730	
	10% level	-2.593551	

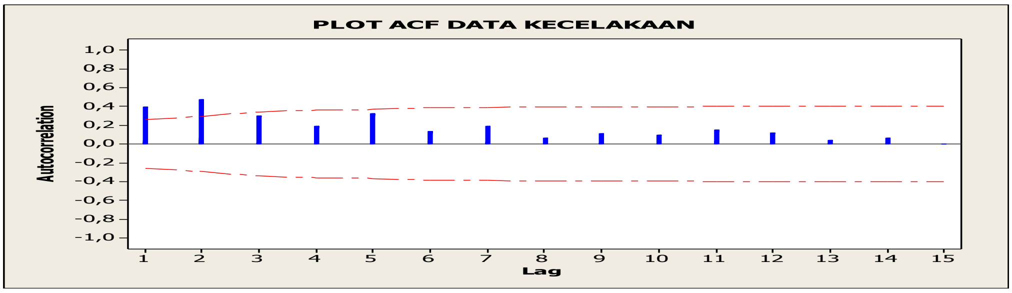
Dari hasil uji ADF diperoleh nilai *p-value* < 0,05 maka H_0 ditolak sehingga data sudah stasioner dalam rata-rata.



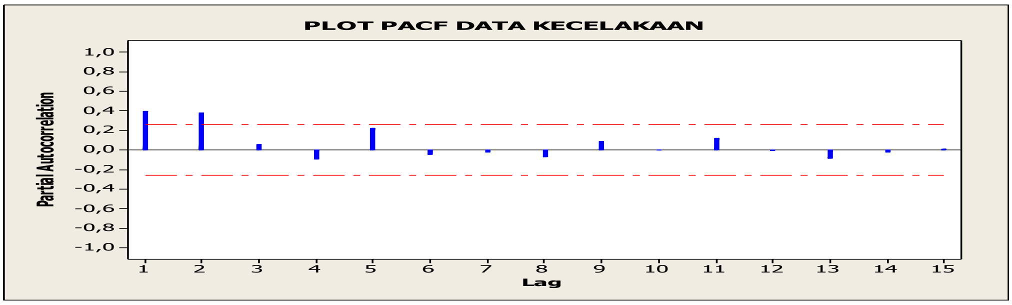
Gambar 2 Transformasi *Box-Cox* Data Jumlah Kecelakaan di Kota Semarang

Nilai λ yang dihasilkan oleh grafik *Box-Cox* adalah -0.5, nilai Lower CL dan Upper CL pada Gambar 7 yang berupa garis 360ertical menunjukan nilai lambda terbaik untuk data normal yaitu -1,61 dan 1,20. Karena nilai 1 masih dalam batas nilai *upper* dan *lower confidence levels* maka data tersebut sudah stasioner dalam varian.

4.1.3 Identifikasi Model Runtun Waktu



Gambar 3 Plot ACF Data Kecelakaan



Gambar 4 Plot PACF Data Kecelakaan

Berdasarkan Gambar 3 dan Gambar 4 maka model Runtun Waktu yang mungkin terbentuk adalah ARMA (2,2), ARMA (2,1), ARMA (1,2), ARMA (1,1), AR (2), AR(1), MA (2), MA (1)

4.2 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Model Runtun Waktu

Tabel 2 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Model Runtun Waktu

Model	Parameter	Nilai Dugaan Parameter	Standar Error	Nilai $\lvert t_{hitung} \rvert$	*p-value*	Signifikansi
ARMA	ϕ_1	0,4268	0,5414	0,79	0,434	Tidak signifikan
(2,2)	ϕ_2	0,4529	0,5273	0,86	0,394	Tidak signifikan
	θ_1	0,2399	0,5718	0,42	0,676	Tidak signifikan
	θ_2	0,1218	0,4400	0,28	0,783	Tidak signifikan
	C	10,073	1,218	8,27	0,000	Signifikan
ARMA	ϕ_1	0,3875	0,2730	1,42	0,161	Tidak signifikan
(2,1)	ϕ_2	0,3979	0,1687	2,36	0,022	Signifikan
	θ_1	0,1827	0,2934	0,62	0,536	Tidak signifikan
	C	17,566	1,398	12,57	0,000	Signifikan
ARMA	ϕ_1	0,9416	0,0856	11,00	0,000	Signifikan

