



BAYESIAN REGRESI SURVIVAL PADA PROSES KEJADIAN HIV/AIDS DI JAWA TIMUR

Nur Mahmudah^{1)*}

Sukono²⁾

¹⁾Jurusan Statistika, Fakultas Teknologi dan Sains, Universitas Nahdlatul Ulama Sunan Giri
Jl. Jendral Ahmad Yani No. 10 Jamban Bojonegoro 62115, Indonesia

²⁾Jurusan matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam,
Universitas Padjadjaran, Sumedang, Indonesia

e-mail: mudah15@gmail.com*

ABSTRACT

Survival analysis is a statistical procedure that describes a mathematical model that is often applied in various studies, especially in health. One application of survival analysis is to determine the rate of survival and the factors affecting HIV / AIDS sufferers in East Java. HIV / AIDS is a virus that attacks or infects white blood cells, causing a decrease in immune cells. This disease causes a decrease in productivity in the health and economic sectors of a country. Even if the disease continues to increase, the weak economic development will decrease due to the treatment of HIV/AIDS and the risk of death of people infected with the HIV / AIDS virus is getting higher in East Java. In addition to these health and economic quality factors, factors such as residents' knowledge of the disease. By knowing the factors of HIV/AIDS survival rate, mathematical modelling can be done to estimate the duration of the patient's survival power comprehensively and accurately. In this study, we want to find out what factors affect the survival rate of HIV/AIDS using the 3-Parameter Lognormal Survival Link Function model in which the method of parameter estimation used is the Bayesian MCMC-Gibbs Sampling method. The best models is the 3-parameter lognormal survival with frailty that is normally distributed and factors affect the survival rate of HIV/AIDS is education (X_3), marital status (X_5), Stadium of the patient (X_8), adherence of therapy (X_{10}), opportunistic infection (X_{11}) and risk factor of infection (X_{13}).

Keywords: Bayesian, Gibbs-Sampling, HIV/AIDS, MCMC-Gibbs Sampling

ABSTRAK

Analisis *survival* merupakan suatu prosedur statistika yang menjelaskan model matematis yang seringkali diaplikasikan dalam berbagai penelitian, terutama di bidang kesehatan. Salah satu penerapan dari analisis *survival* adalah untuk mengetahui laju bertahan hidup dan faktor-faktor yang mempengaruhi penderita HIV/AIDS di Jawa Timur. Penyakit HIV/AIDS adalah virus yang menyerang atau menginfeksi sel darah putih yang menyebabkan turunnya sel kekebalan tubuh. Penyakit ini mengakibatkan penurunan produktivitas di bidang kesehatan dan ekonomi di suatu negara. Bahkan apabila penyakit ini terus meningkat maka lemahnya perkembangan ekonomi akan menjadi menurun akibat pengobatan penyakit HIV/AIDS dan resiko kematian dari orang yang terinfeksi virus HIV/AIDS tersebut semakin tinggi di Jawa Timur. Disamping faktor kualitas kesehatan dan ekonomi tersebut, faktor seperti pengetahuan warga terhadap penyakit HIV/AIDS. Dengan mengetahui faktor-faktor laju bertahan hidup penyakit HIV/AIDS dapat dilakukan pemodelan

matematis untuk memperkirakan durasi daya *survival* secara aktual, dan komprehensif. Tujuan artikel dalam penelitian ini adalah menjelaskan faktor-faktor yang mempengaruhi laju bertahan hidup pasien terhadap penyakit HIV/AIDS dengan menggunakan model *Survival Lognormal 3 parameter Link Function*. Metode estimasi parameter yang digunakan adalah metode Bayesian *MCMC-Gibbs Sampling*. Model *Survival Lognormal 3 Parameter* dengan *Frailty* yang berdistribusi normal menghasilkan faktor-faktor yang mempengaruhi laju bertahan hidup pasien HIV/AIDS di Jawa Timur adalah pendidikan (X_3), status perkawinan (X_5), stadium penderita (X_8), kepatuhan terapi (X_{10}), infeksi oportunitis (X_{11}) dan resiko penularan (X_{13}).

