



## APLIKASI KOMPUTASI BAYESIAN REGRESI DUMMY PADA KASUS KANKER SERVIKS DI KABUPATEN TUBAN

Nur Mahmudah<sup>1</sup>, Pelangi Eka Yuwita<sup>2</sup>

Corresponding author : Nur Mahmudah

<sup>1</sup>Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, mudah15@gmail.com

<sup>2</sup>Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri, pelangi.ardata@gmail.com

Received : 8 Juni 2022, Revised : 21 Juli 2022, Accepted : 27 Juli 2022

### Abstract

Cervical cancer is the most common cancer suffered by women and is the cause of death. The leading cause of cervical cancer is infection with Human Papilloma Virus (HPV). Cervical cancer is a disease caused by the growth of body tissue cells that are not normal in the cervix contained in the reproductive organs of a woman's body and cause death. A screening program is needed for the length of hospitalization for cervical cancer patients to prevent the emergence of a malignant phase. This study aims to determine the factors that affect the length of stay of cervical cancer patients in Tuban Regency using the Bayesian Regression Dummy computational method. The Bayesian method is a computational technique in parameter estimation that combines the likelihood function and prior distribution into a posterior distribution in estimating model parameters. Bayesian dummy regression produces a variable that significantly affects the length of stay of cervical cancer patients, namely the Complications variable ( $X_1$ ). An alpha value of 2.17 shows that some dependencies/errors cannot be explained in the dummy regression model in the case of cervical cancer hospitalization in the Tuban Regency.

*Keywords : Bayesian, Cervical Cancer, Dummy Regression*

### Abstrak

Kanker *serviks* adalah kanker yang paling banyak diderita oleh wanita yang menjadi penyebab kematian. Penyebab utama kanker *serviks* adalah infeksi *Human Papilloma Virus* (HPV). Kanker *serviks* merupakan penyakit yang disebabkan oleh pertumbuhan sel-sel jaringan tubuh yang tidak normal di dalam leher rahim/*serviks* yang terdapat dalam organ bagian reproduksi pada tubuh wanita dan menyebabkan kematian. Untuk mencegah munculnya fase ganas dibutuhkan program *screening* pada lama rawat inap pasien kanker *serviks*. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien kanker *serviks* di Kabupaten Tuban dengan metode komputasi Bayesian Regresi Dummy. Metode Bayesian adalah salah satu teknik komputasi pada estimasi parameter yang menggabungkan fungsi likelihood dan distribusi prior menjadi distribusi posterior dalam menduga parameter model. Bayesian regresi dummy menghasilkan suatu variabel yang memiliki pengaruh signifikan terhadap lama rawat inap pasien kanker *serviks*, yaitu variabel Komplikasi ( $X_1$ ). Dengan nilai alpha 2.17, menunjukkan bahwa terdapat dependensi/error yang tidak bisa dijelaskan dalam model regresi dummy pada kasus lama rawat inap kanker *serviks* di Kabupaten Tuban.

*Kata kunci: Bayesian, Kanker Serviks, Regresi Dummy*

## 1. Pendahuluan

Kanker *serviks* adalah penyakit yang dikarenakan oleh pertumbuhan sel-sel jaringan tubuh yang tidak normal di dalam leher rahim yang terdapat dalam organ bagian reproduksi pada tubuh wanita [1]. Di Indonesia kanker *serviks* merupakan pembunuh nomor satu bagi wanita [2]. Penyebab utama kanker *serviks* adalah infeksi *Human Papilloma Virus* Namun ada beberapa penyebab bisa diamati meski tidak selalu memberi petunjuk infeksi HPV, keputihan atau mengeluarkan sedikit darah setelah melakukan hubungan intim [3]. Untuk mencegah munculnya fase ganas pada pasien kanker *serviks* dibutuhkan program *screening* sebelum akan dilakukan lama rawat inap pasien kanker *serviks* [4]. Faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien kanker *serviks* adalah komplikasi dan usia [5]. Berdasarkan uraian tersebut maka perlu dilakukan penelitian untuk mengkaji lama rawat inap pasien kanker *serviks* berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhinya, sehingga hal ini menyebabkan menjadi salah satu objek yang menarik untuk diteliti [5].

