



TESIS - SS142501

BAYESIAN SPASIAL SURVIVAL MODEL PADA PROSES KEJADIAN HIV/AIDS DI JAWA TIMUR

NUR MAHMUDAH
NRP. 06211650010019

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp, PhD
Dr. Santi Wulan Purnami, M.Si, PhD

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA, KOMPUTASI DAN SAINS DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



THESIS - SS14 2501

BAYESIAN SPATIAL SURVIVAL MODELS FOR HIV/AIDS EVENT PROCESSES IN EAST JAVA

NUR MAHMUDAH
NRP. 06211650010019

SUPERVISORS
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp, PhD
Dr. Santi Wulan Purnami, M.Si, PhD

MAGISTER PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS, COMPUTING AND DATA SCIENCE
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**BAYESIAN SPASIAL SURVIVAL MODEL PADA PROSES KEJADIAN
HIV/AIDS DI JAWA TIMUR**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Sains (M.Si)

di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

oleh :
NUR MAHMUDAH
NRP. 06211650010019

Tanggal Ujian : 11 Juli 2018
Periode Wisuda : September 2018

Disediakan oleh:

1. Prof. Drs. Nur Iriawati, M.Ikomp., Ph.D. (Pembimbing I)
NIP: 19621015 198803 1 002

2. Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D. (Pembimbing II)
NIP: 19720923 199803 2 001

3. Dr. Kartika Fitriasari, M.Si. (Pengujii)
NIP: 19691212 199303 2 002

4. Dr. Bambang W. Otok, M.Si. (Pengujii)
NIP: 19681124 199412 1 001

Dekan
Fakultas Matematika, Komputasi dan Sains Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Prof. Dr. Basuki Widodo, M.Sc.
NIP: 19650605 198903 1 002

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAYESIAN SPASIAL SURVIVAL MODEL PADA PROSES KEJADIAN HIV/AIDS DI JAWA TIMUR

Nama Mahasiswa : Nur Mahmudah
NRP : 0621 1650 0100 19
Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp, PhD
Co-Pembimbing : Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D

ABSTRAK

Analisis *survival* adalah suatu himpunan dari prosedur statistika untuk menganalisis data di mana variabel respon diakibatkan waktu sampai suatu peristiwa terjadi. Salah satu penerapan dari analisis *survival* adalah untuk mengetahui laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS, Karena penyebaran penyakit virus HIV/AIDS yang menyerang kekebalan tubuh manusia disebabkan oleh faktor yaitu tingkat Pendidikan seksual di suatu Kabupaten/Kota yang diamati, impor HIV/AIDS yang artinya penyakit ini menyebar melewati batas Kabupaten/Kota yang dinamakan batas teritorial, jumlah populasi beresiko di suatu Kabupaten/Kota (pekerja seks komersial dan pelanggan prostitusi) maka terdapat kemungkinan bahwa kejadian di suatu lokasi pasti mempengaruhi kejadian lokasi lain. Oleh karena itu lebih tepat dimodelkan dengan Survival spasial. Model menyertakan efek random spasial CAR (*Conditionally Autoregresive*) untuk mengatasi kebergantungan spasial yang tidak terjelaskan dalam model. Penelitian ini menggunakan matriks pembobot *Queen Contiguity*. Dalam menentukan ada/tidaknya pengaruh antar Kabupaten/Kota terhadap Angka Kejadian HIV/AIDS maka digunakan Statistik Uji Moran's *I* yang menunjukkan nilai statistik Moran's *I* sebesar 0,5184 dan nilai Z-value sebesar 45,074 sehingga disimpulkan bahwa terdapat pengaruh lokasi yang signifikan pada kejadian HIV/AIDS di tiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur. Distribusi dagum 3 parameter dan Lognormal 3 parameter adalah distribusi yang paling sesuai untuk memodelkan laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS. Model terbaik adalah survival dengan efek random yang berdistribusi Normal adalah distribusi lognormal 3 parameter sedangkan model spasial survival yang paling baik adalah efek random dengan CAR pada distribusi Dagum 3 parameter. Fungsi *Survival* penderita HIV/AIDS menurun seiring lamanya waktu perawatan, sedangkan fungsi Hazard semakin meningkat serta di tiap Kabupaten/Kota memiliki laju kesembuhan yang berbeda.

Kata kunci : Bayesian, CAR (*Conditionally Autoregressive*), HIV/AIDS, Moran's *I*, *Queen Contiguity*, *Survival* analisis, *Survival* spasial

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAYESIAN SPATIAL SURVIVAL MODELS FOR HIV/AIDS EVENT PROCESSES IN EAST JAVA

Nama Mahasiswa : Nur Mahmudah
NRP : 0621 1650 0100 19
Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp, Ph.D
Co-Pembimbing : Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D

ABSTRACT

Survival analysis is a result of calculated statistics to analysis data over which response variable induced time until the phenomenon happened. Implementation of this survival analysis is to understand a survival rate of HIV-AIDS patients. The spread of HIV-ADIS infection which affects human immune system caused by some factors, i.e. the level of reproductive health education in the area, Imported cases, the number of people at risk in the area. Finally, there is a possibility that an incidence of HIV infection from one area will affect the others. Therefore, modelling of spatial survival will suit for this case it. A model that includes spatial random effect of CAR (Conditionally Autoregressive) was used to adjust unexplainable spatial dependent in the model. This research used weighted matrix *Queen's contiguity*. The process of determining is if an effect of between-districts/cities toward incidence rate of HIV-AIDS cases are exist, *Moran's I* statistical test was used. It exhibited *Moran's I* value of 0.5184 and Z-value of 45.0740 which indicate that there is a significant effect of space (spatial) to HIV-ADIS incidence in every districts/city in East Java province. Distribution of dagum 3 parameter and Lognormal 3 parameter is the most suitable distribution for a survival rate modelling of HIV-AIDS patients. The best model is survival with the random effect of Normal distributed is the lognormal distribution of 3 parameters while the best spatial survival model is the random effect with the CAR on the Dagum 3 parameter distribution. Survival function of HIV-AIDS patients reduced as the more extended treatment time, while Hazard function increased, and additionally all districts/cities had different survival rate.

Keyword : Bayesian, CAR (Conditionally Autoregressive), HIV/AIDS, Moran's I, Queen Contiguity, Survival analysis, Survival spatial

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tesis yang berjudul “**Bayesian Spasial Survival Model pada Proses Kejadian HIV/AIDS di Jawa**” sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Magister dalam bidang Statistika. Penulis mengucapkan terima kasih kepada semua pihak atas bimbingan, dukungan, arahan, bantuan baik moril atau material serta doa yang tulus dan ikhlas hingga terselesainya tesis ini. Pada kesempatan ini, penulis menghaturkan penghargaan dan ucapan terima kasih yang mendalam kepada :

1. Kedua orang tua tercinta, Bapak Abu bakar, dan Ibu Siyatun, atas semangat, kegigihan, perjuangan, air mata dalam doa, dan kasih sayangnya selama ini, dan juga adik-adik tersayang Muhammad Hafis dan Nur Hayati atas segenap cinta, semangat dan dukungannya.
2. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp. dan Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D selaku dosen pembimbing yang telah begitu banyak meluangkan waktu untuk memberikan bimbingan, ilmu, petunjuk, arahan, motivasi dengan penuh kesabaran kepada penulis selama proses penyelesian tesis. Terima kasih pula atas inspirasi dan pembelajaran hidup yang penulis dapatkan disela-sela waktu bimbingan.
3. Ibu Dr. Kartika Fithriasari, M.S dan Bapak Dr. Bambang W Otok M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan saran, masukan, dan arahan untuk perbaikan tesis ini.
4. Bapak Dr. rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si. Selaku Ketua Program Studi Magister Statistika ITS, yang telah memberikan dukungan pada penulis untuk melaksanakan tesis ini.
5. Para dosen pengajar beserta segenap staff karyawan jurusan Statistika ITS yang telah memberikan ilmu-ilmu yang tiada ternilai harganya dan memberikan bantuan selama proses perkuliahan. Semoga jasa bapak dan ibu tercatat sebagai amal dan pahala.
6. Pak Rindang dan Pak Syahrul selaku mahasiswa S3 Statistika ITS yang telah memberikan banyak bantuan dan arahan kepada penulis.

7. Dokter Musofa dan seluruh Perawat dibagian penanganan penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya yang telah membeikan bantuan, arahan, semangat, motivasi dan dukungan hingga penelitian selesai.
8. Sahabat-sahabatku Fahmudin_Ai, Arip Ramadan, Laila Qadrini, Mawanda Almuhyar, Ghazali, Dwi Rantini, Ihsan Fahton, Yoga, Nendy, Baiq, Febri, Deva, Puji, Irfan, Ashrul, Hanin, Diyah, Ulfa, Fieldri, Riza, Hamid, Faizal, Faizah, dan Riza yang telah bersedia untuk berbagi pengalaman dan memberikan dukungan serta mendengarkan keluh kesah penulis.
9. Segenap rekan-rekan seperjuangan Mahasiswa angkatan 2016 terima kasih atas bantuan, kerjasama, kekompakan, persaudaraan dan kebersamaan selama masa studi.
10. Seluruh mahasiswa S2 angkatan 2017, terima kasih atas pengalaman, kenangan dan dukungan kepada penulis.
11. Semua pihak yang membantu dalam penulisan tesis ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan demi tersusunnya penulisan yang lebih baik. Semoga penulis tesis ini dapat memberikan manfaat dan sumbangan dalam wawasan keilmuan bagi pembaca. Amin.

Surabaya, Juni 2018

Penulis

DAFTAR ISI

ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xvii
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR LAMPIRAN	xxi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Permasalahan Penelitian.....	5
1.3 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Penelitian	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA.....	9
2.1 Analisis Survival	9
2.1.1 Fungsi Survival, Fungsi Hazard, dan Fungsi Kepekatan Peluang	10
2.1.2 Data tersensor.....	12
2.1.3 Asumsi Proposional Hazard.....	13
2.1.4 Model Cox Proporsional Hazard.....	14
2.1.5 Hazard Rasio	15
2.1.6 Uji Goodness of Fit	16
2.2 Analisis Spasial	17
2.2.1 Autokorelasi Spasial.....	17
2.2.2 Pembobot Spasial.....	19
2.3 Model Spasial Survival	20
2.3.1 Model Frailty (Efek Random).....	22
2.3.2 Prior CAR (Conditional Autoregressive).....	23
2.3.3 Analisis Bayesian	24
2.3.4 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) dan Gibbs Sampling	26
2.3.5 Pemeriksaan Konvergensi	28

2.4	Model Spasial Survival dengan Frailty Berdistribusi CAR.....	28
2.4.1	Pengujian Hipotesis	29
2.4.2	Kriteria Kebaikan Model.....	30
2.5	Penyakit HIV/AIDS.....	30
2.5.1	Jenis dan Gejala Penyakit HIV/AIDS	31
2.5.2	Faktor-faktor Penularan Penyakit HIV/AIDS	32
2.5.3	Bahaya Penyakit HIV/AIDS.....	32
2.5.4	Penanganan Penyakit HIV/AIDS	33
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	35	
3.1	Sumber Data	35
3.2	Variabel Penelitian	35
3.2.1	Variabel Respon	35
3.2.2	Variabel Prediktor.....	36
3.2.3	Variabel Spasial.....	41
3.3	Peta Jawa Timur	41
3.4	Langkah Analisis Bayesian Survival Spasial	42
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	53	
4.1	Bayesian Spasial Survival Model	53
4.1.1	Penambahan Efek Random Spasial	53
4.1.2	Join Distribusi dan Distribusi Prior	54
4.2	Model Spasial <i>Survival</i> Proses Kejadian HIV/AIDS di Jawa Timur	66
4.2.1	Karakteristik Penderita HIV/AIDS	66
4.2.2	Pembobot Spasial	74
4.2.3	Autokorelasi Spasial	75
4.2.4	Asumsi Hazard	77
4.2.5	Pendugaan Distribusi Lama Perawatan Penderita HIV/AIDS	79
4.2.6	Fungsi Survival Dan Fungsi Hazard.....	80
4.2.7	Perbandingan Model Waktu Survival.....	85
4.2.8	Perbandingan Model Spasial Survival.....	86
4.2.9	Model Spasial Survival Distribusi Dagum	87
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	97	

5.1	Kesimpulan	97
5.2	Saran.....	98
DAFTAR PUSTAKA		99
LAMPIRAN.....		101
BIOGRAFI PENULIS		212

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....	40
Tabel 3.2 Struktur Data Analisis Survival Spasial <i>Survival</i>	41
Tabel 4.1 Analisis Deskriptif Variabel Penderita HIV/AIDS.....	67
Tabel 4.2 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Jenis Kelamin (X_1)	68
Tabel 4.3 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Jenis Usia (X_2).....	68
Tabel 4.4 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Pendidikan (X_3).....	68
Tabel 4.5 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Pekerjaan (X_4)	69
Tabel 4.6 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Status Perkawinan (X_5)	69
Tabel 4.7 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Berat Badan (X_6)	70
Tabel 4.8 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Kadar CD4 (X_7).....	70
Tabel 4.9 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Stadium Penderita (X_8).....	70
Tabel 4.10 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Status Fungsional (X_9).....	71
Tabel 4.11 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Kepatuhan Terapi (X_{10}).....	71
Tabel 4.12 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Infeksi Opotunistik (X_{11}).....	71
Tabel 4.13. Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Status TB (X_{12})	72
Tabel 4.14 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Resiko Penularan (X_{13}).....	72
Tabel 4.15 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Riwayat ARV (X_{14})	72
Tabel 4.16 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Adherence ARV(X_{15}).....	73
Tabel 4.17 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Rejimen ARV (X_{16})	73
Tabel 4.18 Penderita HIV/AIDS Berdasarkan PMO (X_{17})	74
Tabel 4.20 Nilai P_Value dari Uji Proposisional Hazard	78
Tabel 4.21 Uji Distribusi Waktu Survival.....	79
Tabel 4.22 Estimasi Distribusi Dagum 3 Parameter	80
Tabel 4.23 Estimasi Distribusi Lognormal 3 Parameter	82
Tabel 4.24 DIC Pada Model Survival	85
Tabel 4.25 DIC Pada Model Spasial Survival	86
Tabel 4.26 Model Spasial Survival CAR	89

