Pemodelan Jumlah Kasus Penderita Demam Berdarah *Dengue* (DBD) Menggunakan Metode *Integer Valued Autoregressive Moving Average (*INARMA*)*

Nurul Inayah
Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, 60600116003@uin-alauddin.ac.id

Irwan
Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, irwan.msi@uin-alauddin.ac.id

Adnan Sauddin
Program Studi Matematika, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, adnan.sauddin@uin-alauddin.ac.id

ABSTRAK, Metode *Integer Valued Autoregressive Moving Average* (INARMA) digunakan untuk menganalisis data dengan tipe *count* atau bertipe integer dan berdisitribusi poisson. Berdasarkan hal tersebut, data yang akan dianalisis dalam penelitian ini adalah data jumlah yaitu data jumlah kasus penderita DBD (Demam Berdarah Dengue) yaitu penyakit yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *aedes aegypti*. Tingginya angka demam berdarah di Indonesia khususnya di daerah Sidoarjo yang cenderung mengalami fluktuasi tiap bulannya, maka dibuatkan model prediksi sebagai langkah untuk mengetahui prediksi jumlah penderita DBD diwaktu yang akan datang. Model yang diperoleh Setelah melakukan proses analisis *time series* adalah INARMA(1,1,0) atau INAR(1). Dengan mengestimasi nilai parameter α pada model tersebut, diperoleh hasil sebagai berikut:

$$Z_t = 0.5514054 \circ Z_{t-1}$$

***Kata Kunci**: DBD, Time-Series, INARMA, INAR(1)*

1. PENDAHULUAN

Demam Berdarah *Dengue* atau disingkat DBD merupakan salah satu jenis penyakit yang disebabkan oleh virus *dengue* yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *aedes aegypti*. Sejak awal kemunculannya, Penyakit ini telah menjadi masalah kesehatan masyarakat di Indonesia. Kementrian Kesehatan mencatat hampir 100.000 orang terinfeksi setiap tahunnya, dimana dalam jangka waktu perbulan, hampir setiap daerah Kabupaten/Kota terdapat kasus penularan penyakit DBD. Salah satu daerah yang memiliki jumlah kasus penderita penyakit DBD yang cukup tinggi adalah daerah yang berada di jawa timur yaitu Kabupaten Sidoarjo.

Awal tahun 1998 hingga 2008, Sidoarjo tercatat sebagai salah satu daerah dengan kasus DBD yang terus meningkat. Berdasarkan hal ini, perlu dilakukan solusi pencegahan untuk mengurangi jumlah kasus tersebut yaitu dengan melakukan pemodelan prediksi dari data kasus jumlah penderita penyakit DBD. Pemodelan prediksi ini dilakukan untuk mengetahui kemungkinan jumlah kasus penderita penyakit DBD dimasa yang akan datang sehingga pihak pemerintah atau badan kesehatan dapat melakukan pertimbangan dalam hal perencanaan, pengawasan, dan penentuan kebijakan serta pengambilan suatu keputusan.

Pemodelan prediksi diperlukan karena adanya kesadaran akan dibutuhkannya suatu kebijakan dalam mempersiapkan tindakan yang perlu dilakukan. Dalam kasus jumlah penderita penyakit DBD, banyak hal yang terjadi tidak pasti seperti bertambahnya jumlah kasus penularan setiap bulan, hal ini sulit diperkirakan secara tepat namun diharapkan dapat meminimumkan pengaruh ketidakpastian tersebut.

Data jumlah penderita DBD merupakan data bertipe integer atau data *count* yang berdistribusi poisson. Berdasarkan karakteristik datanya, metode yang dapat digunakan dalam penelitian ini adalah metode *Integer Valued Autoregressive Moving Average* (INARMA).

Penelitian sebelumnya yang telah menggunakan metode INARMA pada data *count* adalah Jorgen Hellstrom menganalisis kasus *tourism demand* [1], mohhammadipour menganalisis kasus agregasi atau data hasil jumlahan berupa data integer [2], Fajarani menggunakan metode INARMA dalam meramalkan data yang bertipe integer yaitu jumlah pasien DBD di Kota Surabaya [3], Christian H. Weiss yang melakukan simulasi estimasi parameter model INARMA pada data data count menggunakan metode Maximum Likelihood Estimastion (MLE) [4], Johannes Bracher dalam penelitiannya membahas tentang pemodelan INARMA [5].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis Deret Waktu

Deret waktu (*time-series*) merupakan serangkaian data pengamatan yang terjadi berdasarkan indeks waktu secara berurutan dengan interval waktu tetap. Analisis deret waktu adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan yang akan terjadi di masa yang akan datang dalam rangka pengambilan keputusan. Model deret waktu berupaya untuk meramalkan kondisi masa yang akan datang dengan menggunakan data historis dan mengeksploitasi pola tersebut ke masa depan.