Model regresi dummy merupakan pemodelan statistika yang diterapkan pada pemodelan variabel respon berdasarkan satu atau lebih variabel predictor yang bersifat kategorik dan kontinyu [6]. Model regresi dummy sering digunakan dalam epidemiologi yaitu tentang pola terjadinya penyakit dan faktor-faktor yang mempengaruhinya [7]. Seringkali di dalam penelitian, seseorang ingin memodelkan hubungan antara variabel prediktor dan respon maka metode yang paling sering dipakai adalah regresi, baik sederhana maupun berganda [8]. Namun, ada kalanya regresi linier dengan metode OLS (*ordinary least square*) dan maksimum *likelihood* yang sering dipakai tersebut kurang sesuai untuk digunakan jika regresi terdapat pelanggaran asumsi Gauss-Markov oleh karena itu metode yang paling tepat adalah Bayesian MCMC-Gibbs Sampling [9].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan [10] menggunakan regresi logistik menghasilkan faktor-faktor yang mempengaruhi kanker *serviks* yaitu usia, umur pertama menikah dan jenis kontrasepsi.

Penelitian yang sama juga dilakukan [2] menerapkan model regresi logistik pada kasus kanker *serviks* di Swedia yaitu memodelkan Hasil dari evaluasi rutin program skrining kanker *serviks* untuk mengendalikan kasus kanker *serviks* di swedia. Penelitian juga dilakukan [3] menggunakan regresi logistik ordinal pada faktor-Faktor yang mempengaruhi hasil pap test kanker *serviks*. Hasil dari penelitian tersebut adalah variabel pemakaian alat kontrasepsi dan riwayat mempunyai anak. Beberapa penelitian yang dilakukan tanpa memperhitungkan lama rawat inap pasien kanker *serviks*, oleh karena itu penelitian ini dilakukan untuk mengembangkan penelitian sebelumnya. Penelitian ini juga mengkaji model regresi dummy dengan pendekatan komputasi Bayesian dalam memprediksi dan mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh lama rawat inap pasien kanker *serviks* di Kabupaten Tuban. Pertimbangan analisis regresi dummy dapat dijadikan langkah penanganan secara optimal pada penyakit kanker *serviks* untuk dijadikan bahan pertimbangan melakukan sosialisasi tentang penanganan penyakit kanker *serviks* sehingga dapat mengurangi dan mempercepat penanganan penyakit kanker *serviks* pada wanita di Kabupaten Tuban.

Regresi Dummy merupakan salah satu metode statistika untuk menganalisis hubungan antara variabel respon yang mempunyai skala data interval dengan variabel prediktor bersifat kategorik [11]. Berikut adalah rumus regresi dummy [6]:

$$Y_i = \alpha + \sum_{k=1}^P \beta_k x_k + \varepsilon_i \quad (1)$$

dimana

$\alpha$  : nilai variabel respon apabila  $X = 0$ .

$\beta$  : slope garis, yakni perubahan  $Y$  untuk perubahan 1 unit  $X$ .

$\varepsilon$  : *error* model.