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1	Peta Wilayah Kabupaten/Kota di Jawa Timur	42
Gambar 3.2	Algoritma penambahan distribusi Dagum pada WinBUGS	48
Gambar 3.3	Algoritma implementasi estimasi parameter model spasial	49
Gambar 3.4	Tahapan Bayesian Spasial Survival	51
Gambar 4.2	Indeks Moran's I untuk Jumlah Penderita HIV/AIDS	76
Gambar 4.3	Permutasi 999 kali terhadap Indeks Moran's <i>I</i>	76
Gambar 4.4	Plot Fungsi Survival Distribusi Dagum 3 Parameter	81
Gambar 4.5	Plot Fungsi Hazard Distribusi Dagum 3 Parameter	82
Gambar 4.6	Plot Fungsi Survival Distribusi Dagum 3 Parameter	84
Gambar 4.7	Plot Fungsi Hazard Distribusi Dagum 3 Parameter	84

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 <i>ETHICAL CLEARANCE</i>	101
Lampiran 2 Data Penderita HIV/AIDS di RS Dr Soetomo.....	102
Lampiran 3 Deskriptif Data Berdasarkan Lokasi Penderita Berobat.....	107
Lampiran 4 Asumsi proposisional Hazard.....	118
Lampiran 5 Pendugaan Dagum dan Lognormal 3 Parameter	127
Lampiran 6 Nilai Kritis Uji Dagum dan Lognormal 3 Parameter	128
Lampiran 7 Fungsi Survival Pada Dagum dan Lognormal 3 Parameter	129
Lampiran 8 Bahan Penambahan Distribusi Dagum	134
Lampiran 9 <i>Listing</i> Program Penambahan Dagum	137
Lampiran 10 Uji Coba dan Validasi Pada Dagum	140
Lampiran 11 Hasil Generalized Linier Model	143
Lampiran 12 <i>Code</i> Fungsi Survival Dagum	145
Lampiran 13 <i>Code</i> Fungsi Survival Lognormal 3 Parameter	146
Lampiran 14 Langkah-langkah Estimasi Parameter Pada WinBUGS	147
Lampiran 15 <i>Output</i> Fungsi Survival Dagum	150
Lampiran 16 <i>Output</i> Fungsi Survival Lognormal 3 Parameter.....	151
Lampiran 17 <i>Code Survival</i> Dagum Tanpa <i>Frailty</i>	152
Lampiran 18 <i>Code Survival</i> Dagum-Normal	154
Lampiran 19 <i>Code Spasial Survival</i> Dagum-Normal.....	156
Lampiran 20 <i>Code Spasial Survival</i> Dagum-CAR.....	158
Lampiran 21 <i>Code Survival</i> Lognormal 3 Parameter Tanpa <i>Frailty</i>	160
Lampiran 22 <i>Code Survival</i> Lognormal 3 Parameter-Normal	163
Lampiran 23 <i>Code Spasial Survival</i> Lognormal 3 Parameter-Normal	165
Lampiran 24 <i>Code Spasial Survival</i> Lognormal 3 Parameter-CAR	167
Lampiran 25 <i>Output Survival</i> Dagum Tanpa <i>Frailty</i>	170
Lampiran 26 <i>Output Survival</i> Dagum-Normal	174
Lampiran 27 <i>Output Spasial Survival</i> Dagum-Normal	177
Lampiran 28 <i>Output Spasial Survival</i> Dagum-CAR	183
Lampiran 29 <i>Output Survival</i> Lognormal 3 Parameter Tanpa <i>Frailty</i>	189
Lampiran 30 <i>Output Survival</i> Lognormal 3 Parameter-Normal	192
Lampiran 31 <i>Output Spasial Survival</i> Lognormal 3 Parameter-Normal.....	195

Lampiran 32	<i>Output Spasial Survival Lognormal 3 Parameter-CAR</i>	201
Lampiran 33	Susunan <i>Adjacent</i> dengan Pembobot <i>Queen Contiguity</i>	207
Lampiran 34	Autokorelasi Spasial	208
Lampiran 35	Peta Penyebaran Berdasarkan Jumlah HIV/AIDS	209
Lampiran 36	Peta Penyebaran HIV/AIDS Berdasarkan Perempuan	210
Lampiran 37	Peta Penyebaran HIV/AIDS Berdasarkan Laki-laki	211

BAB 1

PENDAHULUAN

Dalam pendahuluan ini dibahas latar belakang penelitian mengenai pengembangan Bayesian Spasial Survival model menggunakan distribusi dagum dan lognormal 3 parameter pada proses kejadian HIV/AIDS di Jawa Timur. Berdasarkan latar belakang tersebut dirumuskan pokok-pokok permasalahan, tujuan, manfaat dan batasan penelitian.

1.1 Latar Belakang

Human Immunodeficiency Virus (HIV) adalah sejenis virus yang menyerang atau menginfeksi sel darah putih yang menyebabkan turunnya sel kekebalan tubuh yang di temukan pada 1987 di Indonesia. HIV saat ini tersebar di 368 dari 497 kabupaten/kota di seluruh provinsi di Indonesia. Berdasarkan data terakhir UNAIDS (*Joint United Nations Programme on HIV and AIDS*), Indonesia menempati posisi keempat setelah Afrika Selatan, Cina, dan India dalam peringkat jumlah penderita HIV-AIDS di dunia. Provinsi Jawa Timur menjadi provinsi di Indonesia yang menduduki peringkat kedua jumlah penderita HIV/AIDS. Dari 38 Kota/Kabupaten yang berada di provinsi Jawa Timur, Kota Surabaya menduduki peringkat 1 pada tahun 2016 (UNAIDS, 2013).

Rumah Sakit Umum Dr Soetomo adalah rumah sakit yang menyediakan rekam medis yang baik terkait skrining penderita HIV/AIDS dengan terapi ART, beserta dengan karakteristik penderita, selain sebagai penyedia layanan terapi ART untuk masyarakat umum juga sebagai rujukan Rumah sakit di daerah Jawa dengan salah satu pelayanan yang diberikan adalah perawatan HIV/AIDS untuk laki-laki seks dengan laki-laki (homoseksual) dan transgender. Terapi ART (Antiretroviral) mempunyai peran besar dalam meningkatkan kualitas hidup penderita dengan HIV/AIDS, menurunkan angka kematian dan kesakitan, serta meningkatkan harapan hidup masyarakat. Banyak penelitian pada program terapi ART menunjukkan angka kematian yang lebih tinggi pada enam bulan pertama memulai pengobatan. Angka kematian penyakit HIV/AIDS terus meningkat sehingga menimbulkan biaya yang tinggi untuk melakukan perawatan, penanganan, dan

penyembuhan penyakit HIV/AIDS (Utami, 2015). Penelitian terkait dengan penyakit HIV/AIDS telah banyak dilakukan, tetapi penelitian yang tepat untuk digunakan adalah analisis spasial *survival* (Aksioma, 2011). Analisis survival telah banyak diaplikasikan dalam berbagai bidang kesehatan atau medis dan dikenal dengan berbagai istilah dibidang lain seperti *event history analysis* dalam bidang sosiologi, analisis *reliability* atau failure time analysis dalam bidang Teknik dan industry, dan duration analysis transision analysis dibidang ekonomi (Zang, 2008)

Model survival merupakan suatu model matematis yang seringkali diaplikasikan dalam berbagai penelitian, terutama di bidang kesehatan. Model survival juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi faktor risiko kejadian dan menangani situasi ketika faktor risiko berubah terhadap waktu. Berdasarkan keterangan tersebut, seorang peneliti memiliki tujuan untuk menentukan faktor-faktor yang memengaruhi terjadinya suatu hal atau peristiwa. Dengan faktor risiko kejadian terhadap waktu, maka model survival suatu alat akan lebih memadai (Kleinbaum & Klein, 2005).

Analisis *survival* adalah suatu himpunan dari prosedur statistika untuk menganalisis data yang mana variabel respon diakibatkan waktu (*time*) sampai suatu peristiwa terjadi. Tujuan dari analisis survival untuk menaksir probabilitas kelangsungan hidup, kekambuhan, kematian, dan peristiwa-peristiwa lainnya sampai periode waktu tertentu. Waktu yang dimaksud adalah tahun, bulan, minggu atau hari sejak waktu awal pengamatan sampai suatu peristiwa terjadi (waktu juga dapat mengacu pada usia individu ketika suatu peristiwa terjadi). Sebagai alternatif waktu dapat menuju usia dari individu ketika suatu peristiwa terjadi. Sedangkan peristiwa (event) adalah kematian, terjadinya penyakit, kekambuhan, pemulihan/sembuh dan kejadian lainnya yang mungkin terjadi pada suatu individu (Kleinbaum & Klein, 2005).

Pada perkembangan pemodelan analisis *survival* juga menyertakan efek random untuk mengatasi heterogenitas/sumber-sumber variansi yang tidak dapat terjelaskan dalam model (Darmofal, 2008). Model efek random tersebut dapat ditentukan secara individual atau hirarki. Dengan disertakan efek random tersebut maka dapat ditentukan objek mana yang dapat bertahan lebih lama atau cenderung *failure event* dan menghindari terjadinya bias pada saat melakukan penaksiran

parameter serta bias pada standard error yang menyebabkan terjadinya kesalahan perhitungan secara inferensi. Pada kasus *survival* seringkali waktu terjadinya suatu kejadian tergantung pada lokasi (Spasial).

Analisis spasial *survival* merupakan suatu fungsi *hazard* menaksir peluang objek mengalami event pada waktu ke-*t* berdasarkan efek lokasi. Dinamakan faktor spasial karena pada kejadian seringkali berhubungan dengan lokasi yang mana kejadian tersebut berlangsung dan berpengaruh pada faktor lokasi tersebut. Faktor spasial secara umum dapat dibagi menjadi dua, yaitu (1) pendekatan *geostatistical* yang menggunakan lokasi geografis melalui garis lintang dan bujur (*latitude* dan *longitude*) dan (2) pendekatan *lattice* yaitu ketika pengaruh spasial dari suatu kejadian didekati melalui letak atau posisi daerah tempat kejadian tersebut relatif terhadap daerah yang lain, dalam hal ini disebut sebagai ketetanggaan (Banerjee, Wall, & Carlin, 2003). Penyertaan efek spasial pada analisis survival, oleh beberapa peneliti menambahkan model efek random untuk mengatasi heterogenitas/sumber-sumber variansi yang tidak terjelaskan dalam model (Darmofal, 2008).

Dalam menentukan dependensi spasial pada efek random dari daerah-daerah yang saling berdekatan metode yang dengan pendekatan Bayesian. Dependensi spasial kemudian dinyatakan melalui prior *Conditionally Autoregressive* (CAR) untuk memunculkan autokorelasi yang semula tidak boleh ada pada efek random model survival menjadi suatu hal yang diperbolehkan. Autokorelasi tersebut menyatakan adanya hubungan antara daerah-daerah yang saling berdekatan dinyatakan melalui sebuah matriks *adjacent* (matriks ketetanggaan). Kemudian digunakan model survival hirarki menggunakan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dengan Gibbs Sampling (Darmofal, 2008). Dari penjelasan di atas dapat disimpulkan bahwa model spasial survival adalah suatu model yang dibentuk melalui data survival yang memiliki efek lokasi, yang mana lokasi tersebut berdasarkan daerah yang saling berdekatan, artinya daerah yang saling berdekatan menggambarkan kemungkinan bahwa daerah-daerah tersebut memiliki karakteristik yang mirip.

Penelitian yang dilakukan oleh (Darmofal, 2008) mengaplikasikan bahwa model spasial survival pada ilmu politik, yaitu dengan memodelkan waktu hingga diumumkan susunan keanggotaan parlemen dengan pemerintaan amerikas serikat

oleh NAFTA. Penerapan model survival pada ilmu politik bukan memgacu pada kasus kematian dalam arti sesunggunya melainkan mengacu pada waktu survival dari suatu unit hingga mengalami suatu event politik tertentu. Penelitian serupa juga dilakukan oleh (Aksioma, 2011) penerapan model survival spasial pada kejadian HIV/AIDS di Propinsi Jawa Timur, yaitu memodelkan waktu hingga penderita dinyatakan meninggal, atau Rujuk keluar dari ART yang menggunakan distribusi Weibull dengan efek spasial. Penggunaan model survival pada ilmu kesehatan memgacu pada kasus kematian yang sesungguhnya dengan efek spasial. Penelitian juga dilakukan oleh (Hasyim, 2012) mengkaji model *Mixture* survival spasial pada kejadian Demam Berdarah di Pamekasan, yaitu memodelkan waktu lama rawat inap penderita demam berdarah *dengue* sampai dengan dinyatakan pulang karena keadaan membaik atau keadaan sembuh, dan mengidentifikasi adanya data tersensor atau kegagalan. Penggunaan model *mixture* survival juga pada bidang kesehatan yang memicu pada kasus kematian dengan mempertimbangkan efek spasial. Penelitian-penelitian sebelumnya, mengenai model survival spasial yang melibatkan efek spasial menanggap bahwa model spasial survival akan menghasilkan estimasi yang baik apabila data survival disemua lokasi diasumsikan mempunyai suatu distribusi tertentu yang sama. Pada kenyataannya distribusi data survival disetiap lokasi tidak semuanya dapat direpresentasikan sebagai satu distribusi dengan jelas dan uni-modal sehingga penelitian ini mengkaji beberapa distribusi yang ada pada data survival.