Suatu urutan pengamatan memiliki model deret waktu jika memenuhi dua hal berikut [6]:

1. Interval waktu antar indeks waktu *t* dapat dinyatakan dalam satuan waktu yang sama (identik).
2. Adanya ketergantungan antara pengamatan Z_t dengan Z_{t+k} yang dipisahkan oleh jarak waktu berupa kelipatan Δ_t sebanyak k kali (dinyatakan sebagai lag *k).*

Analisis deret waktu biasanya diperlukan lama periode tertentu baik berdasarkan hari, bulan atau tahun, hal ini dikenal sebagai *lead time*. Misalnya, dalam masalah perkiraan penjualan (z_t), dimana *t* menunjukkan waktu dalam bulan dan $z_{t-1}, z_{t-2}, z_{t-3}, \ldots$, menunjukkan penjualan untuk bulan sebelumnya, nilai-nilai tersebut dapat digunakan untuk memperkirakan penjualan untuk *lead time* l =1,2,3,…12 bulan kedepan, nilai ramalan ini dapat dilambangkan dengan $\hat{z}_t(l)$. Ramalan dibuat pada waktu *t* dari penjualan z_{t+l} pada waktu mendatang *t+l*, yaitu pada saat *lead time t+l.* [7]

Fungsi Autokorelasi Dan Fungsi Autokorelasi Parsial

Untuk menentukan data stasioner atau tidak maka dapat dilihat dari Fungsi Autokorelasi atau *Autocorrelation Function (ACF)* dan Fungsi Autokorelasi Parsial atau *Partial Autocorrelation Function (PACF).*

1. Fungsi Autokorelasi

Dalam analisis deret waktu koefesien korelasi merupakan korelasi deret waktu dengan deret waktu itu sendiri dengan selisih waktu (*lag*) 0,1,2 periode atau lebih. Untuk suatu data deret watku $Z_1, Z_2, \ldots, Z_n$ maka nilai fungsi autokorelasinya adalah sebagai berikut:

a. Nilai autokorelasi *lag k* sampel (*sample autocorrelation at lag k*)

$$r_k = corr(Z_t, Z_{t+k}) = \frac{\sum_{i=1}^{n-k}(Z_t-\bar{Z})(Z_{t+k}-\bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t-\bar{Z})^2} \quad (2.1)$$

b. Taksiran kesalahan baku (*standard error*) dari r_k adalah

$$S_{r_k} = \sqrt{\frac{1+2\sum_{j=1}^{k-1} r_j^2}{n}}. \quad (2.4)$$

c. Nilai statistik *t* untuk uji $r_k = 0$ atau $r_k \neq 0$ adalah

$$t_{r_k} = \frac{r_k}{s_{r_k}}. \quad (2.5)$$

2. Fungsi Autokorelasi Parsial

Autokorealsi parsial digunakan untuk mengukur tingkat keakuratan (*association*) antara Z_t dan Z_{t+k}, apabila pengaruh dari lag waktu (*time lag*) 1,2,3,…,k-1 dianggap terpisah. Fungsi autukorelasi parsial adalah suatu fungsi yang menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke-*t* (dinotasikan dengan Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu yang sebelumnya (dinotaskan dengan $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \ldots, Z_{t-k}$).

Rumus autokorelasi parsial atau ϕ_{kk} adalah

$$\phi_{kk} = corr(Z_t, Z_{t-k} \mid Z_{t-1}, Z_{t-2}, \ldots, Z_{t-k+1}) \quad (2.6)$$

Berdasarkan persamaan Yule Walker, rumus autokorelasi dapat ditentukan dengan rumus berikut:

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \cdots + \phi_{kk}\rho_{j-k},$$

untuk j=1,2,…,k. (2.7)

Metode yang lebih efisien untuk rumus fungsi autokorelasi parsial yang merupakan penyelesaian dari persamaan Yule Walker. Berdasarkan penyelesaian tersebut diperoleh nilai fungsi autokorelasi parsial sebagai berikut:[8]