Kata kunci: *Bayesian, Gibbs-Sampling, HIV/AIDS, MCMC-Gibbs Sampling*

Human Immunodeficiency Virus (HIV) adalah penyakit sejenis virus yang menyerang atau menginfeksi sel darah putih yang menyebabkan turunnya sel kekebalan tubuh (Ersha dan Ahmad, 2018). Sampai saat ini, penyakit HIV/AIDS menduduki peringkat kedua di Jawa Timur. Dari 38 Kota/Kabupaten yang berada di Provinsi Jawa Timur, Kota Surabaya menduduki peringkat pertama pada tahun 2016 (Mahmudah, *et.al.*, 2018). Rumah sakit yang menyediakan rekam medis yang baik terkait *skrining* penderita HIV/AIDS dengan terapi ART (*anti retroviral*) dan karakteristik penderita adalah Rumah Sakit Umum Soetomo. Terapi ART mempunyai peran besar dalam meningkatkan kualitas hidup penderita HIV/AIDS, menurunkan angka kematian dan kesakitan, serta meningkatkan harapan hidup masyarakat (Arum, *et.al.*, 2019). Angka kematian penyakit HIV/AIDS terus meningkat sehingga menimbulkan biaya yang tinggi untuk melakukan perawatan, penanganan, dan penyembuhan penyakit HIV/AIDS (Kebede, *et.al.*, 2020). Penelitian terkait dengan penyakit HIV/AIDS yang tepat digunakan adalah analisis *survival* karena untuk menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi terjadinya suatu hal atau peristiwa dengan faktor risiko kejadian terhadap waktu (Munfaridah dan Indriani, 2016). Analisis *survival* telah banyak diaplikasikan dalam berbagai bidang kesehatan atau medis dan dikenal dengan berbagai istilah dibidang lain seperti *event history analysis* (Prabawati, *et.al.*, 2018).

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Wuryandari, *et.al.*, 2020) penerapan model *survival* pada kejadian HIV/AIDS di Provinsi Jawa Timur, yaitu memodelkan waktu hingga penderita dinyatakan meninggal, atau rujuk ke luar dari ART yang menggunakan distribusi Weibull dengan efek spasial. Penelitian juga dilakukan oleh (Munfaridah dan Indriani, 2016) yang menggunakan analisis *survival* dengan pendekatan Bayesian yang berdistribusi Weibull 3 parameter pada kasus DBD di Kota Malang. Penderita DBD di Kota Malang memiliki laju kesembuhan yang sama. Pada kenyataannya distribusi data *survival* dapat direpresentasikan sebagai satu distribusi dengan jelas sehingga penelitian ini mengkaji distribusi yang ada pada data *survival* yaitu distribusi Lognormal 3 parameter. Distribusi ini diharapkan memberikan solusi kepada penderita HIV/AIDS yang kejadiannya dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu tingkat pendidikan, jumlah populasi berisiko (pekerja seks komersial, pelanggan prostitusi dan orang yang mempunyai seksual aktif) dan jumlah VCT (Voluntary Counselling dan Testing) sehingga penyebaran HIV/AIDS di Jawa Timur signifikan.

Pada akhirnya, penelitian ini menghasilkan model komputasi regresi *survival* yang dapat dijadikan sebagai langkah penanganan secara optimal pada penderita HIV/AIDS dan bahan pertimbangan melakukan sosialisasi tentang penanganan penyakit HIV/AIDS sehingga dapat mengurangi penderita HIV/AIDS di Provinsi Jawa Timur.

TINJAUAN PUSTAKA

Model Regresi *Survival* Lognormal 3 Parameter

Survival berasal dari kata *survive* yakni ketahanan atau kelangsungan hidup individu. Analisis *survival* adalah analisis statistika untuk menganalisis data yang berasal dari variabel respon waktu (*time*) sampai terjadinya suatu kejadian (*event*) (Prabawati, *et.al.*, 2018). Model regresi *survival* digunakan untuk menjelaskan bagaimana risiko (*hazard*) terjadinya suatu *event* tertentu pada suatu waktu dipengaruhi oleh berdasarkan teori yang menerangkan kejadian (Wuryandari, *et.al.*, 2020).

Model Cox merupakan model semi parametrik karena tidak memerlukan informasi tentang distribusi yang mendasari waktu *survival* dan fungsi *baseline hazard* tidak harus ditentukan untuk mengestimasi parameter (Tampubolon dan Noeryanti, 2018). Fungsi *hazard* digunakan untuk menaksir peluang objek mengalami *event* pada waktu ke- t (Suhartini, *et.al.*, 2018). Dalam analisis

survival, model regresi Cox lebih tepat digunakan daripada model regresi logistik karena model logistik mengabaikan waktu *survival* dan informasi tentang penyensoran (Dewi, *et.al.*, 2020).