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh (Mahmudah & Pramoedyo, 2015) yang menggunakan analisis spasial survival dengan menggunakan pendekatan Bayesian yang berdistribusi Weibull 3 Parameter pada kasus DBD di Kota Malang menghasilkan bahwa penderita DBD di Kota Malang memiliki laju kesembuhan yang sama. Dalam fenomena tersebut, penelitian ini menggunakan beberapa distribusi Dagum dan Lognormal 3-Parameter pada kasus yang berbeda yaitu HIV/AIDS yang kejadiannya dipengaruhi oleh faktor lokasi, karena pada lokasi yang diamati memiliki beberapa faktor yaitu tingkat Pendidikan seksual di suatu Kabupaten/Kota yang diamati, impor HIV/AIDS yang artinya penyakit ini menyebar melewati batas Kabupaten/Kota yang dinamakan batas teritorial, jumlah populasi beresiko di suatu Kabupaten/Kota (pekerja seks komersial, pelanggan

prostitusi dan orang yang mempunyai seksual aktif) dan jumlah VCT (*Voluntary Counselling and Testing*) sehingga penyebaran HIV/AIDS signifikan. Dengan mempertimbangkan beberapa distribusi (dagum, lognormal 3-parameter) dan disertakannya efek random spasial (*spatial frailty term*) dalam model, akan mampu menjelaskan heterogenitas yang semula tidak dapat dijelaskan pada model *survival*. Pada akhirnya, penelitian ini menghasilkan model terbaik sehingga dapat dilakukan langkah penanganan secara optimal pada penderita HIV/AIDS dan mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi laju bertahan hidup penderita penyakit HIV/AIDS untuk dijadikan bahan pertimbangan melakukan sosialisasi tentang penanganan penyakit HIV/AIDS sehingga dapat mengurangi penderita HIV/AIDS di Provinsi Jawa Timur.

1.2 Permasalahan Penelitian

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka permasalahan yang dapat diuraikan pada penelitian ini adalah bagaimana mendapatkan estimasi parameter pada model spasial *survival* dengan distribusi dagum, dan lognormal 3 parameter yang Berdistribusi Normal *Conditionally Autoregresive* (CAR) dan menentukan variabel yang mempengaruhi laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS di Provinsi Jawa Timur. Kasus HIV/AIDS di Jawa Timur ini digunakan sebagai aplikasi model spasial *survival* dengan distribusi dagum dan lognormal 3 Parameter Berdistribusi *Conditionally Autoregresive* (CAR) untuk mendapatkan faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan HIV/AIDS.

1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan permasalahan yang telah dipaparkan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Mendapatkan estimasi parameter Model Spasial Survival dengan distribusi dagum dan lognormal 3 Parameter Berdistribusi normal dan *Conditionally Autoregresive* (CAR) dengan pendekatan Bayesian.
2. Mendapatkan faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan HIV/AIDS berdasarkan model spasial *survival* dengan distribusi dagum dan lognormal 3

parameter yang berdistribusi Normal dan *Conditionally Autoregresive* (CAR) di Provinsi Jawa Timur.

3. Pemilihan model terbaik menggunakan DIC (*Deviance Information Criterion*)

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang ingin diperoleh adalah sebagai berikut:

1. Mampu mengaplikasikan model spasial *survival* dengan distribusi dagum dan lognormal 3 parameter yang Berdistribusi Normal dan *Conditionally Autoregresive* (CAR).
2. Mendapatkan fungsi survival dan fungsi *hazard* di setiap Kabupaten/Kota di Jawa Timur.
3. Meningkatkan keilmuan pengetahuan dan memberikan informasi mengenai faktor-faktor yang memengaruhi laju kesembuhan penderita penyakit HIV/AIDS. Hal itu berdasarkan pertimbangan lokasi daerah sehingga dapat dijadikan dasar pertimbangan Departemen Kesehatan Jawa Timur dalam mengambil kebijakan untuk menyusun langkah strategis guna mempercepat laju penyembuhan atau bertahan hidup penderita HIV/AIDS.
4. Memberikan informasi untuk dijadikan bahan sosialisasi dalam penanganan penyakit HIV/AIDS sehingga diharapkan dapat mengurangi penderita penyakit HIV/AIDS di Jawa Timur.

1.5 Batasan Penelitian

Dalam penelitian ini permasalahan dibatasi pada estimasi parameter model Spasial *Survival* dengan distribusi dagum dan lognormal 3 parameter menggunakan pendekatan Bayesian dengan algoritma MCMC dan *Gibbs Sampling*. Studi kasus yang digunakan adalah penderita HIV/AIDS di provinsi Jawa Timur dengan menggunakan 38 kota/kabupaten dengan variabel yang digunakan adalah waktu perawatan atau ketahanan hidup (T), Jenis Kelamin (X₁), Usia (X₂), Pendidikan (X₃), Status Pekerjaan (X₄), Status Perkawinan (X₅), Berat Badan (X₆), Kadar CD4 Absolut (X₇), Stadium Penderita (X₈), Status Fungsional (X₉), Kepatuhan terapi

(X_{10}), Infeksi Oportunitis (X_{11}), Status TB (Tubercolosis) (X_{12}), Faktor Resiko Penularan (X_{13}), Riwayat ARV (X_{14}), Adherence ARV (kepatuhan minum obat) (X_{15}), Rejimen ARV (X_{16}) dan PMO (X_{17}). Model *survival* dengan mempertimbangkan adanya pengaruh lokasi atau spasial. penentuan marjinal posterior parameter menggunakan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dan *gibb sampling*. Fungsi pembobot yang digunakan adalah jenis matriks pembobot *queen Contiguity*. Adapun *frailty* (Efek Random Spasial) berdistribusi *Conditionally Autoregressive* (CAR), Normal dan distribusi yang digunakan adalah dagum dan lognormal 3 parameter serta interpretasi model *survival* menggunakan *hazard* rasio. Distribusi prior yang digunakan dalam estimasi parameter adalah normal dan gamma.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis *survival* merupakan metode untuk menganalisis waktu terjadinya suatu peristiwa yang memiliki tujuan untuk menaksir probabilitas kelangsungan hidup, kekambuhan, kematian, dan peristiwa-peristiwa lainnya sampai periode waktu tertentu. Analisis *survival* mensyaratkan terpenuhinya asumsi-asumsi, salah satunya adalah kurva $\ln(-\ln S(t))$ dan uji global. Analisis spasial *survival* adalah suatu analisis yang terbentuk dari data *survival*, yang mana data tersebut tersusun berdasarkan daerah yang saling berdekatan. Pada bab ini dijelaskan mengenai distribusi dagum dan lognormal 3 Parameter, spasial *survival* dengan *frailty* normal dan *Conditional Autoregressive*, pembobotan spasial berupa *Queen contiguity*, serta studi kasus penyakit HIV/AIDS di provinsi Jawa Timur.

2.1 Analisis Survival

Survival berasal dari kata *survive* yakni ketahanan atau kelangsungan hidup individu. Analisis *survival* adalah kumpulan prosedur statistika untuk menganalisis data yang berasal dari variabel respon waktu (*time*) sampai terjadinya suatu kejadian (*event*). Waktu adalah tahun, bulan atau hari sejak waktu individu masuk dalam penelitian sampai dia mengalami suatu kejadian. Kejadian adalah kematian, kesembuhan, kekambuhan atau keadaan lain yang ditentukan oleh peneliti. *Survival time* adalah suatu variabel yang mengukur waktu dari sebuah titik awal tertentu. Dalam menentukan waktu survival, perlu diperhatikan beberapa hal, yaitu :

1. Waktu awal pencatatan (start point) yaitu waktu awal dilakukannya suatu penelitian. Contohnya adalah waktu dimulai suatu pengobatan atau tanggal masuk rumah sakit.
2. Waktu akhir pencatatan (end point) yaitu waktu akhir dilakukannya suatu penelitian. Waktu akhir pencatatan berguna untuk mengetahui ada tidaknya data tersensor maupun tidak tersensor. Contohnya adalah kematian atau waktu keluar rawat inap rumah sakit.

- Skala waktu pengukuran harus jelas. Skala ini sebagai batas dari waktu awal hingga akhir peristiwa.

Model survival digunakan untuk menerangkan bagaimana resiko (hazard) terjadinya suatu event tertentu pada suatu waktu dipengaruhi oleh beberapa *covariate* berdasarkan teori yang mendukung peristiwa tersebut. *Hazard rate* adalah resiko sesaat suatu unit experiment pada suatu waktu tertentu yang bertahan, yaitu tidak mengalami peristiwa yang dimaksud hingga waktu berakhir. *Baseline hazard* merupakan resiko terjadinya suatu peristiwa atau event tanpa mempertimbangkan adanya efek *covariate*. Misalnya *time dependency* suatu peristiwa (Darmofal, 2008).

Pada model semi parameterik cox, tidak terdapat distribusi parametrik khusus untuk parameter *Baseline hazard*-nya. Akibatnya, model cox lebih mengarah pada penghubungan informasi waktu peristiwa yang diamati dibandingkan dengan menentukan suatu distribusi tertentu untuk interval terjadinya suatu peristiwa. Model cox memicu pada semiparametrik karena meskipun tidak ada bentuk distribusi tertentu yang digunakan untuk *baseline hazard* tetapi resiko terjadinya peristiwa tetap dinyatakan sebagai fungsi dari *covariate*. Model semiparametrik cox pada fleksibilitas model (berbagai bentuk *baseline hazard*) (Aksioma, 2011). Dalam analisis *survival* terdapat tiga fungsi, yaitu fungsi *survival* dengan lambang $S(t)$, fungsi *hazard* dengan lambang $h(t)$ dan fungsi kepekatan peluang (Kleinbaum & Klein, 2005).

2.1.1 Fungsi Survival, Fungsi Hazard, dan Fungsi Kepekatan Peluang

Fungsi *survival* adalah peluang atau kemungkinan seorang individu dapat bertahan hidup lebih dari waktu t . Peubah acak T melambangkan waktu *survival* dan mempunyai fungsi kepekatan peluang $f(t)$, maka fungsi kumulatif dapat dinyatakan pada persamaan (2.1):

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(t)dt \quad (2.1)$$

Dengan

t = Waktu yang diamati

$f(t)$ = Fungsi kepekatan peluang

$F(t)$ = Fungsi kumulatif dari distribusi data

Sedangkan fungsi *survival* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$S(t) = P(T > t) = 1 - P(T \leq t) = 1 - F(t) \quad (2.2)$$

dimana

$S(t)$ = Fungsi *survival*

$F(t)$ = Fungsi kumulatif dari distribusi data

Kleinbaum dan Klein (2012) menyatakan bahwa fungsi *survival* memiliki tiga karakteristik yaitu:

1. Tidak meningkat, kurva cenderung menurun ketika t meningkat.
2. Ketika $t = 0$, $S(t) = S(0) = 1$, probabilitas waktu *survival* 0 adalah 1, karena tidak ada objek yang mengalami peristiwa saat awal penelitian.
3. Ketika $t = \infty$, $S(t) = S(\infty) = 0$, secara teori, jika periode penelitian meningkat tanpa batas maka tidak ada satu pun yang bertahan, sehingga kurva *survival* mendekati nol.

Fungsi *hazard* atau $h(t)$ merupakan fungsi yang berfokus pada terjadinya peristiwa atau kejadian atau bisa juga disebut dengan laju kegagalan sesaat. Fungsi *hazard* memiliki karakteristik, diantaranya adalah:

1. Selalu bernilai positif, $h(t) \geq 0$
2. Tidak memiliki batas atas (Kleinbaum & Klein, 2005).

Fungsi *hazard* adalah peluang terjadinya kegagalan selama selang waktu t dan $(t + \Delta t)$, diasumsikan bahwa individu telah bertahan hingga waktu t dan dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} h(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t) - F(t + \Delta t)}{\Delta t} \times \frac{1}{S(t)} \\ &= F'(t) / S(t) \\ &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ f(t) &= S(t) * h(t) \end{aligned} \quad (2.3)$$

dari fungsi *survival* pada Persamaan (2.2) diperoleh:

$$F(t) = 1 - S(t) \text{ atau } \int f(t) dt = 1 - S(t)$$

jika diturunkan terhadap t maka diperoleh

$$f(t) = \frac{d(1 - S(t))}{dt} = -\frac{d}{dt} S(t)$$

dengan demikian

$$h(t) = -\frac{\frac{d}{dt} S(t)}{S(t)} \text{ atau } -h(t) = \frac{d(S(t))}{S(t)}$$

$h(t)$ diintegralkan dan diperoleh:

$$\begin{aligned} -\int_0^t h(t) dt &= \int_0^t \frac{1}{S(t)} d(S(t)) \\ -\int_0^t h(t) dt &= \ln S(t) \Big|_0^t = \ln S(t) - \ln S(0) = \ln S(t) \\ S(t) &= \exp\left(\int_0^t h(t) dt\right) \end{aligned} \tag{2.4}$$

Dengan fungsi kumulatif *hazard* atau $H(t)$ sebagai berikut.

$$H(t) = -\int_0^t h(t) dt$$

Sehingga hubungan antara $H(t)$ atau fungsi kumulatif *hazard* dengan fungsi *survival* atau $S(t)$ adalah sebagai berikut.

$$H(t) = -\ln S(t) \tag{2.5}$$

2.1.2 Data tersensor

Kleinbaum dan Klein (2005) menyatakan bahwa data dikatakan tersensor ketika terdapat beberapa informasi tentang waktu *survival* individu, tetapi waktu *survival* tidak diketahui secara persis. Terdapat beberapa jenis data tersensor, Jika individu yang diteliti belum mengalami kematian sampai waktu penelitian berakhir maka jenis data ini disebut sebagai tersensor kanan, Jika peristiwa berlangsung

lebih cepat dari waktu berakhirnya pengamatan disebut tersensor kiri, dan data dikatakan tersensor interval jika terjadi pada pengamatan longitudinal yang memiliki pengamatan berlanjut secara periodik.

Ada tiga alasan data dikatakan tersensor, yaitu:

1. Individu tidak mengalami peristiwa sebelum penelitian berakhir.
2. Individu hilang dari pengamatan pada waktu periode penelitian.
3. Individu menarik diri dari penelitian karena suatu peristiwa yang bukan merupakan peristiwa yang menarik dalam penelitian (Kleinbaum & Klein, 2005)

(Allison, 2010) menyebutkan bahwa analisis *survival* sangat mempertimbangkan adanya penyensoran karena data tersensor membutuhkan perlakuan khusus. Ada 3 jenis data tersensor, yaitu:

1. Sensor kiri, apabila kejadian yang dispesifikasi terjadi sebelum batas kiri atau kegagalan berlangsung lebih cepat dari waktu berakhirnya penelitian.
2. Sensor kanan terjadi jika kejadian yang dispesifikasi terjadi setelah batas kanan. Apabila individu yang diteliti belum mengalami kematian sampai waktu penelitian berakhir, maka individu itu dikatakan tersensor sebelah kanan.
3. Tersensor interval, apabila individu diketahui mengalami kejadian gagal dalam interval waktu tertentu.