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,j}\rho_{j-k}}{1-\sum_{j=1}^{k-1}\phi_{k-1,j}\rho_j} \quad (2.8)$$

dimana,

$$\phi_{kj} = \phi_{k-1,j} - \phi_{kk}\,\phi_{k-1,k-j},$$

untuk j=1,2,…,k-1. (2.9)

Taksiran Kesalahan baku (*standard error*) dari r_{kk} adalah

$$s_{\phi_{kk}} = \sqrt{\frac{1}{n}} \quad (2.10)$$

Nilai statistik uji $\phi_{kk} = 0$ atau $\phi_{kk} \neq 0$ adalah

$$t_{\phi_{kk}} = \frac{\phi_{kk}}{s_{\phi_{kk}}}. \quad (2.11)$$

Metode INARMA

1. **Model INAR(1)**

Bentuk persamaan Proses INAR(1) atau biasa juga disebut Poisson INAR(1) disingkat PoINAR(1) sebagai berikut:

$$Z_t = \alpha \circ Z_{t-1} + \varepsilon_t, \text{ t=1,2,…N.} \quad (2.13)$$

dimana:

Z_t = Nilai pengamatan (kejadian) pada waktu ke-*t*.

α = Peluang sukses setiap pengamatan pada model INAR(1), dengan $\alpha \in (0,1]$.

$\circ$ = Operator *binomial thinning*

ε_t= Galat pada waktu t, dimana ε_t berdistribusi poisson yang bersifat independen dan identik. dengan nilai rata-rata μ dan varians σ^2 adalah sama yaitu λ, selanjutnya dapat ditulis $\varepsilon_t \sim Poisson(\lambda_t)$.

Pada Persamaan (2.13), ε_t dan Z_{t-1} diasumsikan independen secara stokastik untuk setiap waktu *t*.. *Binomial Thinning operator* ($\circ$) pada $\alpha \circ Z_{t-1}$ didefinisikan dengan persamaan berikut:

$$\alpha \circ Z_{t-1} = x_{1,t-1} + x_{2,t-2} + \cdots + x_{Z_{t-1},t-1} = \sum_{i=1}^{Z_{t-1}} X_i. \quad (2.14)$$

dimana X_i merupakan barisan variabel acak biner dengan ciri iid dan diberi nilai 1 untuk peluang α dan nilai 0 untuk peluang 1- α. Sehingga peluang pada masing-masing komponen Z yang sukses adalah α dan peluang gagal adalah 1- α.

2. **Model INMA(1)**

Model proses INMA(1) adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \beta \circ \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t . \quad (2.15)$$

dimana:

Z_t = Nilai pengamatan (kejadian) pada waktu ke-*t*.

β = Peluang sukses setiap pengamatan pada model INMA(1), dengan $\beta \in (0,1]$.

$\circ$ = operator *binomial thinning*

ε_t = galat pada waktu ke-*t*, dimana ε_t berdistribusi poisson yang bersifat independen dan identik. dengan nilai rata-rata μ dan varians σ^2 adalah sama yaitu λ, selanjutnya dapat ditulis $\varepsilon_t \sim Poisson(\lambda_t)$.

3. **Model INARMA(p,q)**

Adapun model dari INARMA(p,q) adalah sebagai berikut:

$$Z_t = \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \circ Z_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^{q} \beta_j \circ \varepsilon_{t-j} . \quad (2.16)$$

dimana $\alpha_1, \dots\dots, \alpha_{p-1} \in (0,1]$, $\alpha_p \in (0,1]$; $\beta_1, \dots \beta_{q-1} \in (0,1], \beta_q \in (0,1]$ dan $\{\varepsilon_t\}$ adalah barisan dari distribusi variabel acak poisson yang bersifat iid, Z_t bersifat independen dengan μ_z dan varians σ_z^2. Dan untuk operator thinning didefinisikan $\alpha \circ Z_t = \sum_{i=1}^{Z} X_i$. dimana $\{x_i\}$ adalah barisan variabel acak Bernoulli yang bersifat i.i.d dengan $P(x_i = 1) = \alpha$ untuk i = 1,…,Z. berdasarkan pendekatan Du dan Li dan McKenzie mengenai mekanisme *Binomial Thinning* untuk INAR(p) dan INMA(q), diasumsikan bahwa operasi *Thinning* $\alpha \circ Z_{t-i}$ untuk *i*=1,..,*p* dan $\beta \circ \varepsilon_{t-j}$ untuk j=1,….*q* dilakukan secara independen.[2]