Pada penelitian ini distribusi variabel lama rawat inap pasien kanker *serviks* mengikuti distribusi normal ( $\mu$  dan  $\sigma^2$ ) [12]. Dengan demikian fungsi kepekatian peluang sebagai berikut [13]:

$$f(y | \mu, \sigma^2) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2\right) \quad (2)$$

dengan batas distribusi  $-\infty < \mu < \infty, \sigma^2 > 0$ , disubstitusi pada model regresi linier berganda berikut [14]:

$$\begin{aligned} y &= \alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i &= y - (\alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k) \\ f(x | \alpha, \beta, \sigma^2) &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\varepsilon_i}{\sigma}\right)^2\right) \\ &= \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{y - \alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k x_k}{\sigma}\right)^2\right) \end{aligned} \quad (3)$$

Metode Bayesian adalah metode alternatif untuk mengestimasi parameter model secara stokastik yang kompleks [15]. Pemodelan Bayesian didasarkan pada model posterior yaitu memadukan data distribusi awal sebagai informasi prior dan data pengamatan yang digunakan sebagai fungsi *likelihood* [16]. Pada Bayesian memanfaatkan informasi data sampel dan memperhitungkan distribusi awal atau yang disebut distribusi prior dengan proses *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) [17]. MCMC adalah pendekatan numerik untuk mendapatkan distribusi posterior [18]. Persamaan distribusi posterior pada model regresi adalah sebagai berikut [19]:

$$\begin{aligned} p(\beta_{1+i}, \alpha, \sigma | X) &= L(\beta_{1+i}, \alpha, \sigma; X) \\ & p(\beta_{1+i})p(\alpha)p(\sigma) \end{aligned} \quad (4)$$

Estimasi untuk setiap parameter diperoleh melalui bentuk distribusi bersyarat penuh dari setiap parameter yaitu  $\sigma$ , dan  $\beta_i$  dengan penentuan distribusi prior terlebih dahulu [20].

Distribusi prior yang digunakan merupakan gabungan antara prior *conjugate* dan *Informatif* sebagai berikut [21] :

$$\begin{aligned} y &\sim \text{Normal}(\mu, \sigma) \\ \mu &= \beta^T x_{ij} + \varepsilon_i, \\ \varepsilon_i | \varepsilon_{-i} &\sim \text{Normal}(a, b), \\ \beta &\sim \text{Normal}(s, r) \end{aligned} \quad (5)$$

Distribusi posterior atau *full conditional* untuk masing-masing parameter menggunakan MCMC-Gibbs Sampling dengan cara mengintegrasikan parameter-parameter yang

bersangkutan dan dapat dijelaskan sebagai berikut [22].

$$\begin{aligned} &p(\alpha | \sigma, \beta_{1+i}) \\ &\equiv \int \int \dots \int I(x | \sigma, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\sigma) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \partial \sigma \partial \beta_1 \dots \partial \beta_p \\ &p(\sigma | \alpha, \beta_{1+i}) \\ &\equiv \int \int \dots \int I(x | \alpha, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \partial \alpha \partial \beta_1 \dots \partial \beta_p \\ &p(\beta_1 | \alpha, \sigma, \beta_{1+i} \neq 1) \\ &\equiv \int \int \int \dots \int I(x | \alpha, \sigma, \beta_2, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\sigma) p(\beta_2) \dots p(\beta_{1+p}) \partial \alpha \partial \sigma \partial \beta_2 \dots \partial \beta_{1+p} \\ &\vdots \\ &p(\beta_p | \alpha, \sigma, \beta_{1+i} \neq 1) \\ &\equiv \int \int \int \dots \int I(x | \alpha, \sigma, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\sigma) p(\beta_1) \dots p(\beta_{1+p}) \partial \alpha \partial \sigma \partial \beta_1 \dots \partial \beta_{1+p} \end{aligned} \quad (6)$$

*Gibbs Sampling* adalah teknik untuk membangkitkan variabel acak dari distribusi *full conditional* pada persamaan (6) [23]. Langkah-langkah dalam proses algoritma *Gibbs Sampling* adalah [24]:

1. Menentukan nilai awal untuk masing-masing parameter.

$$(\sigma^0, \beta_1^0, \dots, \beta_4^0)$$

2. Selanjutnya didapatkan urutan acak

$$\sigma^1 \text{ dari } p(\sigma, \beta_1^0, \dots, \beta_4^0)$$

$$\beta_1^1 \text{ dari } p(\beta_1^1, \sigma^0, \beta_2^0, \dots, \beta_4^0)$$

⋮

$$\beta_4^1 \text{ dari } p(\beta_4^1, \sigma^0, \beta_2^0, \dots, \beta_3^0)$$

3. Mengulangi Langkah kedua hingga kondisi konvergen (nilai MC error kurang dari 5% simpangan baku maka kekonvergenan terpenuhi dan iterasi dihentikan) [25].