Distribusi waktu perawatan penderita HIV/AIDS. Pada Penelitian ini mengikuti distribusi Lognormal 3 parameter. Berikut adalah lama waktu perawatan HIV/AIDS dengan fungsi kepekatan peluang distribusi Lognormal 3 parameter (Solomon, *et.al.*, 2018):

$$f(t; \beta, \tau, \gamma) = \frac{1}{(t-\gamma)\tau\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[\ln(t-\gamma)-\beta]^2}{2\tau^2}\right\} \quad (1.1)$$

di mana τ, β, γ = parameter Lognormal 3 parameter, $t > \gamma \geq 0, -\infty < \beta < \infty, \tau > 0$ dan γ adalah parameter lokasi. Jika t adalah variabel respon (lama perawatan penderita HIV/AIDS) yang memiliki distribusi Lognormal 3 Parameter, maka $y = \ln(t-\gamma)$ memiliki distribusi normal dengan rata-rata μ dan ragam τ^2 . Ketika $\gamma = 0$, maka distribusi berubah menjadi 2 Parameter Lognormal (Mahmudah, *et.al.*, 2018). Distribusi ini akan dimasukkan pada model regresi *survival* dengan model sebagai berikut:

$$\begin{aligned} h(t) &= h_0(t) \mu & (1.2) \\ &= \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p) \\ &= \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p) \\ &= \left\{ \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0) \right\} \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p) \end{aligned}$$

dimana:

$t \sim \text{Lognormal}(\tau, \beta, \gamma)$

$\mu = \exp(\mathbf{\beta}^T \mathbf{x}_{ij}) + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i | \varepsilon_{-i}, \mathbf{\beta} \sim \text{Normal}(s, r)$

τ, β, γ = parameter lognormal 3 parameter

s, r = parameter distribusi normal

ε_i = Frailty

$\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p / \mathbf{\beta}$ = parameter model *survival*

X_1, X_2, \dots, X_p = variabel yang diamati

$h_0(t)$ = parameter baseline hazard

$h(t)$ = model regresi *survival*

Model *Survival* terdapat sumber-sumber variansi atau keragaman yang tidak dapat dijelaskan melalui vektor kovariat dalam model mengakibatkan terjadinya bias dan inkonsistensi pada pendugaan parameter *survival*. Salah satu cara untuk mengatasi bias dan inkonsistensi pada parameter model *survival* adalah dengan menyertakan *frailty* dalam model. *Frailty* model bisa diasumsikan menggunakan distribusi normal atau tidak memiliki distribusi (Mahmudah, *et.al.*, 2018).

Pengujian parameter bertujuan untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon (Dewi, *et.al.*, 2020). Pengujian parameter yang digunakan pada pendekatan Bayesian adalah dengan pengujian *credibel Interval* yang memiliki nilai batas bawah sebesar 2,5% dan batas atas sebesar 97,5% (Mahmudah, *et.al.*, 2018). Kriteria keputusannya akan tolak H_0 jika *credibel interval* tidak memuat nilai 0 dengan kesimpulan bahwa variabel prediktor berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon. Berikut adalah hipotesis yang digunakan (Mahmudah, *et.al.*, 2018):

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

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

Penggunaan beberapa metode untuk mencari model yang sesuai pada kasus model *survival*, dapat dipilih model yang paling tepat dengan melihat nilai kriteria kebaikan model (*Goodness of fit*) yaitu dengan mencari nilai dugaan untuk data. Metode yang dapat digunakan adalah *Deviance Information Criterion* (DIC) parameter (Solomon, *et.al.*, 2018). Metode Bayesian MCMC, fungsi *likelihood* telah bergabung dengan sebaran prior menjadi sebaran *posterior* (Mahmudah, *et.al.*, 2018). Model dengan nilai DIC yang terkecil, dipilih sebagai model terbaik. Kriteria kebaikan model ini untuk menghitung ukuran keakuratan model dalam model Bayesian. Statistik DIC pada Bayesian MCMC sebagai berikut:

$$DIC = \ddot{D}_{avg}(y) + p_D = 2\ddot{D}_{avg}(y) - D_{\hat{\theta}}(y) \quad (1.3)$$

dimana:

D = deviasi dari sebaran posterior θ

$\ddot{D}_{avg}(y)$ = rata-rata nilai D dari sebaran posterior θ

$D_{\hat{\theta}}(y)$ = nilai D yang diduga pada rata-rata posterior

p_D = $\ddot{D}_{avg}(y) - D_{\hat{\theta}}(y)$

avg = rata-rata

Bayesian MCMC-Gibbs Sampling

Pemodelan pada Bayesian didasarkan pada model *posterior* yaitu memadukan data masa lalu sebagai informasi prior dan data pengamatan yang digunakan sebagai penyusun fungsi *likelihood* (Destiarina, *et.al.*, 2019). Estimator pada pendekatan Bayesian adalah *mean* atau modus dari distribusi *posterior*-nya. Jika suatu parameter θ dianggap sebagai variabel yang diamati, maka informasi mengenai sebelum melakukan observasi disebut distribusi prior (Candrawengi, *et.al.*, 2020). Setelah observasi, maka sejumlah observasi akan mempunyai *likelihood* yang dinamakan *likelihood* data (Jamaludin dan Septiawan, 2021). Pemodelan Bayesian pada persamaan distribusi posterior adalah sebagai berikut (Destiarina, *et.al.*, 2019):

$$f(\theta | x) = \frac{f(x | \theta)f(\theta)}{f(x)} \propto f(x | \theta)f(\theta) \quad (1.4)$$

dengan:

- $f(\theta | x)$ = posterior
- $f(x | \theta)$ = fungsi *likelihood*
- $f(\theta)$ = distribusi prior
- x = data
- θ = parameter

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) merupakan pendekatan numerik dalam mendapatkan distribusi *posterior* (Erango, 2020). Metode Bayesian yang sangat rumit dapat diselesaikan dengan metode simulasi MCMC yang menghasilkan data sampel berdasarkan skenario *sampling* tertentu (Jamaludin dan Septiawan, 2021). Distribusi *posterior* yang dihasilkan tidak sederhana, sehingga estimasi terhadap parameter dilakukan menggunakan *Gibb Sampling* (Katianda, et.al., 2021).

Markov Chain merupakan proses stokastik $\{\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(K)}\}$ sehingga dapat dinyatakan dalam persamaan berikut ini:

$$f(\theta^{(K+1)} | \theta^{(K)}, \dots, \theta^{(1)}) = f(\theta^{(K+1)} | \theta^{(K)}) \quad (1.5)$$

Dalam membangkitkan sampel dari $p(\theta | x)$, lebih dahulu harus disusun rantai Markov Chain dengan syarat yaitu $f(\theta^{(K+1)} | \theta^{(K)})$ harus mudah dibangkitkan dan distribusi stasioner dari Markov Chain merupakan distribusi *posterior* $p(\theta | x)$, dengan langkah seperti berikut:

1. Menentukan nilai awal $\theta^{(0)}$.
2. Membangkitkan sampel dengan iterasi sebanyak K.
3. Mengamati konvergenitas data sampel.
4. Menggunakan $\{\theta^{(B+1)}, \theta^{(B+2)}, \dots, \theta^{(K)}\}$ sebagai sampel untuk analisis *posterior*.
5. Membuat plot distribusi *posterior* dan membuat ringkasan dari distribusi *posterior* seperti *mean*, *median*, dan selang kepercayaan (Banner, et.al., 2020).

Estimasi parameter model regresi *survival* Lognormal 3 parameter dengan algoritma *Gibbs Sampling* dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Menentukan nilai awal untuk masing-masing parameter pada distribusi Lognormal 3 parameter.
2. Memperoleh urutan acak dari masing-masing distribusi.
3. Mengulangi langkah kedua sampai dinyatakan konvergen (Banner, et.al., 2020).

METODE

Penelitian ini menggunakan data sekunder rekam medis rawat jalan mengenai karakteristik keadaan perawatan penderita penyakit HIV/AIDS di Rumah Sakit Soetomo Surabaya. Data yang diambil adalah data perawatan penderita penyakit HIV/AIDS dengan tes CD4 dan *skrining* lengkap. Dari data perawatan tersebut dikategorisasikan menjadi 2, yakni data tersensor dan data tidak tersensor. Data dikatakan tersensor jika penderita dinyatakan meninggal, berhenti dan merupakan kunjungan terakhir (*lost follow up*). Data dikatakan tidak tersensor jika penderita sembuh atau keluar

dari ART. Waktu pengambilan data rekam medis mulai tanggal 27 Desember 2017 sampai 26 Januari 2018. Variabel respon dalam penelitian ini adalah waktu perawatan atau ketahanan hidup (Y). Variabel prediktor yang dikaji adalah jenis kelamin (X_1), usia (X_2), pendidikan (X_3), status pekerjaan (X_4), status perkawinan (X_5), berat badan (X_6), kadar CD4 *absolut* (X_7), stadium penderita (X_8), status fungsional (X_9), kepatuhan terapi (X_{10}), infeksi oportunitis (X_{11}), status TB (*Tuberculosis*) (X_{12}), faktor risiko penularan (X_{13}), riwayat ARV (X_{14}), *adherence* ARV (kepatuhan minum obat) (X_{15}), *rejimen* ARV (X_{16}) dan PMO atau pendamping minum obat (X_{17}). Berikut adalah langkah-langkah dalam menyelesaikan analisis regresi *survival* dengan pendekatan Bayesian yang memiliki distribusi Lognormal 3 parameter:

1. Melakukan analisis deskriptif
2. Mengumpulkan data mengenai penderita perawatan penderita penyakit HIV/AIDS di Rumah Sakit Soetomo.
3. Mengidentifikasi peristiwa, adanya data tersensor dan tidak tersensor yang dinyatakan sebagai berikut:
 - a. $\delta = 0$ yang merupakan data tersensor, misalnya jika penderita tidak mengalami kegagalan *failure event* dalam kasus ini mengikuti terapi ART hingga penderita dinyatakan meninggal, berhenti dan *lost follow up*/kunjungan terakhir.
 - b. $\delta = 1$ yang merupakan data tidak tersensor, misalnya jika penderita perawatan penyakit HIV/AIDS mengalami *failure event* atau dinyatakan rujuk keluar dari ART atau kondisi membaik.
4. Menambahkan “*add-ins*” distribusi Lognormal 3 parameter dalam *WinBUGS* sebagai generator parameter untuk distribusi Lognormal 3 parameter. Langkah-langkah sebagai berikut:
 - a. *Install WinBUGS 1.4.*
 - b. *Install Blackbox Component Builder.*
 - c. Menyiapkan *file* yang berisi koneksi pengabungan distribusi baru ke *WinBUGS*.
 - d. Menyiapkan *template UnivariateTemplate.odc* untuk penambahan distribusi baru.
 - e. Menyiapkan *input* yang diperlukan dalam *UnivariateTemplate.odc* untuk penambahan distribusi Lognormal 3 parameter, yang terdiri dari pdf distribusi Lognormal 3 parameter dan fungsi *Log-likelihood* dari distribusi Lognormal 3 parameter dan CDF dari distribusi Lognormal 3 parameter.
 - f. Membuat *coding* program berdasarkan input pada langkah ke (e) dan menempatkannya dalam prosedur yang bersesuaian.
 - g. Melakukan kompilasi program.
 - h. Melakukan validasi program.
5. Menentukan model *survival* dengan distribusi lognormal 3 Parameter menggunakan paket program *open source WinBUGS*. Berikut Menentukan model dan parameter *survival* dengan distribusi lognormal 3 parameter menggunakan simulasi *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)* dan *Gibb Sampling* dengan langkah menentukan model dan parameter *survival* dengan distribusi yang dapat dijelaskan sebagai berikut:
 - Menentukan fungsi *Likelihood*
 - Menentukan distribusi *prior* parameter model *survival* Lognormal 3 parameter berdasarkan informasi dari data.
 - Penentuan inisialisasi parameter τ, β, γ menggunakan 1-Step MCMC

6. Menentukan *mean* dan *keragaman* dari model *survival* pada distribusi lognormal 3 parameter dengan mengestimasi parameter model *survival* τ, β, γ melalui simulasi MCMC dengan *Gibbs sampling* seperti dalam langkah sebagai berikut:
 - Menentukan fungsi *likelihood*
 - Menentukan distribusi *prior* masing-masing parameter berdasarkan informasi dari data.
 - Menentukan nilai awal untuk masing-masing parameter model menggunakan *2-steps* MCMC.
7. Membangkitkan T sampel $\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^T$ dari distribusi *posterior* $p(\theta|x)$ dilakukan *update* T sebanyak yang dibutuhkan n kali agar proses *Marcov Chain* terpenuhi.
8. Algoritma *konvergen* dijelaskan sebagai keadaan ketika algoritma telah mencapai stasioner pada distribusi *posterior* Lognormal 3 parameter.
9. Mendapatkan *summaries* dari distribusi *posterior* (*mean*, median dan selang kepercayaan 95%) pada distribusi Lognormal 3 parameter.
10. Pemilihan model terbaik dengan nilai DIC.
11. Membentuk dan menginterpretasikan model *survival* yang berdistribusi Lognormal 3 parameter.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penyusunan model regresi *survival* untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh terhadap waktu *survival* hingga penderita dinyatakan rujuk keluar dengan ART atau meninggal, pindah dan *lost follow up*. Langkah pertama dilakukan analisis deskriptif untuk mengetahui karakteristik penderita perawatan HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya. Jumlah penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya sebanyak 440 pasien dengan karakteristik jenis kelamin perempuan sebanyak 162 (36,8%) pasien dan laki-laki sebanyak 278 (63,2%) pasien. Hal ini dapat disimpulkan bahwa penyebaran penyakit HIV/AIDS di Jawa Timur terbesar berjenis kelamin laki-laki karena memiliki jumlah penderita HIV/AIDS terbanyak. Karakteristik lainnya dapat diketahui berdasarkan waktu perawatan atau ketahanan hidup, usia, berat badan, dan persentase CD4 *absolut*.

Tabel 1. Analisis Deskriptif Variabel Penderita HIV/AIDS

Variabel	<i>N</i>	<i>Minimum</i>	<i>Maximum</i>	<i>Mean</i>	<i>Std. Deviation</i>
Usia	440	13,00	60,00	34,577	9,3452
Berat badan	440	18,00	104,00	54,615	11,8717
CD4 absolut	440	1,00	1220,00	184,12	179,711
Lama perawatan	440	11,00	2775,00	1015,25	681,746

Berdasarkan Tabel 1 dapat diketahui bahwa dari 440 penderita HIV/AIDS, sebagian besar lama perawatan penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya adalah sekitar 1.015 hari (2,8 tahun). Jika dilihat dari lama perawatan penderita HIV/AIDS hingga dalam keadaan rujuk keluar dari ART atau membaik, paling sebentar penderita perawatan 11 hari dan paling lama penderita perawatan 2.775 hari atau hampir 8 tahunan. Berikut ini merupakan karakteristik penderita HIV/AIDS berdasarkan status penderita dan status ketersensoran.