Estimasi Parameter Inar(1)

Prosedur estimasi INAR(1) digunakan untuk estimasi nilai parameter α dan μ pada model INAR(1) yang di asumsikan bahwa variabel laten ε_t yang bersifat iid mengikuti distribusi Poisson. Berdasarkan asumsi distribusi Poisson bahwa $\sigma^2 = \mu$, maka estimasi parameter α dan μ pada model model INAR(1) menggunakan metode *Least Square Estimation* adalah sebagai berikut[10]:

$$\hat{\mu} = \frac{\sum Z_t - \sum Z_{t-1}}{n} = \bar{Z}. \quad (2.37)$$

$$\hat{\alpha} = \frac{\sum (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-1} - \bar{Z})}{\sum (Z_{t-1} - \bar{Z})^2} \quad (2.38)$$

dimana $\hat{\varepsilon}_t = Z_t - \hat{\alpha} Z_{t-1}$, untuk t =1, 2, …,N.

3. METODOLOGI

Jenis penelitian ini adalah penelitian terapan dengan data berupa data sekunder yaitu data jumlah kasus penderita penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) periode januari 1998 sampai Februari 2008 yang diperoleh dari

Rumah Sakit Umum Daerah atau RSUD Sidoarjo.

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah z_t yaitu jumlah kasus penderita penyakit demam berdarah setiap periode t.

Adapun definisi operasional variabel z_t adalah jumlah penderita penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di Rumah Sakit Umum Daerah atau RSUD Sidoarjo. Data tersebut berupa data bulanan dari Januari 1998- Februari 2008.

Prosedur Analisis

Langkah-langkah analisis yang akan dilakukan dalam penelitian ini yaitu sebagai berikut:

1. Plot data *Time Series.*
2. Memeriksa data apakah stasioner dalam mean dan varians. Jika tidak stasioner dalam mean maka lakukan *differencing*, dan jika tidak stasioner dalam varians maka lakukan transformasi.
3. Menentukan model INARMA yang sesuai dari Plot ACF dan PACF.
4. Estimasi Model INARMA.
5. Peramalan.
6. Menentukan Kriteria model terbaik.

4. PEMBAHASAN

Statistik Deskriptif

Berikut adalah statistik deskriptif data jumlah penderita DBD Sidoarjo yang ditunjukkan pada Tabel 4.1:

Tabel 4.1 Statistik Deskriptif

Minimum	Minimum	Variansi	Median	Modus
4	252	3360,9	45	37 42

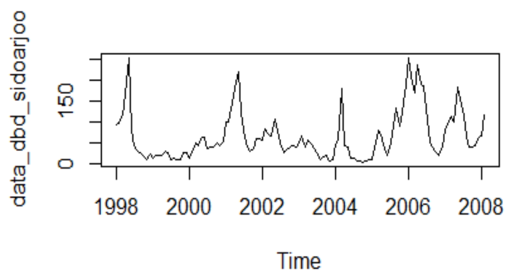
Berdasarkan Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa Jumlah penderita penyakit DBD terkecil di kota sidoarjo dari januari 1998 sampai februari 2008 yaitu terjadi pada oktober 2010 sejumlah 4 orang. Sedangkan untuk jumlah penderita terbesar terjadi pada januari 2006 sejumlah 252 orang. Dari nilai tersebut menunjukkan range data yang cukup besar begitupun dengan nilai variansi menunujukkan nilai yang cukup besar yaitu 3360,9. Kemudian nilai tengah data DBD tersebut adalah 45 dan nilai modusnya adalah 37 orang yang terjadi pada Juli 2002, Oktober 2001, Juni 2003, Februari 2005, dan Mei 2005. Sedangkan untuk modus dengan jumlah kasus 42 orang terjadi pada Juli 1998, Maret 2000, November 2000, Maret 2004, serta November 2007. Selain itu, dari data dapat dilihat bahwa dalam jangka waktu lebih dari 10 tahun jumlah kasus penderita DBD di Sidoarjo mengalami kenaikan dan penurunan jumlah kasus. Dimana pada 5 bulan pada tahun pertama jumlah kasus terus meningkat hingga pada bulan 6 jumlah kasus mengalami penurunan yang cukup signifikan. Penurunan ini terjadi hingga pada 5 bulan berikutnya. Kemudian pada bulan 12 jumlah kasus kembali mengalami kenaikan. Fluktuasi data ini cenderung terjadi setiap tahun dalam range waktu 5 sampai 6 bulan.