(1,2)	ϕ_2	0,7195	0,1544	4,66	0,000	Signifikan
	θ_2	-0,0978	0,1440	-0,68	0,500	Tidak Signifikan
	C	4,9732	0,7731	6,43	0,000	Signifikan
ARMA (1,1)	ϕ_1	0,9585	0,0684	14,01	0,000	Signifikan
	θ_1	0,6777	0,1322	5,13	0,000	Signifikan
	C	3,5812	0,6905	5,19	0,000	Signifikan
AR(1)	ϕ_1	0,4510	0,1176	3,83	0,000	Signifikan
	C	43,913	1,763	24,91	0,000	Signifikan
AR(2)	ϕ_1	0,2291	0,1184	1,94	0,058	Tidak Signifikan
	Φ_2	0,4689	0,1191	3,94	0,000	Signifikan
	C	24,528	1,646	14,90	0,000	Signifikan
MA(1)	θ_1	-0,2691	0,1262	-2,13	0,037	Signifikan
	C	79,528	2,348	33,87	0,000	Signifikan
MA(2)	θ_1	-0,2443	0,1094	-2,23	0,030	Signifikan
	θ_2	-0,5561	0,1077	-5,25	0,000	Signifikan
	C	79,839	2,919	27,35	0,000	Signifikan

Berdasarkan Tabel 2 model memiliki parameter yang signifikan adalah ARMA(1,1), AR(1), MA(2), MA(1), jadi semua model akan dilakukan pemeriksaan pada residualnya apakah sudah white noise atau belum, yaitu residual harus independen (tidak berkorelasi) dan berdistribusi normal.

4.4 Diagnosis Model ARIMA Runtun Waktu

Tabel 3 Uji Independensi Residual Model Runtun Waktu

Model	**Lag**	**Nilai Q-Ljung Box**	**Nilai *p-value***	**Independensi Residual**
ARIMA (2,2)	12	9,5	0,220	Saling bebas
	24	17,8	0,539	Saling bebas
	36	33,3	0,356	Saling bebas
	48	50,2	0,209	Saling bebas
ARIMA (2,1)	12	9,6	0,295	Saling bebas
	24	17,7	0,604	Saling bebas
	36	33,8	0,381	Saling bebas
	48	49,1	0,276	Saling bebas
ARIMA	12	10,0	0,265	Saling bebas

(1,2)	24	18,9	0,529	Saling bebas
	36	33,6	0,388	Saling bebas
	48	52,4	0,180	Saling bebas
ARIMA (1,1)	12	11,1	0,270	Saling bebas
	24	20,4	0,498	Saling bebas
	36	35,1	0,368	Saling bebas
	48	55,5	0,135	Saling bebas
AR (1)	12	20,1	0,028	Saling bebas
	24	34,1	0,048	Tidak saling bebas
	36	54,4	0,014	Tidak saling bebas
	48	78,6	0,002	Tidak saling bebas
AR (2)	12	9,1	0,431	Saling bebas
	24	17,6	0,672	Saling bebas
	36	34,0	0,420	Saling bebas
	48	48,2	0,343	Saling bebas
MA (1)	12	27,4	0,002	Tidak saling bebas
	24	48,0	0,001	Tidak saling bebas
	36	85,5	0,000	Tidak saling bebas
	48	102,0	0,000	Tidak saling bebas
MA (2)	12	9,7	0,376	Saling bebas
	24	23,6	0,312	Saling bebas
	36	45,4	0,074	Tidak saling bebas
	48	54,4	0,160	Saling bebas

Tabel 4 Uji Normalitas Residual

Model	*p-value*	Normalitas Residual
ARMA (2,2)	0,150	Terpenuhi
ARMA (2,1)	0,148	Terpenuhi
ARMA (1,2)	0,172	Terpenuhi
ARMA (1,1)	0,224	Terpenuhi
AR (2)	0,168	Terpenuhi
AR (1)	0,067	Terpenuhi
MA (2)	0,274	Terpenuhi
MA(1)	0,015	Tidak Terpenuhi

4.5 Evaluasi Model ARIMA Runtun Waktu

Untuk mempermudah pembacaan, berikut adalah tabel pemilihan model terbaik :