Pengujian parameter bertujuan untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon [26]. Pengujian parameter yang digunakan pada pendekatan Bayesian adalah dengan pengujian *credible Interval* yang memiliki nilai batas bawah sebesar 2,5% dan batas atas sebesar 97,5% [27]. Kriteria keputusannya akan tolak  $H_0$  jika *credible interval* tidak memuat nilai 0 dengan kesimpulan bahwa variabel prediktor berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon. Berikut adalah hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut [28].

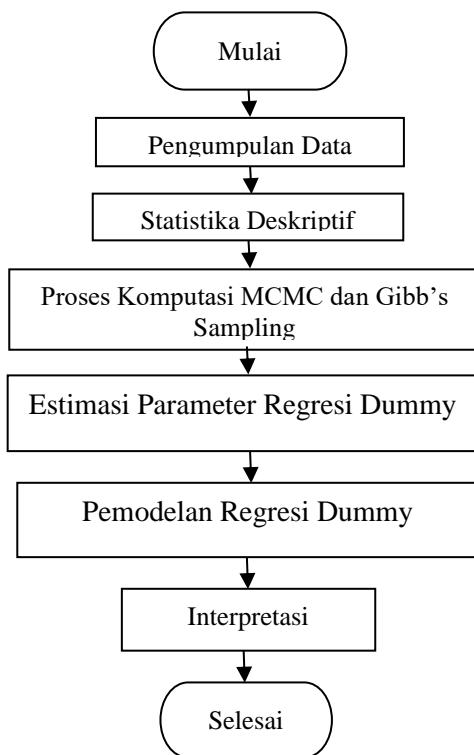
$H_0 = \beta_j = 0$  (variabel prediktor ke-j tidak berpengaruh terhadap variabel respon)

$H_1 = \beta_j \neq 0$  (variabel prediktor ke-j berpengaruh terhadap variabel respon)

## 2. Metode

Penelitian ini menggunakan data rekam medis pasien wanita lama rawat inap kanker serviks di Rumah Umum Koesma Tuban. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data tahun 2021. Variabel respon adalah lama rawat inap pasien Kanker Serviks di Kabupaten Tuban (Y) dan variabel prediktor bersifat kategorik yang terdiri dari Komplikasi ( $X_1$ ), Usia ( $X_2$ ), Pendidikan ( $X_3$ ) dan Anemia ( $X_4$ ).

Langkah-langkah analisis regresi dummy menggunakan Bayesian adalah (1) melakukan analisis deskriptif pada data; (2) menentukan parameter regresi dummy dengan WinBUGS seperti berikut :



Gambar 1. Flowchart Model Regresi Dummy pada kasus kanker serviks

## 3. Pembahasan

Penyusunan Model Regresi Dummy untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh terhadap lama rawat inap kanker serviks. Langkah pertama dilakukan analisis deskriptif untuk mengetahui karakteristik lama rawat inap di RS Koesma Tuban. Jumlah pasien kanker serviks di RS Koesma Tuban sebanyak 58 pasien dengan karakteristik rata-rata lama rawat inap 4 hari dengan minimal pasien lama rawat inap 2 hari dan maksimal 12 hari dengan standar deviasi

sebesar 2,2. Hal ini dapat disimpulkan bahwa penyebaran pasien di di RSUD Koesma Kabupaten Tuban menunjukkan rawat inap rata-rata 4 hari dinyatakan sembuh atau boleh pulang. Karakteristik lainnya dapat diketahui berdasarkan Komplikasi ( $X_1$ ) dengan Usia ( $X_2$ ), Pendidikan ( $X_3$ ) dan Anemia ( $X_4$ ).