Tabel 2. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Jenis Kelamin (X_1)

Lama Perawatan	Status Ketersensoran	Jenis Kelamin		Total
		Perempuan	Laki-Laki	
Meninggal, pindah, <i>lost follow up</i>	Tersensor	26 (16%)	61 (21,9%)	87 (19,8%)
Rujuk keluar dengan ART	Tidak tersensor	136 (84%)	217 (78,1%)	353 (80,2%)
Total		162 (100%)	278 (100%)	440 (100%)

Tabel 2 menunjukkan bahwa persentase laki-laki yang rujuk keluar dengan ART lebih besar dibandingkan dengan perempuan. Persentase laki-laki yang meninggal, pindah, dan *lost follow up* lebih besar dibandingkan dengan perempuan. Dengan demikian dapat disimpulkan bahwa kebanyakan penderita HIV/AIDS berjenis kelamin laki-laki.

Efek random (*frailty*) pada model *survival* merupakan *error* yang tidak teramati ke dalam fungsi *hazard* sehingga mampu mewakili heterogenitas data fungsi *hazard*. *Frailty* yang berdistribusi normal mampu mengatasi kebiasaan pada model yang ada efek heterogenitas seperti model *survival* (Mahmudah, *et al.*, 2018). Dalam mengetahui apakah model *survival* dengan *frailty* normal merupakan model *survival* terbaik pada distribusi Lognormal 3 parameter maka model tersebut kemudian dibandingkan dengan *survival* tanpa *frailty*.

Tabel 3. DIC Pada Model *Survival*

Model	DIC
	Lognormal 3 Parameter
<i>Survival</i> tanpa <i>frailty</i>	7785,770
<i>Survival</i> dengan normal <i>frailty</i>	7784,090

Berdasarkan Tabel 3 dengan menggunakan kriteria kebaikan model DIC, model *survival* lognormal 3 parameter dengan *frailty* yang berdistribusi normal menunjukkan nilai DIC terkecil dibandingkan dengan model tanpa *frailty*. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa model dengan *frailty* berdistribusi normal mampu memodelkan HIV/AIDS di Jawa Timur lebih baik dibandingkan dengan model *survival* tanpa *frailty*. Artinya bahwa terdapat heterogenitas yang tidak bisa dijelaskan atau tidak terwakili oleh faktor-faktor dalam model *survival* tanpa *frailty*. Berikut hasil estimasi parameter model *survival* yang disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Estimasi Parameter Model Regresi *Survival* Lognormal 3 Parameter dengan *Frailty* Normal

Parameter	Mean	2,50%	Median	97,50%
β_1	0,0065	-0,0095	0,00647	0,0231
β_2	-0,0023	-0,0213	-0,0019	0,0155
β_3	0,0020	-0,0124	-0,00217	-0,0180
β_4	1,8901	-0,0163	4,5801	0,0172
β_5	-0,0015	-0,0170	-0,0017	-0,0148
β_6	-0,0016	-0,0178	-0,0016	0,0159

Parameter	Mean	2,50%	Median	97,50%
β_7	0,0058	-0,0109	0,0059	0,0225
β_8	0,0215	0,0049	0,02172	0,0371
β_9	-0,0027	-0,0205	-0,00261	0,0154
β_{10}	-0,0127	-0,0291	-0,0127	-0,0054
β_{11}	-0,0117	-0,0289	-0,0116	-0,0053
β_{12}	5,8401	-0,0165	2,2701	0,0194
β_{13}	0,0017	-0,0131	-8,6101	-0,0178
β_{14}	0,0027	-0,0137	0,00241	0,0189
β_{15}	7,5401	-0,0189	8,4201	0,0205
β_{16}	0,0087	-0,0119	0,00956	0,0258
β_{17}	0,0033	-0,0113	0,00359	0,0175
β_0	0,0212	0,0711	2,4201	0,3205
τ	1,888	1,865	1,888	0,1048
γ	1,634	1,311	1,627	1,997