Tabel 5. Pemilihan Model Terbaik

Model	Estimasi Parameter	Uji Independensi Residual	Uji Normalitas Residual	MSE
ARMA (2,2)	Tidak signifikan	Saling bebas	Terpenuhi	164,21
ARMA (2,1)	Tidak signifikan	Saling bebas	Terpenuhi	160,74
ARMA (1,2)	Tidak signifikan	Saling bebas	Terpenuhi	164,76
ARMA (1,1)	**Signifikan**	**Saling bebas**	**Terpenuhi**	163,65
AR (2)	Tidak Signifikan	Saling bebas	Terpenuhi	157,35
AR (1)	Signifikan	Tidak saling bebas	Terpenuhi	186,0
MA (2)	Signifikan	Tidak saling bebas	Terpenuhi	157,04
MA(1)	Signifikan	Tidak saling bebas	Tidak Terpenuhi	205,5

Berdasarkan hasil uji signifikansi parameter, uji independensi residual dan uji normalitas residual model yang baik dan signifikan adalah ARMA (1,1) dan memiliki nilai MSE 163,65. Selanjutnya akan dilakukan proses peramalan.

Maka model yang terbentuk adalah:

$Z_t = 3{,}5812 + 0{,}9585\ Z_{t-1} + a_t - 0{,}6777\ a_{t-1}$

4.6 Peramalan

Model yang digunakan untuk meramalkan jumlah kecelakaan di kota Semarang tahun 2017 adalah Model ARMA (1,1). Langkah selanjutnya yaitu melakukan peramalan 12 bulan kedepan. Peramalan dilakukan dengan bantuan Minitab 16 dan hasilnya sebagai berikut:

Tabel 6. Hasil Peramalan Model ARMA (1,1)

Bulan	Hasil Peramalan
Januari 2017	97,278
Februari 2017	96,824
Maret 2017	96,389
April 2017	95,972
Mei 2017	95,572
Juni 2017	95,189
Juli 2017	94,821
Agustus 2017	94,469
September 2017	94,132
Oktober 2017	93,808
November 2017	93,498
Desember 2017	93,201

5 KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Dalam penelitian ini diperoleh model terbaik yaitu model ARMA (1,1), dengan bentuk persamaannya :

   $$Z_t = 3{,}5812 + 0{,}9585\, Z_{t-1} + a_t - 0{,}6777\, a_{t-1}$$

2. Hasil peramalan jumlah kecelakaan di Kota Semarang Tahun 2017 selama 12 periode ke depan menunjukan angka jumlah kecelakaan tertinggi ada pada bulan Januari, yaitu sebesar 97 kejadian dan terendah di bulan Desember sebesar 93 kejadian, sehingga perlu adanya tindakan dari instansi terkait untuk menanggulangi adanya peningkatan jumlah kecelakaan lalu lintas di Kota Semarang.

6 DAFTAR PUSTAKA

Makridakis, S., Wheelwright, S.C., McGee, V.E. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan, Jilid 1 Edisi Kedua*. Ir. Untung Sus Andriyanto, penerjemah. Jakarta. Erlangga. Terjemahan dari: *Forecasting, 2nd Edition*.

Rosadi, D. 2012. *Ekonometrika & Analisis Runtun Waktu Terapan dengan Eviews (Aplikasi untuk bidang ekonomi, bisnis, dan keuangan)*. Yogyakarta. Andi.

Salamah, M., Suhartono,. Wulandari, S. 2003. *Analisis Time Series*, Surabaya. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Lembaga Penelitian Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Soejoeti, Z. 1987. *Analisis Runtun Waktu*. Jakarta. Karunika.

Sukarna, A. 2006. *Analisis Deret Waktu Teori dan Aplikasi*. Makassar. Andira Publisher.

Tamin, O.Z. 1997. *Perencanaan dan permodelan Transportasi*. Bandung. Jurusan Teknik Sipil Institut Teknologi Bandung

Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 22 Tahun 2009 tentang Lalu Lintas dan Angkutan Jalan

Wedasana, A.S. 2011. *Analisis Daerah Rawan Kecelakaan Dan Penyusunan Database Berbasis Sistem Informasi Geografis (Studi Kasus Kota Denpasar).* Denpasar. Magister Teknik Sipil Universitas Udayana.

Wei, W.W.S. 2006. *Time Series Analysis, Univariate and Multivariate Methods*. Canada. Addison Wesley Publishing Company.

World Health Organization (WHO) .2013. *Global Status Report On Road Safety 2013: Supporting A Decade Of Action*. Switzerland : Printed in Luxembourg.