2.1.3 Asumsi Proposional Hazard

Asumsi proporsional *hazard* dapat diketahui dengan melihat kurva $-\ln(-\ln(S(t)))$ terhadap waktu *survival* untuk setiap variabel prediktor dengan skala kategorik. Asumsi proporsional *hazard* terpenuhi dan dapat dimasukan ke dalam model, jika pola kurva antara kategorik dalam variabel prediktor membentuk kurva yang sejajar (tidak saling berpotongan). Pengecekan asumsi *proportional hazard* dengan menggunakan pendekatan grafik menggunakan grafik log-log *survival* dapat diketahui dengan beberapa langkah berikut:

1. Mencari taksiran fungsi *survival* $\hat{S}(t, X)$.

2. Mencari nilai log-log *survival*, $\left(-\ln(\hat{S}(t, X))\right)$
3. Membentuk grafik dengan sumbu absis adalah *survival time* atau waktu *survival* dan sumbu ordinat adalah $\left(-\ln(\hat{S}(t, X))\right)$
4. Jika setiap kategori dari prediktor yang dievaluasi, kedua plot menutup satu dengan yang lain dan dua individu dengan kovariat berbeda kurva pada grafiknya paralel maka asumsi *proportional hazard* terpenuhi (Yohanes, 2011).

Pengujian asumsi risiko proposisional secara numerik dilakukan dengan statistik uji global berdasarkan sisaan *schoenfeld* pada regresi *cox* dengan persamaan seperti berikut:

$$r_{s_{pij}} = \delta_{ij} \left\{ x_{ij} - \bar{\alpha}_{pij} \right\} \quad (2.6)$$

dimana

$$\bar{\alpha}_{pij} = \frac{\sum_{I \in R_f} x_{pij} \exp(\beta x_I)}{\sum_{I \in R_f} \exp(\beta x_I)}$$

Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah:

H_0 : Asumsi proposisional *hazard* terpenuhi

H_1 : Asumsi proposisional *hazard* tidak terpenuhi

Berikut adalah statistik uji global variabel ke-p (G_p):

$$G_p = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (\delta_{ij} h(t_{ij}) - \bar{h}) r_{s_{pij}} \right\}}{I_p \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (\delta_{ij} h(t_{ij}) - \bar{h})} \sim \chi^2_{(1)} \quad (2.7)$$

Dimana δ_{ij} menunjukkan status kejadian (tersensor (0) dan tidak tersensor (1)), I_p merupakan elemen *information matrix* variabel ke-p, $r_{s_{pij}}$ nilai residual *Schoenfeld* dan kesimpulan gagal tolak H_0 , jika $P(G_p < \chi^2_{(1)} > \alpha)$ (Grambsch & Therneau, 1994)

2.1.4 Model Cox Proporsional Hazard

Model *Cox* termasuk dalam semiparametrik karena tidak memerlukan informasi tentang distribusi yang mendasari waktu *survival* dan fungsi *baseline*

hazard tidak harus ditentukan untuk mengestimasi parameter. *Baseline hazard* adalah suatu fungsi yang tidak spesifik (Yohanes, 2011). Klienbum dan Klien (2005) menyatakan bahwa fungsi *hazard* menaksir peluang objek mengalami *event* pada waktu ke-t. Model *cox* secara umum dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} h(t, X) &= h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p) \\ &= h_0(t) \exp \sum_{i=1}^p \beta_i X_i \\ h_0(t) &\geq 0, \exp \sum_{i=1}^p \beta_i X_i \geq 0 \end{aligned} \quad (2.8)$$

Di mana $h_0(t)$ adalah *hazard baseline* (dasar) pada waktu t yang bernilai sama bagi semua pengamatan $X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ merupakan variabel prediktor. Jika nilai $X = \text{nol}$ (tidak ada X), maka model tereduksi menjadi *hazard baseline*. *Hazard baseline* adalah suatu fungsi yang tidak spesifik. Dengan demikian model *cox* disebut model semiparametrik karena tidak mempunyai distribusi dan estimasi *hazard* selalu non negatif. Walaupun $h_0(t)$ tidak spesifik, β_i dapat diestimasi dan rasio *hazard* dapat dihitung. $h(t, X)$ dan $S(t, X)$ dapat diestimasi untuk suatu model *cox* suatu asumsi yang minimum. Dalam analisis *survival*, model *cox* lebih disukai daripada model logistik karena model logistik mengabaikan waktu *survival* dan informasi penyensoran.

2.1.5 Hazard Rasio

Secara umum, *hazard* rasio didefinisikan sebagai *hazard* satu individu yang dibandingkan dengan individu lain sebagai *hazard* pembeda. Dari dua individu tersebut dapat dijadikan pembanding yang berdasarkan nilai prediktor dan jika model *cox* hazard diperoleh, maka diperlukan *hazard* rasio agar koefisien regresi *cox* dapat diinterpretasikan. *Hazard* rasio diperoleh dengan membandingkan fungsi *hazard* antar dua kategori pada satu prediktor. *Hazard* rasio dapat definisikan sebagai berikut.

$$HR = \frac{\hat{h}(t, X^*)}{\hat{h}(t, X)} = \frac{\hat{h}_0(t) \exp(\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i X_i^*)}{\hat{h}_0(t) \exp(\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_i X_i)} = \exp(\sum_{i=1}^p \hat{\beta}_0 (X_i^* - X_i)) \quad (2.9)$$

di mana

$X^* = X_1^*, X_2^*, X_3^*, \dots, X_p^*$ grup dengan *hazard* yang lebih besar.

$X = X_1, X_2, X_3, \dots, X_p$ grup dengan *hazard* yang lebih kecil. Interpretasi dari *hazard* rasio adalah sebagai berikut:

- 1) *Hazard* untuk satu individu dibagi dengan *hazard* untuk suatu individu yang berbeda.
- 2) Untuk interpretasi biasanya diinginkan $\text{HR} \geq 1$, $(\hat{h}(t, X^*) \geq \hat{h}(t, X))$ dengan demikian diambil X^* adalah grup dengan *hazard* yang lebih besar sedangkan X grup dengan *hazard* yang lebih kecil.
- 3) Penyederhanaan rumus *hazard* rasio tidak lagi mengandung *hazard* dasar $h_0(t) \geq 0$ (Kleinbaum & Klein, 2005).

2.1.6 Uji Goodness of Fit

Uji *goodness of fit* merupakan uji yang digunakan untuk mengetahui distribusi dari suatu data empiris. Uji *goodness of fit* juga dapat digunakan pada analisis data *survival* yang dilakukan pada awal analisis untuk menduga distribusi data pada data lama waktu. Pada data survival terdapat beberapa cara dalam pendugaan distribusi data, diantaranya adalah dengan uji Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, dan *Chi-squared*. Dalam penelitian ini uji *goodness of fit* yang digunakan adalah uji Kolmogorov-Smirnov. Uji Kolmogorov-Smirnov adalah uji statistic yang digunakan untuk mengetahui apakah suatu data mengikuti tertentu. Dengan hipotesis nol yaitu waktu *survival* sesuai dengan distribusi dugaan dan hipotesis alternatif yaitu waktu *survival* tidak sesuai dengan distribusi dugaan. Berikut adalah uji statistic Kolmogorov-Smirnov pada lama waktu survival (Law & Kelton , 1991):

$$D = \max_{1 \leq i \leq n} \left(F(x_i) - \frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} - F(x_i) \right) \quad (2.10)$$

Dimana :

F = Fungsi distribusi kumulatif dari distribusi tertentu

x_i = Data waktu *survival* yang diurutkan

Semakin besar nilai statistic D pada distribusi dugaan, maka data semakin mendekati distribusi dugaan tersebut sehingga diperoleh keputusan menolak H_0 jika $D > \alpha_{n,1-\alpha}$ dimana $\alpha_{n,1-\alpha}$ adalah nilai tabel Kolmogorov-Smirnov.

2.2 Analisis Spasial

2.2.1 Autokorelasi Spasial

Secara umum autokorelasi spasial adalah suatu keadaan di mana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan pada nilai suatu variabel prediktor tertentu di suatu daerah-daerah yang saling berdekatan. Dalam penentuan autokorelasi spasial, dapat digunakan dua macam perhitungan yaitu autokorelasi global dan autokorelasi lokal spasial (Iriawan, Astutik, & Prastyo, 2010). Autokorelasi global spasial menyatakan bahwa semua elemen ketetanggaan dalam matrik observasi dihitung dalam suatu persamaan yang menghasilkan satu nilai bersama, seperti Moran's I. Autokorelasi lokal spasial hanya memfokuskan pada nilai autokorelasi spasial suatu daerah tertentu dan matriks observasi yang sesuai, sehingga diperoleh nilai sebanyak jumlah ketetanggaan yang ada seperti LISA (*Local Indicator of Spatial Autocorrelation*) (LeSage, 1999).

Dalam penelitian ini menggunakan perhitungan autokorelasi global spasial, dalam menentukan autokorelasi spasial, di mana perhitungannya akan dilakukan melalui statistika global Moran's I yang merupakan pengembangan dari korelasi *pearson product moment* pada data deret univariat. Perbedaan utama dengan koefisien korelasi *pearson product moment* adalah pada matriks ketetanggaan W^s dan menentukan korelasi satu variabel dengan dirinya sendiri melalui matriks tersebut. Statistik Global Moran's I dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut:

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.11)$$

Di mana n merupakan banyak unit pengamatan, y_i merupakan nilai variabel prediktor masing-masing unit ke- i dan W_{ij} merupakan pembobot untuk unit

pengamatan ke-*i* dan ke-*j*. Interpretasi sama dengan korelasi *pearson product moment* yaitu:

- a. Nilai Global Moran's I semakin mendekati nilai +1 menyatakan bahwa nilai autokorelasi spasial semakin positif kuat (nilai variabel prediktor saling membentuk kelompok).
- b. Nilai Global Moran's I mendekati 0 menyatakan bahwa autokorelasi spasial acak atau random (tidak ada korelasi spasial).
- c. Nilai Global Moran's I semakin mendekati nilai -1 menyatakan bahwa autokorelasi spasial semakin negatif kuat (membentuk pola papan catur).

Nilai harapan untuk Global Moran's I yaitu $E(I) = \frac{-1}{(n-1)}$

sedangkan untuk rumus perhitungan variansi dari Global Moran's I dapat ditulis dalam persamaan sebagai berikut (Lee & Wong, 2001):

$$Var(I) = \frac{n\{(n^2 - 3n + n)s_1 - ns_2 + ns_0^2\} - k\{n(n-1)s_1 - 2ns_2 + 6s_0^2\}}{(n-1)(n-2)(n-3)s_0^2} - \frac{1}{(n-1)^2} \quad (2.12)$$

dengan

$$s_0 = \sum_i \sum_j W_{ij}$$

$$s_1 = \frac{1}{2} \sum_{i \neq j} (W_{ij} + W_{ji})^2 = 2s_0$$

$$s_2 = \sum_i (W_{io} + W_{oi})^2, W_{io} = \sum_j W_{ij} \text{ dan } W_{oi} = \sum_j W_{ji}$$

Pengujian terhadap parameter I dapat dilakukan sebagai berikut.

$$H_0 : I = 0 \quad (\text{tidak ada korelasi spasial})$$

$$H_1 : I \neq 0 \quad (\text{ada korelasi spasial})$$

Pengujian hipotesis dengan menggunakan statistik uji sebagai berikut:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{Var(I)}} \quad (2.13)$$

Pengambilan keputusan hipotesis statistik didasarkan pada kondisi Tolak H_0 jika nilai Z_{hit} terletak $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ yang artinya bahwa cukup bukti data suatu daerah saling berkorelasi atau terdapat korelasi antar daerah (Lee & Wong, 2001).

2.2.2 Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial (W) diketahui berdasarkan jarak atau persinggungan (*contiguity*) antara satu daerah dengan daerah lain. Lee dan Wong (2001) menyebutnya dengan *binary matrix* yang dinotasikan dengan W . Matriks pembobot spasial (W) mempunyai beberapa karakteristik. Pertama, semua elemen diagonal W_{ij} adalah 0, karena diasumsikan bahwa suatu unit daerah tidak berdekatan dengan dirinya sendiri. Kedua, matriks W adalah matriks simetris di mana $(W_{ij} = W_{ji})$. Kesimetrisan yang dimiliki oleh matriks W pada dasarnya menggambarkan hubungan timbal balik dari hubungan spasial. Ketiga, baris dalam matriks W menunjukkan bagaimana suatu daerah berhubungan spasial dengan daerah lain. Oleh karena itu, jumlah nilai pada suatu baris ke- i merupakan jumlah tetangga yang dimiliki oleh daerah ke- i . Notasi penjumlahan baris adalah:

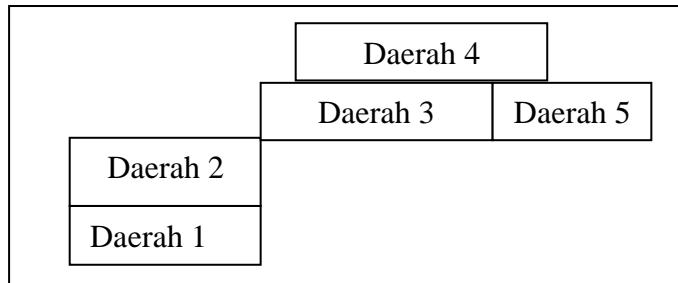
$$W_{i \cdot} = \sum_{j=1}^n W_{ij} \quad (2.14)$$

dengan:

$W_{i \cdot}$ = total nilai baris ke- i

W_{ij} = nilai pada baris ke- i kolom ke- j

Salah satu menentukan matriks pembobot adalah dengan menggunakan *queen contiguity* (persinggungan sisi sudut) di mana $W_{ij} = 1$ untuk daerah berbatasan sisi atau titik sudutnya dengan daerah pengamatan $W_{ij} = 0$ untuk daerah lainnya (LeSage, 1999).