Berdasarkan Tabel 4 adalah faktor-faktor yang dianggap signifikan mempengaruhi laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS jika nilai pada selang 2,5 % hingga 97,5% tidak memuat nilai 0. Tabel 4 menunjukkan tidak semua faktor berpengaruh signifikan terhadap laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS. Faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan adalah: Pendidikan (X3); Status perkawinan (X5); Stadium penderita (X8); Kepatuhan terapi (X10); Infeksi oportunitis (X11); dan faktor risiko penularan (X13). Pada Tabel 4 kolom 2 (nilai *mean*) merupakan besaran parameter model sedangkan ketiga kolom berikutnya adalah besarnya nilai estimasi pada selang kepercayaan 97,5%. Parameter τ merupakan konstanta dalam fungsi *hazard* pada model *survival*. Parameter τ sebesar 1,888 signifikan karena selang 2,5 % hingga 97,5% tidak memuat nilai 0. Konstanta tersebut mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian yang artinya terdapat dependensi *frailty* yang tidak terjabarkan dalam model regresi *survival*. Dependensi *frailty* terjadi antar unit pengamatan dalam satu kelompok sedangkan *frailty* antar kelompok akan saling independen.

Tabel 4 merupakan estimasi parameter model regresi *survival* dengan distribusi Lognormal 3 parameter dengan *frailty* berdistribusi normal. Nilai koefisien 0,0065 pada variabel Jenis Kelamin (X1) menandakan bahwa penderita perempuan yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar $\exp(0,0065)$ kali dibandingkan penderita laki-laki. Hal ini menunjukkan bahwa penderita perempuan cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan perempuan $\exp(0,0065)$ kali lebih cepat daripada laki-laki. Hal ini dapat disimpulkan bahwa secara keseluruhan kematian penderita HIV/AIDS lebih banyak laki-laki daripada perempuan dikarenakan laki-laki memiliki ketahanan fisik (tubuh) yang lebih rentan terhadap virus HIV/AIDS didukung dengan deskriptif data pada Tabel 5. Deskriptif data menunjukkan jumlah pasien HIV/AIDS terbanyak berjenis kelamin laki-laki dengan rentang usia 21-30 tahun. Hal ini dapat dijelaskan bahwa secara keseluruhan jumlah penderita HIV/AIDS lebih banyak berusia usia 21-30 tahun. Interpretasi sama untuk semua variabel. Berikut adalah karakteristik responden berdasarkan deskriptif variabel jenis kelamin dan usia.

Tabel 5. Karakteristik Data Pasien Penderita HIV/AIDS

Usia Responden (thn)	Perempuan	Laki-laki
< 20	3	12
21-30	57	103
31-40	57	97
41-50	34	48
>51	11	18
Jumlah	162	278

Berdasarkan Tabel 4 menyediakan rangkuman posterior (*posterior summaries*) parameter model regresi *survival* dengan *frailty* normal maka *hazard* penderita HIV/AIDS dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya dapat dimodelkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 h(t, X) &= h_0(t) \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p) \\
 &= \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(0,0212 + 0,0065X_1 - 0,0023X_2 + 0,0020X_3 + 1,8901X_4 - 0,0015X_5 - 0,0016X_6 + 0,0058X_7 + \dots + 0,0087X_{17}) \\
 &= \frac{1}{1,888(t-1,634)} \exp(0,0212 + 0,0065X_1 - 0,0023X_2 + 0,0020X_3 + 1,8901X_4 - 0,0015X_5 - 0,0016X_6 + 0,0058X_7 + \dots + 0,0087X_{17})
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil model regresi *survival* lognormal 3 parameter dengan *frailty* normal maka dapat ditentukan *hazard* penderita HIV/AIDS berdasarkan waktu (hari) dan faktor-faktor yang mempengaruhi nilai *hazard*. Misalnya *hazard* penderita HIV/AIDS pada variabel riwayat ARV (X_{14}) bahwa penderita pernah mendapatkan ARV sebelum mengikuti program ARV. Nilai *hazard* ini diperoleh dengan menganggap bahwa faktor lain adalah konstan dan *hazard* penderita hanya dipengaruhi oleh kenyataan bahwa penderita pernah mendapatkan ARV sebelum mengikuti program

SIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dapat disimpulkan bahwa faktor-faktor yang signifikan berpengaruh terhadap laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS meliputi: Pendidikan (X_3); Status perkawinan (X_5); Stadium penderita (X_8); Kepatuhan terapi (X_{10}); Infeksi oportunistis (X_{11}); Faktor resiko penularan (X_{13}) dan parameter τ . Parameter τ merupakan dependensi *frailty* yang tidak terjelaskan dalam model regresi *survival* log normal 3 parameter. Model regresi *survival* Lognormal 3 parameter dengan *frailty* normal menggunakan metode komputasi *MCMC-Gibbs Sampling* dapat dijadikan sebagai alternatif pemodelan *survival*. Dengan demikian pemodelan model regresi *survival* ini dapat digunakan untuk menjelaskan model *survival* yang lebih kompleks dan memprediksi waktu bertahan hidup atau *survival time* bagi penderita HIV/AIDS.