Tabel 1. Karakteristik Pasien Rawat Inap

Variabel Penelitian		Komplikasi ( $X_1$ )	
		Iya	Tidak
Usia ( $X_2$ )	Usia $\leq$ 50 Tahun	14	11
	Usia $>$ 50 Tahun	18	15
Pendidikan ( $X_3$ )	Rendah	29	22
	Tinggi	3	4
Anemia ( $X_4$ )	Tidak Anemia	24	20
	Anemia	8	6

Tabel 1 menunjukkan bahwa pasien lama rawat inap mayoritas pada pasien komplikasi pada usia dari 50 tahun dengan pendidikan rendah (SD sampai dengan SMP) dan tidak memiliki penyakit anemia. Setelah deskriptif data dilakukan dan dihasilkan bahwa mayoritas pasien kanker serviks memiliki riwayat komplikasi. Kanker serviks menandakan beberapa perubahan sel-sel abnormal di daerah serviks sedangkan kanker menunjukkan sel-sel abnormal pada daerah serviks sudah bersifat ganas.

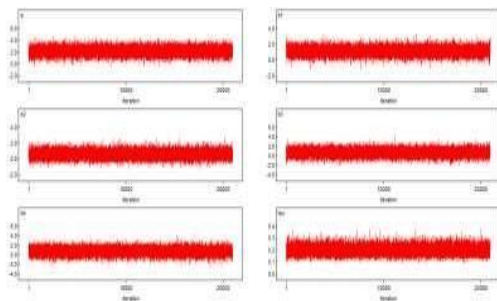
Untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien pasien penyakit kanker dengan pemodelan regresi dummy dengan algoritma komputasi Bayesian sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Estimasi Parameter Model

Parameter	Mean	2,5%	Median	97,5%	Keterangan
$\beta_1$	1,11	0,106	1,116	2,115	Signifikan
$\beta_2$	0,603	-0,368	0,604	1,584	Tidak Signifikan
$\beta_3$	0,667	-0,86	0,676	2,164	Tidak Signifikan
$\beta_4$	0,684	-0,84	0,683	2,217	Tidak Signifikan
$\alpha$	2,17	0,004	0,835	2,175	Signifikan
$\tau$	0,19	0,130	0,194	0,276	Signifikan

Berdasarkan perhitungan Software WinBUGS yang ditunjukkan pada Tabel 2 merupakan faktor-faktor yang dianggap

signifikan mempengaruhi lama rawat inap pasien kanker serviks jika nilai selang kepercayaan 2,5 % hingga 97,5% tidak memuat nilai 0. Tabel 2 menunjukkan faktor yang berpengaruh signifikan terhadap lama rawat inap pasien kanker serviks di Kabupaten Tuban adalah Komplikasi ( $X_1$ ). Tabel 2 kolom mean merupakan besaran parameter model sedangkan ketiga kolom berikutnya adalah besarnya nilai estimasi pada selang kepercayaan 97,5%. Parameter alpha signifikan terhadap pengaruh lama rawat inap pasien kanker serviks karena selang 2,5 % hingga 97,5% tidak memuat nilai 0 yang menunjukkan terdapat dependensi/error yang tidak terjelaskan dalam model regresi dummy.