Gambar 2.1. Persinggungan Daerah

LeSage (1999) memberikan penjelasan pembobot *queen contiguity* adalah sebagai berikut :

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Matriks penimbang spasial merupakan matriks pembobot korelasi spasial dengan diagonal utama bernilai 0. Untuk menjelaskan pembobot korelasi spasial antar daerah diperlukan proses standarisasi terhadap matriks yang telah terbentuk menggunakan persamaan berikut ini.

$$W_{ij}^* = \frac{w_{ij}}{\sum_{i=1}^n w_{ij}} \quad (2.15)$$

2.3 Model Spasial Survival

Statistika spasial adalah metode statistika yang digunakan untuk menganalisis data spasial. Metode ini dapat digunakan dalam berbagai bidang antara lain, ekonomi, sosial, kesehatan, meteorologi, dan klimatologi. Data spasial adalah data yang memuat informasi “lokasi”, jadi tidak hanya “apa” yang diukur tetapi menunjukkan lokasi dimana data itu berada (Banerjee, Wall, & Carlin, 2003).

Data waktu hingga terjadinya suatu event menurut (Banerjee, Wall, & Carlin, 2003) seringkali dikelompokan dalam strata atau kelompok-kelompok seperti wilayah geografis. Dalam model parametrik weibull, hazard rate adalah disimbolkan persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} h(t_{ij}, x_{ij}) &= h_0(t_{ij}) \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij}) \\ h(t_{ij}, x_{ij}) &= \rho t_{ij}^{\rho-1} \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij}) \end{aligned} \quad (2.16)$$

Sedangkan pada model survival spasial menyertakan frailty, dalam persamaan sebagai berikut.

$$\begin{aligned} h(t_{ij}, x_{ij}) &= h_0(t_{ij}) \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_i) \\ h(t_{ij}, x_{ij}) &= \rho t_{ij}^{\rho-1} \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_i) \end{aligned} \quad (2.17)$$

Di mana $j = 1, 2, \dots, n_i$ merupakan waktu hingga *event* terjadi, $i=1, 2, \dots, s$ merupakan banyaknya strata atau kelompok, t_{ij} merupakan waktu kejadian atau *event*, x_{ij} menyatakan vektor kovariat, ρ merupakan parameter bentuk *baseline hazard* dalam model weibull. *Baseline hazard* dikatakan monoton naik jika $\rho > 1$ dan *baseline hazard* dikatakan monoton turun, jika $\rho < 1$ sedangkan $\rho = 1$ menyatakan *hazard* konstan/datar. W_i merupakan bentuk Hierarki yang menyatakan perbedaan antar strata dan *frailties* W_i strata yang berdekatan menggambarkan kemungkinan memiliki kemiripan atau karakteristik serupa (Banerjee, Wall, & Carlin, 2003).

Pada model *survival* spasial, model dibentuk melalui data *survival* yang tersusun berdasarkan daerah yang saling berdekatan di mana *frailties* W_i dari daerah yang saling berdekatan menggambarkan kemungkinan bahwa daerah-daerah tersebut memiliki karakteristik yang mirip atau daerah yang saling berdekatan akan memiliki tingkat risiko (*hazard*) yang hampir sama dibandingkan dengan daerah yang jauh (Darmofal, 2008).

Secara umum, susunan ruang atau spasial dari kelompok-kelompok dapat dimodelkan, yaitu:

- Pendekatan geostatistik, menggunakan lokasi geografis (lintang dan bujur) dari kelompok atau strata tersebut.
- Pendekatan *lattice*, menggunakan posisi relatif suatu strata atau kelompok terhadap kelompok atau strata yang lain (ketetanggaan). Model ini mengganti distribusi *frailty* yang mengasumsikan proses random W yang hanya didefinisikan oleh daerah indeks diskrit dengan daerah tersebut merupakan partisipasi bagian dari daerah \mathbf{D} , partisipasi ini disebut *lattice*.

Pada efek random (*frailty*) W_i^* mewakili heterogenitas spasial antar strata atau grup pengamatan, sehingga fungsi *hazard* dengan melibatkan efek random spasial dapat diuraikan sebagai berikut:

Fungsi *hazard* unit j ke-1

$$h(t_{ij}, x_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp(\beta_1 X_{11j} + \beta_2 X_{21j} + \dots + \beta_p X_{p1j} + W_1^*)$$

Fungsi *hazard* unit j ke-2

$$h(t_{ij}, x_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp(\beta_1 X_{12j} + \beta_2 X_{22j} + \dots + \beta_p X_{p2j} + W_2^*)$$

Fungsi *hazard* unit j daerah ke-s

$$h(t_{sj}, x_{sj}) = h_0(t_{sj}) \exp(\beta_1 X_{1sj} + \beta_2 X_{2sj} + \dots + \beta_p X_{psj} + W_s^*)$$

dengan X_1, X_2, \dots, X_p merupakan variabel prediktor ke-1 hingga ke-p. $i = 1, 2, \dots, s$ menyatakan lokasi ke-i hingga ke-s. j merupakan unit pengamatan, di mana masing-masing lokasi memiliki banyak unit pengamatan yang berbeda-beda (Darmofal, 2008).

2.3.1 Model Frailty (Efek Random)

Data spasial di mana terdapat sumber-sumber variansi atau keragaman yang tidak dapat dijelaskan melalui vektor covariat 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 efek random atau *frailty terms* dalam model. Terdapat dua pendekatan *frailty* yaitu sebagai berikut.

- 1) *Unit specific* atau individual *frailty terms* adalah setiap unit dalam pengamatan memiliki *frailty* (efek random).
- 2) *Hierarchical* artinya tiap-tiap unit pengamatan saling mengelompokan dan unit-unit dalam satu kelompok mempunyai *frailty* bersama sedangkan *frailty* antar kelompok bersifat *independent*.

Pengujian keragaman yang tidak dapat dijelaskan dalam model secara umum menafsirkan parameter dari efek random (θ). Nilai θ positif menyatakan bahwa adanya heterogenitas yang tidak dapat dijelaskan oleh model, sedangkan $\theta = 0$ menyatakan bahwa sumber-sumber variansi telah dapat dijelaskan melalui kovariat dalam model. Dengan adanya efek random, dapat ditentukan objek mana yang

dapat bertahan lebih lama (objek yang cenderung mengalami *failure event*), dapat menghindarkan bias pada *standard error* yang menyebabkan terjadinya kesalahan informasi. Dalam hal ini *survival* spasial digunakan bentuk pendekatan *Hierarchical* di mana unit pengamatan dikelompokan dalam daerah-daerah kejadian yang diamati (Darmoal, 2008).

2.3.2 Prior CAR (Conditional Autoregressive)

Model *survival* spasial *frailty* di mana W_i mengasumsikan bahwa efek random saling ketergantungan atau *independent*. Hal ini dapat dilihat dari sudut pandang Bayesian, konsisten dengan syarat bahwa distribusi efek random kondisional pada parameter λ , di mana λ merupakan tingkat presisi yang dinyatakan melalui invers varian dari distribusi efek randomnya. Prior λ merupakan prior presisi berdistribusi tunggal bagi *joint* distribusi vektor efek random dan menggambarkan prior *conditionally autoregressive* yang memasukan hubungan ketetanggaan melalui matriks *adjacent* atau nilai λ akan berbeda antar daerah satu dengan daerah yang lain, hal ini bergantung pada jumlah tetangga (kedekatan dengan daerah lain) yang dimiliki oleh daerah tersebut (Darmofal, 2008).

Menurut Bernardinelli dan Montomoli (1992) prior $CAR(\lambda)$ memiliki distribusi proporsional yang dijelaskan dalam persamaan sebagai berikut:

$$\lambda^{\frac{1}{2}} \left(-\frac{\lambda}{2} \sum_{i \text{adj}=1} (W_i^* - W_{i'}^*)^2 \right) \cong \lambda^{\frac{1}{2}} \exp \left(-\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^I m_i W_i^* (W_i^* - \bar{W}_i^*) \right) \quad (2.18)$$

di mana

i dan $i^I =$ wilayah yang saling bertetangga

$\bar{W}_i^* = m_i^{-1} \sum_{j=1}^I W_j^*$ yang merupakan rata-rata dari W_j^* yang bersebelahan dengan W_i^*

$m_i =$ Jumlah tetangga wilayah i

Hasil dari distribusi kondisional tersebut pada efek random spasial dipenuhi oleh :

$$W_i^* | W_j^* \approx N(\bar{W}_i^*, \frac{1}{\lambda m_i}) \quad (2.19)$$

Parameter λ merupakan parameter penghalus yang secara implisit juga menentukan variabilitas dari efek random. Nilai λ akan berbeda antara daerah satu

dengan daerah lain, hal ini tergantung pada jumlah tetangga yang dimiliki oleh daerah tersebut (m_i). Memasukkan informasi mengenai lokasi kejadian, prior CAR menghasilkan distribusi kondisional rata-rata efek random dari daerah-daerah yang bertetangga dengan daerah i. Prior CAR merupakan *mean* dari distribusi efek random spasial yang tidak terdefinisi akibatnya model CAR hanya dapat digunakan sebagai improper prior dan bukan *likelihood* (Darmofal, 2008).

2.3.3 Analisis Bayesian

Metode Bayesian merupakan salah satu metode alternatif untuk mengestimasi parameter model. Ketersedian paket program untuk analisis Bayesian membuat metode ini lebih berdaya dan fleksibel dalam analisis pemodelan secara stokastik yang kompleks. Akibatnya beberapa keterbatasan dalam pemodelan secara klasik dapat diatasi seperti model yang kompleks, asumsi-asumsi yang tidak sesuai dengan relita, dan simplifikasi yang dapat dihindari (Ismartini, 2013)

Perseptif Bayesian menyatakan bahwa data hasil pengamatan berasal dari suatu distribusi probabilitas yang memiliki parameter-parameter yang tidak diketahui dengan pasti. Oleh karena itu perlu ditentukan suatu distribusi dari parameter tersebut yang disebut dengan distribusi prior. Kombinasi antara prior dari parameter dengan informasi data sampel akan menghasilkan distribusi posterior dari parameter. Distribusi posterior ini menyatakan pola ketidakpastian dari nilai parameter populasi setelah diperoleh data hasil pengamatan. Pada umumnya varians dari distribusi posterior lebih kecil dibandingkan dengan varians dari distribusi prior (Gelman, Calin, Stern, & Rubin, 1995).

Dalam Bayesian, parameter θ dipandang sebagai variabel random yang memiliki distribusi, yang disebut distribusi prior. Distribusi prior digunakan untuk menentukan distribusi posterior yang akan menghasilkan estimator Bayesian (Ntzoufras, 2009). Pemodelan Bayesian didasarkan pada model posterior yaitu memadukan data masa lalu sebagai informasi prior dan data pengamatan yang digunakan sebagai fungsi *likelihood*. Menurut Ntzoufras (2009) statistika inferensia hanya berdasarkan pada data sampel dari populasi sedangkan pada Bayesian memanfaatkan informasi data sampel dan memperhitungkan distribusi awal atau yang disebut ditribusi prior.

Menurut (Box & Tiao, 1973) distribusi prior dibagi menjadi beberapa tipe diantaranya:

1. *Conjugate* dan *non conjugate prior* adalah prior yang terkait dengan pola model *likelihood* dari data.
2. *Proper* dan *improper prior* adalah *prior* yang berhubungan dengan pemberian bobot di setiap titik apakah berdistribusi secara *uniform* atau tidak.
3. *Informative* dan *non informative prior* adalah prior yang bergantung pada diketahuinya atau tidak pola distribusi pada data.
4. *Pseudo prior* adalah prior yang bergantung pada hasil elaborasi pendapat kaum *frequentist*.

Pemodelan pada Bayesian didasarkan pada model posterior yaitu memadukan data masa lalu sebagai informasi prior dan data pengamatan yang digunakan sebagai penyusun fungsi *likelihood*. Fungsi dari Bayesian adalah mengatasi adanya autokorelasi spasial pada efek random data waktu hingga suatu event terjadi pada daerah yang saling berdekatan. Estimator pada pendekatan bayesian adalah *mean* atau modus dari distribusi posteriornya. Jika suatu parameter θ dianggap sebagai variabel, maka informasi mengenai sebelum melakukan observasi disebut distribusi prior. Setelah observasi, maka sejumlah observasi akan mempunyai *likelihood*. Distribusi posterior data dibentuk dari kombinasi antara informasi awal yang digunakan sebagai distribusi prior dan informasi sampel yang dinyatakan dengan fungsi *likelihood*. Persamaan distribusi posterior adalah sebagai berikut (Ntzoufras, 2009):

$$f(\theta | x) = \frac{f(x | \theta) f(\theta)}{f(x)} \propto f(x | \theta) f(\theta), \quad (2.20)$$

dengan:

$f(\theta | x)$ = Distribusi posterior,

$f(x | \theta)$ = Fungsi likelihood,

$f(\theta)$ = Distribusi prior,

x = Data,

θ = Parameter,

2.3.4 Markov Chain Monte Carlo (MCMC) dan Gibbs Sampling

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) menurut Ntzoufras (2009) merupakan suatu pendekatan numerik untuk mendapatkan distribusi posterior, dari suatu Bayesian yang sangat rumit dengan metode simulasi yang merupakan antara perpaduan *Monte Carlo* dengan sifat *Markov Chain* untuk mendapatkan data sampel berdasarkan skenario sampling tertentu. Teknik *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) didasarkan pada penyusunan *Markov Chain* yang konvergen secara cepat pada distribusi stasioner yaitu distribusi posterior $f(\theta | x)$. MCMC membangkitkan data sampel parameter θ yang memiliki distribusi tertentu melalui *gibbs sampling*. Langkah terakhir yaitu iterasi di mana setiap langkah tergantung pada satu langkah sebelumnya. Teknik simulasi dengan *markov chain* dapat mengatasi permasalahan karena umumnya dan kemudahan untuk menyesuaikan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) menggabungkan dugaan prosedur iterasi (biasanya disebut metode iterasi) dikarenakan nilai di setiap langkah bergantung dengan langkah sebelumnya.