Identifikasi Model

Proses identifikasi model mencakup tahap plot data *time-series*, Uji stasioner, Plot ACF dan Plot PACF.

1. Plot data dan uji stasioner

Adapun hasil plot *time-series* data jumlah penderita DBD Sidoarjo ditunjukkan pada gambar dibawah:



Gambar 4.1 Plot data DBD Sidoarjo

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa data jumlah penderita DBD cenderung tidak mengalami pola trend. Setelah itu, dilakukan uji stasioner metode *Augmented Dickey Fuller (ADF).* Adapun Hipotesisnya adalah:

H_0: $\alpha_1 = 0$ (data time-series tidak stasioner).

H_1: $\alpha_1 \neq 0$ (data time-series stasioner).

Taraf signifikansi alpha (α) = 0,05. Dengan kriteria penolakan H_0 jika nilai *P-Value* $< \alpha$.

Hasil uji ADF yang ditunjukkan pada Tabel 4.2 berikut:

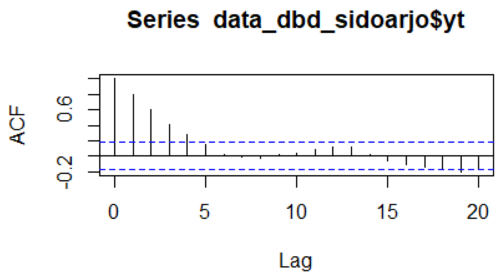
Tabel 4.2 Uji *ADF* data jumlah penumpang differencing orde 1

	Augmented Dickey Fuller (ADF)
T-statistic	-5,1647
P-Value	0,01

Pada Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa *P-Value* dari data penderita DBD adalah 0,01. dimana nilai tersebut lebih kecil dari $\alpha =$ 0,05 sehingga H_0 ditolak atau data tersebut dapat disimpulkan stasioner.

2. Plot ACF dan Plot PACF

Plot *Autocorrelation Function (ACF)* dan plot *Partial Autocorrelation Function (PACF)* digunakan untuk mengidentifikasi model INARMA, dimana Plot ACF digunakan untuk menentukan orde q pada model INMA(q) dan plot PACF digunakan untuk menentukan orde p pada model INAR(p). Berikut adalah hasil plot ACF serta nilai *autocorrelation* berdasarkan Persamaan 2.3:

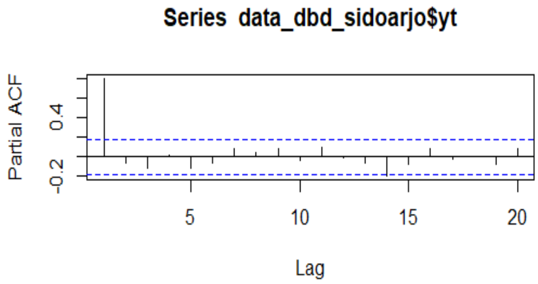


Gambar 4.2 Plot ACF data DBD Sidoarjo

Tabel 4.3 Nilai *autocorrelation* data DBD Sidorajo

Lag	ACF	Lag	ACF	Lag	ACF
0	1,000	4	0,281	8	-0,0616
1	0,791	5	0,144	9	-0,018
2	0,601	6	0,030	10	0,0222
3	0,412	7	-0,01	11	0,036

Berdasarkan Plot ACF pada Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa lag lag awal turun secara cepat meunuju 0 (dies down). Kemudian untuk plot PACF berdasarkan Persamaan 2.8 hasil dapat dilihat pada Gambar 4.3 dan Tabel 4.4:



Gambar 4.3 Plot PACF data DBD Sidoarjo

Tabel 4.4 Nilai *partial autocorrelation* data DBD Sidoarjo

Lag	ACF	Lag	ACF	Lag	ACF
0	1,000	4	0,281	8	-0,0616
1	0,791	5	0,144	9	-0,018
2	0,601	6	0,030	10	0,0222
3	0,412	7	-0,01	11	0,036

Pada Gambar 4.3 dan Tabel 4.4 diatas terlihat bahwa lag terpotong pada lag pertama sehingga bedasarkan plot ACF dan plot PACF dapat disimpulkan bahwa model yang diperoleh adalah INARMA(1,0,0) atau INAR(1).