REFERENSI

- Arum, M. J. N., Kartiningrum, E. D., & Fardiansyah, A. (2019). Analisis Survival Penderita Hiv/Aids Di Rsd Prof. Dr. Soekandar Kabupaten Mojokerto. *Hospital Majapahit. (Jurnal Ilmiah Kesehatan Politeknik Kesehatan Majapahit Mojokerto)*, 11(1), 47-59.
- Banner, K. M., Irvine, K. M., & Rodhouse, T. J. (2020). The use of Bayesian priors in Ecology: The good, the bad and the not great. *Methods in Ecology and Evolution*, 11(8), 882-889.
- Candrawengi, N. L. P. I., Iriawan, N., & Irhamah, I. (2020). Pemodelan Survival pada Kejadian Demam Berdarah Dengue di Surabaya Timur dengan Pendekatan Bayesian. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 9(1), D8-D14.
- Destiarina, U., Hadijati, M., Komalasari, D., & Fitriyani, N. (2019). Estimasi Parameter Distribusi Mixture Eksponensial dan Weibull dengan Metode Bayesian Markov Chain Monte Carlo. *Eigen Mathematics Journal*, 1(1), 28-38.
- Dewi, A. Y., Dwidayati, N. K., & Agoestanto, A. (2020). Analisis Survival Model Regresi Cox Dengan Metode Mle Untuk Penderita Diabetes Mellitus. *Unnes Journal Of Mathematics*, 9(1), 31-40.
- Erango, M. A. (2020). Bayesian Joint Modeling of Longitudinal and Survival Time Measurement of Hypertension Patients. *Risk management and healthcare policy*, 13, 73.
- Ersha, R. F., & Ahmad, A. (2018). Human Immunodeficiency Virus–Acquired Immunodeficiency Syndrome dengan Sarkoma Kaposi. *Jurnal Kesehatan Andalas*, 7, 131-134.
- Jamaludin, P. P., & Septiawan, D. (2021). Peran Motivasi Dalam Upaya Meningkatkan Disiplin Kerja Karyawan (Studi Pada Waroeng Ss Spesial Sambal Cabang Bsd Tangsel). *Jurnal Semarak*, 1(1), 140-147.
- Katianda, K. R., Goejantoro, R., & Satriya, A. M. A. (2021). Estimasi Parameter Model Regresi Linier dengan Pendekatan Bayes. *Jurnal Eksponensial*, 11(2), 127-132.
- Kebede, A., Tessema, F., Bekele, G., Kura, Z., & Merga, H. (2020). Epidemiology of survival pattern and its predictors among HIV positive patients on highly active antiretroviral therapy in Southern Ethiopia public health facilities: A retrospective cohort study. *AIDS Research and Therapy*, 17(1), 1-8.
- Mahmudah, N., Iriawan, N., & Purnami, S. W. (2018). Bayesian Spatial Survival Models for HIV/AIDS Event Processes in East Java. *Indian Journal of Public Health Research & Development*, 9(11).
- Munfaridah, M., & Indriani, D. (2016). Analisis Kecenderungan Survival Penderita HIV (+) dengan Terapi ARV Menggunakan Aplikasi Life Table. *Jurnal Biometrika dan Kependudukan*, 5(2), 99-106.
- Prabawati, S., Nasution, Y. N., & Wahyuningsih, S. (2018). Analisis Survival Data Kejadian Bersama dengan Pendekatan Efron Partial Likelihood. *Jurnal Eksponensial*, 9(1), 75-84.
- Solomon, B. J., Kim, D. W., Wu, Y. L., Nakagawa, K., Mekhail, T., Filip, E., & Mok, T. S. (2018). Final overall survival analysis from a study comparing first-line crizotinib versus chemotherapy in ALK-mutation-positive non-small-cell lung cancer. *J Clin Oncol*, 36(22), 2251-2258.

- Suhartini, A., Rahmawati, R., & Suparti, S. (2018). Analisis Kurva Survival Kaplan Meier Menggunakan Uji Log Rank (Studi Kasus: Pasien Penyakit Jantung Koroner Di Rsud Undata Palu). *Jurnal Gaussian*, 7(1), 33-42.
- Tampubolon, R. R., & Noeryanti, N. (2018). Model Regresi Cox Pada Data Kejadian Berulang Identik Untuk Analisis Penyakit Tuberkulosis Terhadap Pasien Laki-Laki. *Jurnal Statistika Industri Dan Komputasi*, 3(02), 33-41.
- Wuryandari, T., Kartiko, S. H., & Danardono, D. (2020). Analisis Survival Untuk Durasi Proses Kelahiran Menggunakan Model Regresi Hazard Additif. *Jurnal Gaussian*, 9(4), 402-410.