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

$$f(\theta^{(K+1)} | \theta^{(K)}, \dots, \theta^{(1)}) = f(\theta^{(K+1)} | \theta^{(K)}) \quad (2.21)$$

Dalam membangkitkan sampel dari $f(\theta | x)$, 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 $f(\theta | x)$, dengan langkah seperti berikut :

1. Menentukan nilai awal $\theta^{(0)}$ sesuai dengan domain distribusi yang digunakan.
2. Lakukan dibawah ini dengan membangkitkan sampel $\theta^{(i)}$ Markov Chain sesuai dalam sesuai dengan persamaan (2.21) yang posterior $f(\theta | x)$ dimana x mengikuti distribusi dagum atau lognormal 3 parameter.
3. Ulangi langkah 2 sampai dengan konvergen (pemeriksaan konvergensi bisa dilihat pada sub bab 2.3.5), jika tidak konvergen maka perlu membangkitkan lebih banyak sampel.

4. Membuang sampel $\theta^{(i)}$ sebanyak K iterasi awal untuk menghindari pengaruh dari iterasi awal.
5. Anggap $\{\theta^{(K+1)}, \theta^{(K+2)}, \dots, \theta^{(B)}\}$ sebagai sampel untuk analisis posterior.
6. Buat plot distribusi posterior.
7. Buat ringkasan dari distribusi posterior seperti mean, median, standar deviasi dan standar error (Ntzoufras, 2009).

Markov Chain Monte Carlo (MCMC) dapat menggunakan pendekatan salah satunya adalah dengan metode *Gibbs Sampling*. Menurut Robert dan Casella (2010) dengan menggunakan *Gibbs Sampling*, perhitungan yang sulit dapat dihindari karena *Gibbs Sampling* merupakan teknik untuk membangkitkan peubah acak dari distribusi marginal secara tidak langsung tanpa harus menghitung densitasnya. Teknik pada *Gibbs Sampling* didasarkan pada penyusunan *markov chain* yang konvergen pada distribusi stasioner yaitu distribusi posterior $f(\theta|x)$. Langkah-langkah dalam proses algoritma *Gibbs Sampling* adalah:

1. Menentukan nilai awal untuk setiap parameter

$$\{\theta^{(0)} =, \theta_1^{(0)}, \theta_2^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)}\}$$

di mana $\theta^{(0)}$ merupakan sembarang nilai sesuai batas ketentuan masing-masing distribusi dan p adalah banyaknya parameter.

2. Proses simulasi setelah nilai awal ditentukan adalah

$$\theta_1^{(r)} \text{ dari } f_1(\theta_1 | \theta_2^{r-1}, \theta_3^{r-1}, \dots, \theta_p^{r-1}, x)$$

$$\theta_2^{(r)} \text{ dari } f_2(\theta_2 | \theta_1^{r-1}, \theta_3^{r-1}, \dots, \theta_p^{r-1}, x)$$

$$\theta_3^{(r)} \text{ dari } f_3(\theta_3 | \theta_1^{r-1}, \theta_2^{r-1}, \theta_4^{r-1}, \dots, \theta_p^{r-1}, x)$$

.

.

.

$$\theta_p^{(r)} \text{ dari } f_p(\theta_p | \theta_1^r, \theta_2^r, \theta_3^r, \dots, \theta_{p-1}^r, x)$$

3. Membentuk θ^r dan menyimpannya sebagai himpunan nilai nilai yang dibangkitkan pada iterasi ke $(r+1)$ dari algoritma gibbs sampling.

Gibbs sampling menggunakan *full conditional distribution* yang dihubungkan dengan distribusi posterior. *Full conditional distribution* adalah

distribusi parameter setelah parameter lain dan sampel diamati. Densitas $f_1, f_2, f_3, \dots, f_p$ disebut sebagai *full conditional distribution* (Ntzoufras, 2009).

2.3.5 Pemeriksaan Konvergensi

Pemeriksaan konvergensi dilakukan dalam langkah-langkah teknik simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) yang bertujuan untuk mengetahui pencapaian distribusi target dari algoritma yang jika konvergen tercapai maka sampel yang dibangkitkan dari simulasi tersebut sesuai dengan distribusi posterior. Pemeriksaan konvergensi dalam teknik simulasi *Markov Chain Monte Carlo* dapat menggunakan autokorelasi, dan MC Error.

- Autokorelasi

Autokorelasi dapat dilihat dengan mengukur tingkat ketergantungan pada rantai Markov. Konvergensi akan terpenuhi jika lag pertama pada plot autokorelasi mendekati satu dan lag selanjutnya menuju nol.

- MC Error

MC error menunjukkan variansi estimasi posterior parameter yang di peroleh dari simulasi proses MCMC. Semakin kecil nilai MC error yang dihasilkan maka semakin tinggi akurasi dari estimasi posterior parameter yang diperoleh (Ntzoufras, 2009). Hasil estimasi posterior parameter dinyatakan baik apabila MC error yang dihasilkan memiliki nilai yang lebih kecil dari 5% nilai standar deviasi estimasi posterior parameter tersebut (Kery, 2010)

2.4 Model Spasial Survival dengan Frailty Berdistribusi CAR

Model *survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi CAR adalah model yang menyatakan efek random berdistribusi *conditionally autoregressive*, di mana distribusi tersebut untuk mengetahui autokorelasi spasial yang belum dapat dijelaskan oleh model. Model *survival* spasial diboboti oleh W_i yang didalamnya terdapat distribusi CAR dengan parameter penghalus λ .

Pada penelitian ini distribusi lama perawatan (waktu *survival*) penderita HIV/AIDS mengikuti 3 distribusi yaitu distribusi dagum dan distribusi lognormal 3 parameter. Berikut adalah fungsi Kepekatan Peluang distribusi dagum:

$$f(t; \alpha, \beta, k) = \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{k+1}} \quad (2.22)$$

dimana $t > \infty$, $k > 0$, $\alpha > 0$, $\beta > 0$ dan k, α parameter bentuk dan β parameter skala. t adalah peubah respon yang memiliki distribusi dagum 3 parameter.

Waktu perawatan dengan distribusi lognormal 3 parameter memiliki fungsi kepekatan peluang sebagai berikut :

$$f(t; \beta, \tau, \gamma) = \frac{1}{(t - \gamma) \tau \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{[\ln(t - \gamma) - \beta]^2}{2\tau^2} \right\} \quad (2.23)$$

di mana $t > \gamma \geq 0$, $-\infty < \beta < \infty$, $\tau > 0$, dan γ adalah parameter lokasi. Jika t adalah peubah respon yang memiliki distribusi lognormal 3 parameter, maka $y = \ln(t - \gamma)$ memiliki distribusi normal dengan rata-rata β dan ragam τ^2 . Ketika $\gamma = 0$ maka distribusi berubah menjadi Lognormal 2 Parameter. Distribusi ini akan dimasukan pada model survival spasial yang memiliki efek random berdistribusi CAR yaitu

$$h(t_{ij}, x_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_i) \quad (2.24)$$

dimana

$$y \sim \text{Lognormal}(\mu, \tau, \gamma) / y \sim \text{dagum}(\alpha, \beta, k)$$

$$\mu = \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + \varepsilon_i, \quad \varepsilon_i | \varepsilon_{-i}, W_i \sim \text{Car.Normal}(a, b) / \text{Normal}(a, b), \boldsymbol{\beta} \sim \text{Normal}(s, r)$$

2.4.1 Pengujian Hipotesis

Pengujian parameter bertujuan untuk mengetahui pengaruh variabel respon terhadap variabel prediktor. Menurut Ntzoufras (2009) 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% jika nilai $\alpha = 5\%$ dengan hipotesis sebagai berikut.

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

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

Kriteria keputusannya akan tolak H_0 jika *credibel interval* tidak memuat nilai 0 dengan kesimpulan bahwa peubah respon berpengaruh secara signifikan terhadap peubah prediktor.

2.4.2 Kriteria Kebaikan Model

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). Perkembangan MCMC yang cukup pesat membuat metode ini dapat digunakan untuk membangun berbagai macam model guna meneksplorasi kompleksitas suatu data sesuai dengan realita yang ada. DIC merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam membandingkan model yang dibangun dengan prepektif Bayesian (Ismartini, 2013). Kriteria kebaikan model ini dikembangkan oleh Spiegelhalter untuk menghitung ukuran keakuratan model dalam model Bayesian (Spiegelhalter, Thomas, & Nicky, 2003). Statistik DIC pada Bayesian MCMC:

$$DIC = D(\bar{\theta}) + 2p_D \quad (2.25)$$

dimana

$D(\bar{\theta})$: deviance untuk mean posterior ($f(x_n | \bar{\theta})$) dari $\theta_p^{(i)}$ dimana

$$\theta_p^{(1)}, \theta_p^{(2)}, \dots, \theta_p^{(K)}$$

p_D : banyaknya parameter yang efektif derhadap model yang di dapatkan dari

$$p_D = \overline{D(\theta)} - D(\bar{\theta}) \text{ dimana } \overline{D(\theta)} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M D(\theta_p^{(i)})$$

Metode Bayesian MCMC, fungsi likelihood telah bergabung dengan sebaran prior menjadi sebaran posterior (Spiegelhalter, Thomas, & Nicky, 2003). Model dengan nilai DIC yang terkecil, dipilih sebagai model terbaik.

2.5 Penyakit HIV/AIDS

Human Immunodeficiency Virus (HIV) secara fisiologis adalah virus yang menyerang sistem kekebalan tubuh penderita. Penderita yang sudah terinfeksi HIV

dapat mengalami stress yang berkepanjangan serta akan mempercepat menyebarnya AIDS. HIV menyerang salah satu jenis sel darah putih (limfosit /sel-sel T4) yang bertugas menangkal infeksi. Replikasi virus yang terus menerus mengakibatkan semakin berat kerusakan sistem kekebalan tubuh dan semakin rentan terhadap infeksi oportunistik (IO) sehingga akan berakhir dengan kematian. HIV dapat menyebabkan sistem imun mengalami beberapa kerusakan dan kehancuran, atau sistem kekebalan tubuh penderita menjadi lemah atau tidak memiliki kekuatan pada tubuhnya, maka pada saat inilah berbagai penyakit yang dibawa virus, kuman dan bakteri sangat mudah menyerang seseorang yang sudah terinfeksi HIV. Kemampuan HIV untuk tetap tersembunyi adalah yang menyebabkan virus ini tetap ada seumur hidup, bahkan dengan pengobatan yang efektif (Kemenkes RI, 2011)

2.5.1 Jenis dan Gejala Penyakit HIV/AIDS

HIV/AIDS atau *Acquired Immunodeficiency Syndrom* disebut sindrom yang merupakan kumpulan gejala-gejala berbagai penyakit dan infeksi akibat menurunnya sistem kekebalan tubuh oleh virus (HIV). Berikut beberapa gejala klinis pada stadium AIDS dibagi antara lain :

1. Tanda-tanda utama (gejala mayor)
 - a. Demam berkepanjangan lebih dari tiga bulan.
 - b. Diare kronis lebih dari satu bulan berulang maupun terus menerus.
 - c. Penurunan berat badan lebih dari 10% dalam tiga bulan.
 - d. TBC
2. Tanda-tanda tambahan (gejala minor)
 - b. Batuk kronis selama lebih dari satu bulan.
 - c. Infeksi pada mulut dan tenggorokan disebabkan jamur *Candida Albicans*.
 - d. Pembekakan kelenjar getah bening yang menetap di seluruh tubuh.
 - e. Munculnya *herpes zoster* berulang dan bercak-bercak gatal di seluruh tubuh

Penderita AIDS biasanya mengalami krisis kejiwaan pada dirinya, dalam bentuk kepanikan, ketakutan, kecemasan, keputusasaan, dan depresi. Selain itu adanya stigma yaitu reaksi sosial terhadap penderita HIV/AIDS yang jelek juga

menjadi permasalahan bagi penderita. Stigma ini muncul karena virus ini berkaitan dengan perilaku seksual yang terlalu di umbat.

2.5.2 Faktor-faktor Penularan Penyakit HIV/AIDS

Pada umumnya penyebaran penyakit HIV/AIDS terjadi karena perilaku homoseksual, sebab para pelaku homoseksual banyak yang menggunakan jarum suntik (morphin) dan sering berganti-ganti pasangan, Tetapi berdasarkan pengembangan teknologi risiko ini menjadi terbalik, kelompok heteroseksual pun menempati risiko tinggi, dengan catatan bahwa mereka yang suka melakukan promiskuitas (seks bebas dan pelacuran). Penularan virus HIV/AIDS ini 50%-75% melalui hubungan homoseksual dan 26%-30% melalui hubungan heteroseksual. Namun, informasi ini menyatakan bahwa kini 86% penularan virus HIV/AIDS justru melalui hubungan heteroseksual, sedangkan hubungan homo seksual sekitar 60%, sisanya melalui transfusi darah, penggunaan jarum suntik pada pecandu narkoba.

Penelitian lain tentang HIV/AIDS menunjukkan bahwa virus HIV bisa tertular melalui kehamilan/kelahiran. Ini terjadi pada saat bayi berada dalam kandungan, saat melahirkan atau ketika bayi sudah dilahirkan, diperkirakan bahwa (30-40%) bayi yang lahir dari ibu penderita HIV 30 akan terinfeksi pula (perinatal). Perempuan yang terinfeksi HIV dapat menularkan virusnya pada anak yang disusunya. Ada beberapa peneliti juga mengatakan bahwa sebagian besar (95,7%) penularan dan penyebaran penyakit HIV/AIDS melalui perzinaan khususnya pelacuran dan seks bebas. Maka dari itu, terjangkitnya penyakit kelamin, bahkan dapat menyebabkan mewabahnya penyakit AIDS, salah satu penyebab utamanya ialah berawal dari hubungan seksual yang menyimpang dan sering ganti pasangan (Utami, 2015).