Gambar 2. Series Plot

Gambar 2 menunjukkan grafik *series plot* parameter yang diestimasi, terlihat bahwa sampel parameter yang dibangkitkan dalam proses iterasi berada dalam satu area dan menunjukkan nilai acak dengan pola stasioner dan bersifat random dan konvergen. Berikut adalah model Regresi dummy :

$$Y = 2,17 + 1,11X_1 \quad (7)$$

Berdasarkan persamaan regresi dapat disimpulkan bahwa pasien yang memiliki penyakit komplikasi mempunyai lama rawat inap 1,11 kali daripada pasien yang tidak memiliki penyakit komplikasi pada kasus penyakit kanker serviks di kabupaten Tuban dengan variabel lain konstan. Sama halnya variabel pendidikan dengan kategori rendah lama rawat inap pasien *kanker serviks* lebih besar 0,006 kali dari pada pasien yang memiliki pendidikan kategori tinggi dengan syarat variabel lain konstan. Hal ini dapat disimpulkan bahwa tingginya pasien kanker serviks secara epidemiologis menjadi penting dengan kaitannya program kesehatan yang

difokuskan pada masyarakat dengan pemantauan rutin melalui *screening* atau deteksi dini. Pemodelan regresi dummy mampu memberikan informasi untuk dijadikan bahan sosialisasi dalam penanganan penyakit Kanker serviks di Kabupaten Tuban.

#### 4. Penutup

Hasil Pemodelan menunjukkan rata-rata lama rawat inap pasien kanker servik 4 hari dan paling banyak 12 hari pasien dinyatakan pulang. Kemudian hasil dari komputasi Bayesian regresi logistik menunjukkan faktor yang berpengaruh signifikan pada lama rawat inap pasien kanker serviks di kabupaten Tuban adalah Komplikasi ( $X_1$ ) atau efek penyakit penyerta pasien. Parameter alpha menunjukkan dependensi error yang tidak terjelaskan dalam model regresi dummy ketika variabel lain yang diamati konstan. Regresi dummy pada komputasi bayesian mampu memberikan informasi terkait dengan penyebab lama rawat inap pasien kanker *serviks*.

#### Referensi

- [1] S. Wahyuni, "Faktor-faktor yang mempengaruhi perilaku deteksi dini kanker serviks di kecamatan ngampel kabupaten kendal jawa tengah," *Jurnal Keperawatan Maternitas*, vol. I, no. 1, pp. 55-60, 2013.
- [2] J. Wang, K. M. Elfström, B. Andrae and S. N. Kleppe, "Cervical cancer case-control audit: Results from routine evaluation of a nationwide cervical screening program," *International Journal of Cancer*, no. 146, p. 1230-1240, 2019.
- [3] R. M. Nugrahani and M. Salamah, "Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Hasil Pap Test Kanker Serviks dengan Menggunakan Metode Regresi Logistik Ordinal," *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, pp. 16-19, 2012.
- [4] S. N. Aulele, H. M. Patty and Trisnawaty, "ANALISIS FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPERNGARUHI KANKER LEHER RAHIM DI KOTA AMBON DENGAN MENGGUNAKAN