Estimasi Parameter

Berikut pada Tabel 4.5 diperoleh hasil estimasi parameter Model INAR(1) pada Persamaan 2.13 dengan menggunakan metode *Least Square Estimation:*

Tabel 4.5 Hasil estimasi parameter INAR(1)

Parameter	**Nilai Estimasi**
Alpha (α)	0,551
μ	29,992

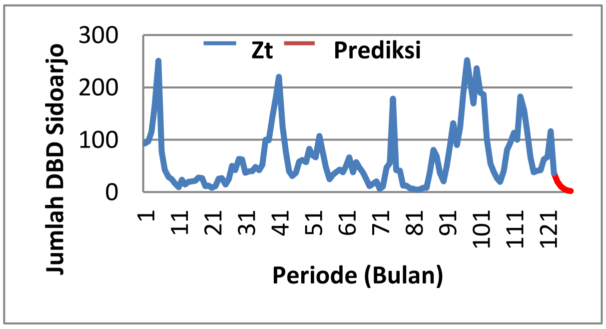
Berdasarkan Tabel 4.5 didapatkan nilai α sebesar 0,551 dan nilai μ sebesar 29,992, sehingga model persamaan jumlah kasus penderita DBD Sidoarjo adalah $z_t = 0{,}551 \circ z_{t-1}$ yang dijabarkan menjadi $0{,}551 \circ z_{t-1} = \sum_{i=1}^{z_{t-1}} X_i$ seperti pada . Dimana X_i diberi nilai 1 untuk peluang sukses terjadinya kasus penularan DBD untuk bulan selanjutnya sebesar $\alpha =$ 0,551 dan X_i diberi nilai 0 untuk peluang gagal terjadinya kasus penularan DBD untuk bulan selanjutnya sebesar $1 - \alpha = 1 - 0{,}551 =$ 0,449.

Peramalan

Berikut pada Tabel 4.6 diperoleh nilai ramalan yang merupakan hasil perhitungan penjabaran *binomial thinning operator* dari model INAR(1) yang telah diestimasi sebelumnya:

Tabel 4.6 Nilai ramalan

Periode (t)	**Data periode (t-1)**	**Ramalan**
123	66	36
124	36	20
125	20	11
126	11	6
127	6	3
128	3	2



Gambar 4.4 Plot Hasil Ramalan

Kriteria Model Terbaik

Tabel 4.7 Kriteria Model INAR Terbaik

Model	**AIC**	**MAPE**
INAR(1)	3763,41	30,93

Berdasarkan Tabel 4.7 dapat dilihat bahwa nilai AIC dan MAPE pada model INAR(1) adalah cukup besar yaitu nilai AIC sebesar 3763,41 dan nilai MAPE sebesar 30,93. Bedasarakan kriteria nilai MAPE, dapat disimpulkan bahwa peralaman menggunakan model INAR(1) adalah masuk akal.

5. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini adalah model ramalan jumlah penderita demam berdarah di Kabupaten Sidoarjo menggunakan metode Integer Valued Autoregressive Moving Average (INARMA) yaitu $Z_t = 0{,}551 \circ Z_{t-1}$.

6. DAFTAR PUSTAKA

[1] Jorgen Hellstrom, 2002. *Count Data Modelling and Tourism Demand*. Sweden: UMEA University.

[2] Mohammodipour, 2012. *Forecast Horizon aggregation in integer autoregressive moving average (INARMA) models*. London: Middelsex Universitas London.

[3] Fajarani Juliaristi, 2016. *Peramalan Banyak Kasus Demam Berdarah (DB) di Kota Surabaya Menggunakan Hybrid Integer-valued Autoregressive Integrated Moving Average (INARIMA) dan Radial Basis Function Neural Network (RBFNN).* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.

[4] Christian H. Weiss dkk., 2019. *INARMA Modelling of Count Time Series*. Swiss: MDPI.

[5] Johannes Bracher, 2019. *A new INARMA(1,1) model with Poisson marginals*, Swiss: Springer Nature Switzerland.

[6] Aswi dan Sukarna, 2006. *Analisis Deret Waktu*. Makassar: Andira Publisher.

[7] Georger E.P. Box dkk., 2008, *Time Series Analysis Forecasting and Control*. Canada: John Wiley & Sons.

[8] Aswi dan Sukarna, 2006. *Analisis Deret Waktu*. Makassar: Andira Publisher.

[9] Kedem, B & Frakianos, K. 2002. *Regression Models for Time Series Analysis*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.