2.5.3 Bahaya Penyakit HIV/AIDS

HIV/AIDS adalah penyakit yang amat mengerikan sehingga HIV/AIDS menimbulkan kepanikan di seluruh dunia. Penderita AIDS akan mengalami stres jauh dari keluarga, atau orang yang dicintainya maupun pada masyarakat. Permasalahan yang muncul pada umumnya pada penderita HIV/AIDS selain

masalah fisik juga dianggap tidak bermoral. Kalau sudah demikian risiko bunuh diri para penderita HIV/AIDS pun cukup tinggi. Para dokter dan petugas kesehatan dihadapkan pada dilema, banyak konflik dalam pengambilan keputusan, risiko dalam permintaan penderita untuk bantuannya melakukan bunuh diri agar mempercepat kematian (UNAIDS, 2013)

2.5.4 Penanganan Penyakit HIV/AIDS

Pencegahan dan penanganan HIV/AIDS selama ini sudah dilakukan oleh organisasi pemerintah maupun non pemerintah. Upaya yang dilakukan antara lain dalam bentuk seminar, workshop, penyuluhan, pelatihan, penerbitan buku, bahkan pamphlet atau stiker tentang bahaya HIV/AIDS dan cara-cara pencegahannya. Berbagai upaya pencegahan bertujuan untuk menurunkan hingga meniadakan infeksi HIV baru, menurunkan hingga meniadakan kematian yang disebabkan oleh AIDS, menurunkan stigma diskriminasi terhadap ODHA, dan meningkatkan kualitas hidup ODHA, serta mengurangi dampak sosial.

Upaya pencegahan yang dilakukan pemerintah memiliki empat sifat yaitu sebagai berikut :

1. Promotif (fungsi pemahaman) yaitu fungsi bimbingan dan konseling yang membantu konseling atau klien agar memiliki pemahaman terhadap dirinya (potensinya), dan lingkungannya (pendidikan, pekerjaan, dan norma agama). Berdasarkan pemahaman ini, klien diharapkan mampu mengembangkan potensi dirinya secara optimal, dan menyesuaikan dirinya dengan lingkungan secara dinamis dan konstruktif.
2. Preventif (fungsi pencegahan) yaitu membantu individu menjaga atau mencegah timbulnya masalah bagi dirinya.
3. Kuratif yaitu membantu individu memecahkan masalah yang sedang dihadapi atau dialami.
4. Rehabilitatif yaitu layanan ini ditujukan untuk menurunkan angka kesakitan, angka kematian, mengatasi penularan serta penyebaran penyakit agar wabah tidak meluas ke daerah lain serta mengurangi dampak negatif yang ditimbulkannya.

Pada bidang kesehatan pengobatan HIV/AIDS menggunakan terapi antiretroviral (ARV). Terapi antiretroviral (ARV) digunakan untuk menekan replikasi virus HIV, dengan targetnya yaitu terjadi perkembangan klinis dan imunologis ke arah yang lebih baik sehingga mampu menurunkan angka kematian dan kesakitan pada penderita HIV/AIDS. Keberhasilan pengobatan ini dipengaruhi oleh penggunaan rejimen ARV dan kepatuhan pengobatan pada tiap individu. Selain keberhasilan pengobatan, kualitas dan umur harapan hidup penderita HIV/AIDS juga dipengaruhi oleh berbagai karakteristik penderita, baik secara demografi maupun klinis. Karakteristik demografi dan klinis penderita yang dimaksud adalah usia, jenis kelamin, status fungsional, stadium klinis, berat badan, tekanan darah, kadar hemoglobin, jumlah CD4, viral load, dan infeksi oportunistik. Kondisi individu tersebut sangat menentukan status imunitas, progresivitas penyakit dan penerimaan tubuh terhadap penyakit. Jika faktor-faktor tersebut menunjukkan respon yang baik maka akan diikuti status imunitas tubuh yang baik sehingga progresivitas penyakit dalam tubuh dapat ditekan dan pada akhirnya mampu meningkatkan kualitas hidup penderita. Terapi antiretroviral (ARV) yang digunakan untuk menekan replikasi HIV harus digunakan seumur hidup. Pada enam bulan sejak memulai terapi ARV diharapkan terjadi perkembangan klinis dan imunologi yang baik karena merupakan masa yang kritis dan penting, bahkan terkadang terjadi toksisitas obat. Berbagai faktor mempengaruhi perbaikan klinis maupun imunologis tersebut sehingga diperlukan adanya pemantauan pada penderita yang sudah mulai terapi ARV untuk menunjang keberhasilan terapi ARV (Utami, 2015)

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini membahas pengembangan model spasial survival dengan distribusi dagum dan lognormal 3 parameter untuk mendapatkan penaksir parameter model serta aplikasi model bayesian spasial *survival* pada data kejadian HIV/AIDS di Jawa timur.

3.1 Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder rekap medis rawat jalan mengenai karakteristik keadaan perawatan penderita penyakit HIV/AIDS di Rumah Sakit Dr Soetomo yang melibatkan faktor spasial. Data yang diambil adalah data perawatan penderita penyakit HIV/AIDS dengan tes CD4 dan *screening* lengkap hingga dinyatakan meninggal, berhenti dan lost follow up/kunjungan terakhir, yang disebut sebagai *failure event*, dan waktu pengambilan rekap medis mulai tanggal 27 Desember 2017 sampai 26 Januari 2018. Data yang diambil perawatan penderita penyakit HIV/AIDS di Rumah Sakit Soetomo tahun 2012 sampai dengan 2017. Data yang didapatkan sejumlah 518 Penderita HIV/AIDS dan dieliminasi menjadi 440, karena sebanyak 78 dari 38 Kabupaten/Kota di Jawa Timur penderita HIV/AIDS tidak melakukan tes CD4 hingga dinyatakan Rujuk Keluar dari ART. Faktor spasial dapat dinyatakan dengan kedekataan antara Kabupaten/Kota satu dengan Kabupaten/Kota yang lain (matriks adjacent) dan variabel yang digunakan bersifat kategorik dan kontinu.

3.2 Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan tiga variabel yaitu variabel respon, variabel predictor, dan variabel spasial. Berikut adalah identifikasi dari ketiga variabel yang digunakan dalam penelitian:

3.2.1 Variabel Respon

Variabel Respon dalam penelitian ini adalah lama perawatan yang disimbolkan dengan t , yaitu waktu perawatan penderita HIV/AIDS akibat ART (terapi Antiretroviral) sampai dengan dinyatakan kondisi rujuk keluar dari Terapi ART,

meninggal, berhenti atau lost follow up/kunjungan terakhir (mengidentifikasi adanya data tersensor atau kegagalan) dalam satuan hari. Variabel respon dikategorikan menjadi:

- a. Data survival tidak tersensor adalah data penderita HIV/AIDS mengikuti ART hingga dinyatakan rujuk keluar dari ART atau dalam kondisi membaik (hanya minum Obat).
- b. Data tersensor adalah data penderita HIV/AIDS mengikuti ART hingga dinyatakan meninggal, berhenti atau lost follow up/kunjungan terakhir.

3.2.2 Variabel Prediktor

Variabel prediktor pada penelitian ini ada tujuh belas variabel yang diamati.

Berikut adalah definisi variabel yang diamati:

1) Jenis Kelamin (X_1)

Jenis kelamin yang didefinisikan sebagai berikut:

1= laki-laki

2= perempuan

2) Usia (X_2)

Usia penderita HIV/AIDS ketika memulai mengikuti program ART dan dinyatakan dalam satuan tahun di RS Soetomo Surabaya. Dengan kategori sebagai berikut :

0 = Usia <25 tahun

1 = Usia 25-50 tahun

2 = Usia >50 tahun

3) Pendidikan (X_3)

Pendidikan penderita HIV/AIDS ketika masuk di RS Soetomo Surabaya.

Berikut adalah kategori Pendidikan:

0 = Tidak Sekolah

1= Sekolah Dasar (SD)

2= Sekolah Menengah Pertama (SMP)

3= Sekolah Menengah Atas/Umum (SMA/SMU)

4= Akademisi/Universitas

4) Status Pekerjaan (X_4)

Status Pekerjaan penderita HIV/AIDS saat masuk di RS Soetomo Surabaya dengan kategori sebagai berikut:

1= Bekerja

0=Tidak bekerja.

5) Status Perkawinan (X_5)

Status Perkawinan penderita HIV/AIDS saat masuk di RS Soetomo Surabaya dengan kategori sebagai berikut:

1= Menikah

0=Belum Menikah

6) Berat Badan (X_6)

Berat badan penderita ketika mulai mengikuti program ARV dan dinyatakan dalam satuan kilo gram (Kg) di RS Soetomo Surabaya. Berikut adalah kategori berat badan:

0 = Berat badan kurang dari 50 kg

1 = berat badan antara 50 – 65 kg

2= berat badan di atas 65 kg

7) Kadar CD4 Absolud (X_7)

Presentase sel T-CD4 yang diserang virus HIV dibanding total sel T-CD4 yang ada pada saat pemeriksaan klinis dan Laboratorium RS Soetomo Surabaya. Berikut adalah kategori Kadar CD4 Absolud:

0 = kadar CD4 kurang Absolud dari 410 yang dinamakan Upnormal

1= kadar CD4 Absolud lebih dari sama dengan 410 yang dinamakan normal

8) Stadium Penderita (X_8)

Stadium klinis penderita berdasarkan ketentuan WHO pada saat mulai Terapi ART dengan stadium awal dimulai dari stadium 1 hingga stadium 4. Berikut adalah kategori stadium penderita pada penderita HIV/AIDS:

1 = Stadium 1

2 = Stadium 2

3 = Stadium 3

4 = Stadium 4

9) Status Fungsional (X_9)

Kondisi fungsional tubuh saat terapi ARV memiliki hubungan yang positif terhadap stadium penyakit. Berikut adalah kategori status fungsional pada penderita HIV/AIDS:

0 = kerja

1 = Ambulator

2 = Berbaring

10) Kepatuhan terapi (X_{10})

Kepatuhan terapi penderita HIV/AIDS ketika memulai mengikuti program ART di RS Soetomo Surabaya. Berikut adalah kategori kepatuhan terapi penderita:

1 = Patuh

0 = Tidak Patuh

11) Infeksi Oportunitis (X_{11})

Infeksi dan tidak terinfeksi penyakit yang menyerang kekebalan tubuh penderita HIV/AIDS ketika memulai mengikuti program ART hingga dinyatakan keluar dari ART pada periode penelitian. Infeksi Oportunitis dikategorikan menjadi dua yaitu:

1 = terinfeksi

0 = tidak terinfeksi

12) Status TB (Tubercolosis) (X_{12})

Status TB (Tubercolosis) pada penderita HIV/AIDS ketika memulai mengikuti program ART di RS Soetomo Surabaya yang dikategorikan sebagai berikut:

1 = tidak ada gejala atau tanda TB (Tubercolosis)

2 = Suspek TB (Tubercolosis) artinya Rujuk ke DOTS atau Pemeriksaan sputum)

3 = Terdapat TB (Tubercolosis) atau dalam terapi TB (Tubercolosis)

4 = Tidak dilakukan Skrining

13) Faktor Resiko Penularan (X_{13})

Faktor Resiko Penularan penyakit HIV/AIDS saat masuk RS Soetomo. Factor resiko ini didapatkan dari penderita konsultasi dengan pihak medis atau perawat dan dikategorikan menjadi menjadi enam yaitu sebagai berikut:

- 1 = Heteroseksual
2 = Homoseksual
3 = Biseksual
4 = NAPZA (Narkoba dan obat-obatan terlarang)
5 = Tranfusi Darah
6 = perinatal
- 14) Riwayat ARV (X₁₄)
Data kategorikal yang dinyatakan informasi apakah penderita pernah mendapatkan ARV sebelumnya:
0 = Belum pernah mendapatkan ARV
1 = Pernah mendapatkan ARV
- 15) Adherence ARV (kepatuhan minum obat) (X₁₅)
Sesuatu keadaan penderita HIV/AIDS yang mematuhi aturan pengobatan atas dasar kesadaran sendiri, bukan hanya karena mematuhi perintah dokter. Berikut adalah kriteria kepatuhan minum obat penderita HIV/ AIDS:
1 = lebih dari sama dengan 95% (> 3 dosis lupa diminum dalam 30 hari)
2 = antara 80-95% (3-12 dosis lupa diminum dalam 30 hari)
3 = kurang dari 80% (>12 dosis lupa diminum dalam 30 hari)
- 16) Rejimen ARV (X₁₆)
Rejimen ARV merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi kepatuhan penderita dalam minum obat sehingga secara tidak langsung hal ini memberikan dampak pada keberhasilan pengobatan. Rejimen ARV ini diberikan ketika memulai mengikuti program ART. Berikut adalah kategori Rejimen ARV pada pengobatan penderita HIV/AIDS:
1 = obat AZT+3TC+EFV
2 = obat AZT+3TC+EVP
3 = obat AZT+3TC+NVP
4 = obat TDF+3TC+EFV
5 = obat ZDV+3TC+EFV
6 = obat ZDV+3TC+NVP.
- 17) PMO (X₁₇)

Pendamping Minum Obat penderita HIV/AIDS ketika memulai mengikuti program ART di RS Soetomo Surabaya yang dikategorikan sebagai berikut:

1 = Keluarga

2 = Diri-sendiri

3 = Petugas/Perawat/Yayasan

Berikut adalah keterangan pada variabel respon dan variabel prediktor dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Skala
1	Lama Perawatan (T)	Interval
2	Jenis Kelamin (X_1)	Nominal
3	Usia (X_2)	Ordinal
4	Pendidikan (X_3)	Ordinal
5	Status Pekerjaan (X_4)	Nominal
6	Status Perkawinan (X_5)	Nominal
7	Berat Badan (X_6)	Ordinal
8	Kadar CD4 Absolud (X_7)	Nominal
9	Stadium Penderita (X_8)	Ordinal
10	Status Fungsional (X_9)	Ordinal
11	Kepatuhan Terapi (X_{10})	Nominal
12	Infeksi Oportunitis (X_{11})	Nominal
13	Status TB (Tuberkolosis) (X_{12})	Ordinal
14	Faktor Resiko Penularan (X_{13})	Nominal
15	Riwayat ARV (X_{14})	Nominal
16	Adherence ARV (X_{15})	Ordinal
17	Rejimen ARV (X_{16})	Nominal
18	PMO (X_{17})	Nominal

3.2.3 Variabel Spasial

Lokasi dinyatakan dalam Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Timur asal penduduk berobat di RS Soetomo Surabaya. Keterangan pada variabel respon, peubah prediktor dan faktor spasial dapat dilihat pada tabel 3.2.