- REGRESI LOGISTIK BINER," *Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, vol. 10, no. 1, p. 61–68, 2016].
- [5] F. s. insani, S. Af and L. Talangko, "Metode Bootstrap Aggregating Regresi Logistik untuk Peningkatan Ketepatan Klasifikasi Regresi Logistik Ordinal," *J. Stat. UNHAS*, pp. 1-9, 2015.
- [6] L. Fahrmeir, . T. Kneib, S. Lang and B. Marx, *Regression Models, Methods and Applications*, New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2013.
- [7] N. Wu, i. (. Song, R. Yao, . Q. Yu, . C. Tang and . S. Zhao, "A Bayesian sample selection model based on normal mixture to investigate household car ownership and usage behavior," *Travel Behaviour and Society*, pp. 36-50, 2020.
- [8] W. M. Bolstad and J. M. Curran, *Introduction to Bayesian Statistics*, Canada: John Wiley & Sons, 2017.
- [9] N. Han and . R. J. Ram, "Bayesian modeling and computation for analyte quantification in complex mixtures using Raman spectroscopy," *Computational Statistics and Data Analysis*, pp. 1-19, 2019.
- [10] Y. F. Aksari and H. . B. Notobroto, "Pemodelan Regresi Logistik Backward pada Faktor Risiko Kanker Serviks di Yayasan Kanker Wisnuwardhana Surabaya," *Jurnal Biometrika dan Kependudukan*, pp. 152-161, 2015.
- [11] Y. Fan, D. Nott, M. S. Smith and e.-L. Dortet-Bernadet, *Flexible Bayesian Regression Modelling*, USA: Academic Press, 2019.
- [12] P. Ismartini, "Pengembangan Model Linier Hirarki Dengan Pendekatan Bayesian Untuk Pemodelan Data Pengeluaran Data Pengeluaran Perkapita Rumah Tangga," *Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya*, 2013.
- [13] N. Mahmudah and H. Pramoedyo, "Spatial Modeling Weibull-3 Survival Parameters with Frailty Distributed Conditionally Autoregressive (CAR)," *Natural B, Journal of Health and Environmental Sciences*, vol. 1, no. 3, pp. 93-102, 2015.
- [14] N. Mahmudah and F. Anggraini, "Bayesian Survival Dagum 3 Parameter Link Function Models in the Suppression of Dengue Fever in Bojonegoro," *IAENG International Journal of Applied Mathematics*, vol. 51, no. 3, pp. 1-7, 2021.
- [15] G. E. Box and G. C. Tiao, *Bayesian Inference in Statistical Analysis*, Reading, MA : Addison-wesley, 1973.
- [16] I. Ntzoufras, *Bayesian Modeling Using WinBUGS*, USA: John Wiley & Sons, Inc, 2009.
- [17] D. Darmofal, "Bayesian Spatial Survival Models for Political Event Processes," *Department of Political, Science University of South Carolina. 350 Gambrell Hal. Columbia*, 2008.
- [18] N. Mahmudah, "Analisis Survival Weibull 3p Menggunakan Aplikasi Winbugs," *Jurnal Mahasiswa Statistik*, vol. 2, no. 3, pp. 237-240, 2014.
- [19] h. Yang and . S. J. Novick, *Bayesian Analysis with R for Drug Development: Concepts, Algorithms, and Case Studies*, New York: CRC Press, 2019.
- [20] N. Mahmudah, N. Iriawan and S. W. Purnami, "Bayesian Spatial Survival Models for HIV/AIDS Event Processes in East Java.," *Indian Journal of Public Health Research & Development*, vol. 9, no. 11, 2018.
- [21] B. L. D, *Bayesian analysis of time series*, USA: Chapman & Hall/CRC, 2019.
- [22] S. M. Lynch, *Introduction to Applied Bayesian Statistics and Estimation for Social Scientists*, New York: Springer, 2017.
- [23] J. V. Stone, *Bayes Rule with R A Tutorial Introduction to Bayesian Analysis*, New York: Sebtel Press, 2016.
- [24] J. Kruschke, *Doing Bayesian Data Analysis*, USA: Elsevier Science Academic Press, 2014.

- [25] S. Banerjee, M. M. Wall and B. P. Carlin, "Frailty modeling for spatially correlated survival data, with application to infant mortality in Minnesota," *Biostatistics*, pp. 123-142, 2003.
- [26] Z. Zhang, J. Zhang , J. Lu and J. Tao, "Bayesian Estimation of the DINA Model With Pólya-Gamma Gibbs Sampling," *Frontiers In Psychology*, vol. 11, no. 384, pp. 1-15, 2020.
- [27] N. Mahmudah and S. Sukono, "Bayesian Regresi Survival Pada Proses Kejadian HIV/AIDS Di Jawa Timur," *Jurnal Matematika Sains dan Teknologi (JMST)*, vol. 21, no. 2, pp. 111-123, 2020.
- [28] B. Puza, *Bayesian Methods for Statistical Analysis*, Australia: ANU Press, 2017.