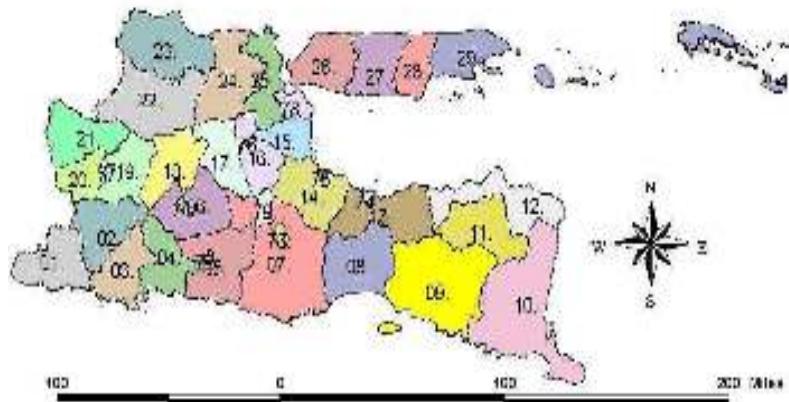
Tabel 3.2. Struktur Data Analisis Spasial *Survival*

No	T (Lama Perawatan)	δ (Status sensor)	X ₁	X ₂	.	X ₁₇	Kota/Kab
1	t ₁	δ_1	X ₁₁	X ₂₁	.	X ₁₇₁	1
2	t ₂	δ_2	X ₁₂	X ₂₂	.	X ₁₇₂	1
.
.
440	T ₄₄₀	δ_{440}	X ₁₄₄₀	X ₂₄₄₀	.	X ₁₇₄₄₀	s

Berdasarkan tabel 3.2 menjelaskan struktur data spasial *survival* dimana data yang peroleh dari rumah sakit RS Soetomo Surabaya dikelompokan berdasarkan Kabupaten/Kota di Jawa Timur, langkah selanjutnya dijumlahkan sesuai dengan Kabupaten/Kota dan dihitung efek spasial menggunakan Moran I. Memunculkan efek random spasial peta Jawa Jimur yang berbentuk Shp di convert pada Sofware R, sehingga mendapatkan bobot dan daerah yang berdekatan berdasarkan karakteristik yang sama dan perhitungan menggunakan *frailty* normal dan CAR (*conditional autoregressive*).

3.3 Peta Jawa Timur

Peta digital ini digunakan sebagai dasar pembentukan matriks penimbang spasial (W) dengan melihat contiguity (ketetanggaan) antar kabupaten/kota di Jawa Timur. Jenis matriks penimbang spasial yang digunakan adalah *Queen Contiguity*. Berikut merupakan peta Wilayah Kabupaten/Kota di Jawa Timur:



Gambar 3.1 Peta Wilayah Kabupaten/Kota di Jawa Timur

Keterangan : kode wilayah 38 kabupaten/kota di Jawa Timur:

- | | | |
|-----------------|----------------|----------------------|
| 01. Pacitan | 14. Pasuruan | 27. Sampang |
| 02. Ponorogo | 15. Sidoarjo | 28. Pamekasan |
| 03. Trenggalek | 16. Mojokerto | 29. Sumenep |
| 04. Tulungagung | 17. Jombang | 30. Kota Kediri |
| 05. Blitar | 18. Nganjuk | 31. Kota Blitar |
| 06. Kediri | 19. Madiun | 32. Kota Malang |
| 07. Malang | 20. Magetan | 33. Kota Probolinggo |
| 08. Lumajang | 21. Ngawi | 34. Kota Pasuruan |
| 09. Jember | 22. Bojonegoro | 35. Kota Mojokerto |
| 10. Banyuwangi | 23. Tuban | 36. Kota Madiun |
| 11. Bondowoso | 24. Lamongan | 37. Kota Surabaya |
| 12. Situbondo | 25. Gresik | 38. Kota Batu |
| 13. Probolinggo | 26. Bangkalan | |

3.4 Langkah Analisis Bayesian Survival Spasial

Berikut adalah langkah-langkah dalam menyelesaikan analisis spasial survival dengan pendekatan Bayesian yang memiliki distribusi dagum, dan LogNormal 3 parameter:

1. Mengkaji model spasial *survival* (Dagum dan Lognormal 3 Parameter) dengan mempertimbangkan adanya pengaruh lokasi (spasial) menggunakan pendekatan bayesian. Langkah-langkahnya antara lain:
 - a. Menambahkan efek random spasial (*spatial frailty term*) pada model *hazard* proporsional sehingga diperoleh persamaan (2.17)
 - b. Menentukan distribusi *prior* dan *joint distribution*.

- c. Menentukan estimasi parameter model *survival* spasial dengan menggunakan MCMC dan *Gibbs sampling*.
- 2. Mengumpulkan data mengenai penderita perawatan HIV/AIDS di RS Dr Soetomo Surabaya.
- 3. Mengidentifikasi kejadian, 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 penderita perawatan penyakit HIV/AIDS mengalami *failure event* atau dinyatakan rujuk keluar dari ART atau kondisi membaik (Hanya Minum Obat).
- 4. Mendeskripsikan karakteristik penderita perawatan HIV/AIDS berdasarkan variabel yang diamati, dengan melakukan analisis statistika deskriptif meliputi tabel deskriptif, *pie chart*, dan crosstab.
- 5. Memeriksa asumsi proportional *hazard* terhadap waktu survival dengan melihat kurva $-\ln(-\ln S(t))$.
- 6. Mendeskripsikan distribusi data waktu *survival* (lama perawatan penderita penyakit HIV/AIDS) di RS Dr Soetomo Surabaya hingga dinyatakan rujuk keluar dengan ART atau penderita dinyatakan meninggal, berhenti dan lost follow up/kunjungan terakhir pada persamaan (2.10).
- 7. Menambahkan “add-ins” distribusi dagum dan lognormal 3 parameter dalam WinBUGS sebagai generator parameter untuk distribusi dagum dan lognormal 3 parameter.
 - 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 dagum, yang terdiri dari pdf distribusi dagum dan fungsi log-likelihood dari distribusi dagum dan CDF dari distribusi dagum.
 - f. Membuat *coding* program berdasarkan input pada langkah ke (e) dan menempatkannya dalam procedure yang bersesuaian.
 - g. Melakukan komplikasi program
 - h. Melakuakan validasi program
8. Menentukan model spasial *survival* dengan distribusi Dagum dan Lognormal 3 Parameter dengan *frailty* berdistribusi Normal dan *Conditionally Auto-regressive* (CAR) pada kejadian penyakit HIV/AIDS di provinsi Jawa Timur berdasarkan faktor-faktor yang memengaruhi laju kesembuhan penderita menggunakan paket program *open source WinBUGS*. Langkah-langkahnya adalah dengan Menentukan bobot spasial (*W*) menggunakan *queen contiguity* yang dilakukan dengan input wilayah Jawa Timur ke dalam paket program *open source WinBUGS*. Kemudian mencari matriks kedekatan (*matrix adjacent*) dengan cara sebagai berikut:
- Membuat peta atau map poligon Kabupaten/Kota di wilayah Jawa Timur dengan format *Shapefile* (.Shp) melalui Software ArcView GIS 9.3
 - Merubah map poligon dalam bentuk *shapefile* (.Shp) menjadi bentuk text (.text) melalui Software R.3.4.2.
 - Memasukan map dalam bentuk text(.text) ke dalam program *open source WinBUGS*.
 - Menghitung matrik pembobot *Queen Contiguity* Pada paket program *open source WinBUGS*
9. Melakukan pengujian autokorelasi spasial, pada data jumlah HIV/AIDS masing-masing Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Timur dengan perhitungan statistik uji Moran's I berupa Z_{hitung} pada persamaan (2.11) dan (2.12).
10. Menentukan model dan parameter *survival* dengan distribusi dagum, dan Lognormal 3 parameter menggunakan simulasi *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)* dan *Gibb Sampling*.

a. Distribusi Dagum

Berikut adalah langkah menentukan model dan parameter survival dengan distribusi Dagum (α , β dan k) yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Menentukan fungsi *Likelihood*
- Menentukan distribusi prior parameter model survival Dagum parameter berdasarkan informasi dari data. parameter α mengikuti distribusi gamma (1,1). Parameter β mengikuti distribusi gamma (1,1) dan parameter k mengikuti distribusi gamma (1,1).
- Penentukan inisialisasi parameter (α , β dan k) menggunakan 1-Step MCMC yang mana inisial untuk parameter α dan k masing-masing 1 dan 1 sedangkan β inisialnya 1.
- Menghitung nilai fungsi *hazard* dan fungsi survival pada distribusi dagum berdasarkan posterior *summaries* yang telah diperoleh.

b. Distribusi Lognormal 3 Parameter

Berikut adalah langkah menentukan model dan parameter survival dengan distribusi Lognormal 3 Parameter β , τ dan γ yang dapat dijelaskan sebagai berikut:

- Menentukan fungsi *Likelihood*
- Menentukan distribusi prior parameter model survival Lognormal 3 parameter berdasarkan informasi dari data. Parameter β , τ dan γ mengikuti distribusi normal (0,0.001). Parameter τ mengikuti distribusi gamma (1,1) dan parameter γ mengikuti distribusi normal (0,0.001).
- Penentukan inisialisasi parameter β , τ dan γ menggunakan 1-Step MCMC yang mana inisial untuk parameter β dan τ masing-masing 0 dan 1 sedangkan γ inisialnya 0.
- Menghitung nilai fungsi *hazard* dan fungsi survival pada distribusi lognormal 3 parameter berdasarkan posterior *summaries* yang telah diperoleh

11. Menentukan matriks pembobot spasial (*Weighted Matrix*) W^s .

12. Menentukan distribusi efek random spasial (*Spatial Frailty Term*).
13. Menentukan *mean* dan *varians* dari distribusi efek random spasial survival pada distribusi dagum dan lognormal 3 Parameter:

a) Distribusi Dagum

Mengestimasi parameter model survival dengan efek random spasial (α , β , k dan λ) melalui simulasi MCMC dengan *gibbs sampling* seperti dalam langkah sebagai berikut:

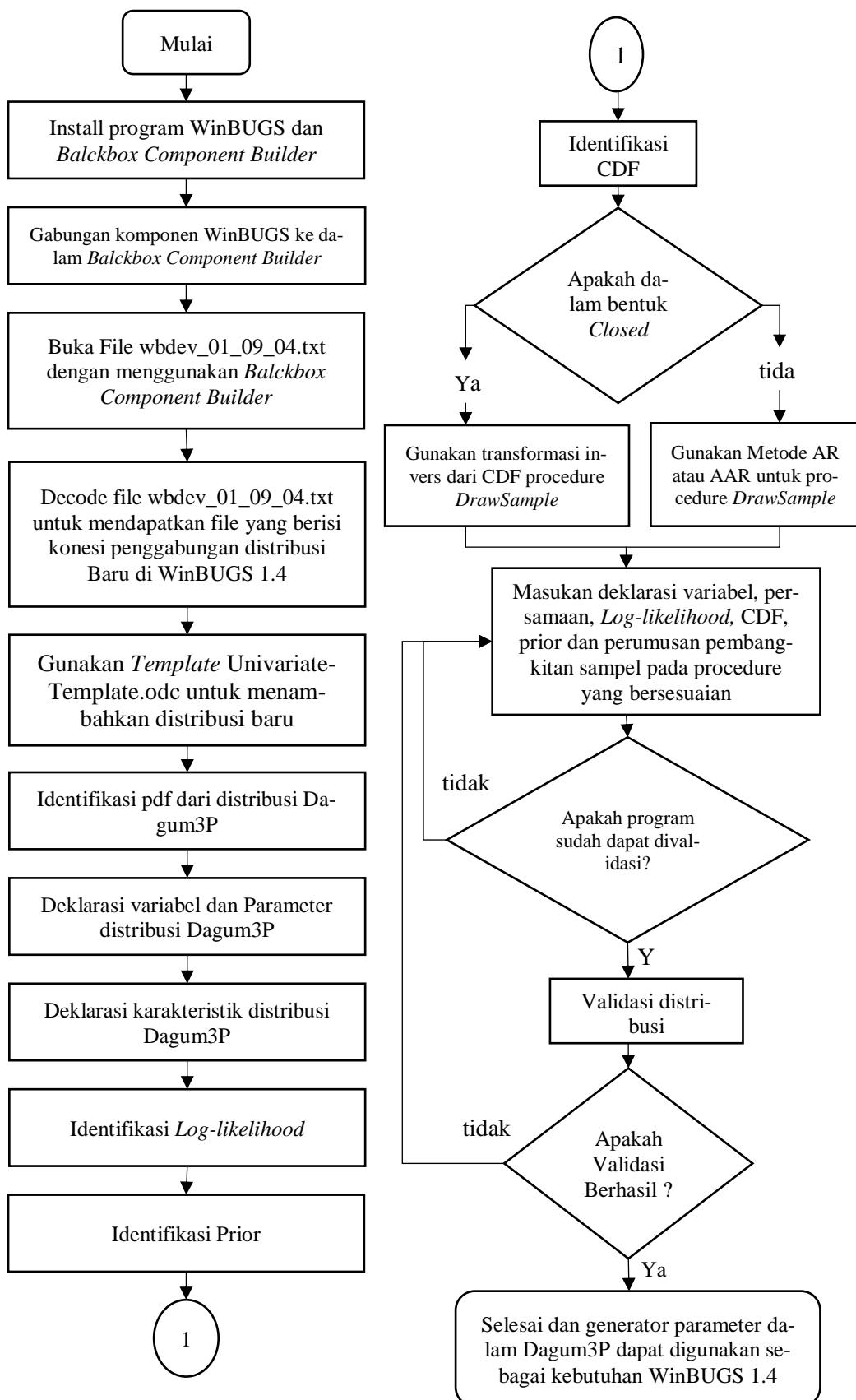
- Menentukan fungsi *likelihood*
- Menentukan distribusi prior masing-masing parameter berdasarkan informasi dari data. Parameter α dan λ mengikuti distribusi gamma (1,1) dan distribusi gamma (1,1), parameter k mengikuti distribusi gamma (10.851,1), parameter β mengikuti distribusi normal dengan distribusi yang didapatkan dari pemodelan *Generalized Liniear Model*.
- Menentukan *initial value* (nilai awal) untuk masing-masing parameter model menggunakan 2-steps MCMC. Untuk pemberian insial awal parameter $\alpha = 1$, parameter $\beta_1 = 1$ dan parameter $tau2 = 5$

b) Distribusi Lognormal 3 Parameter

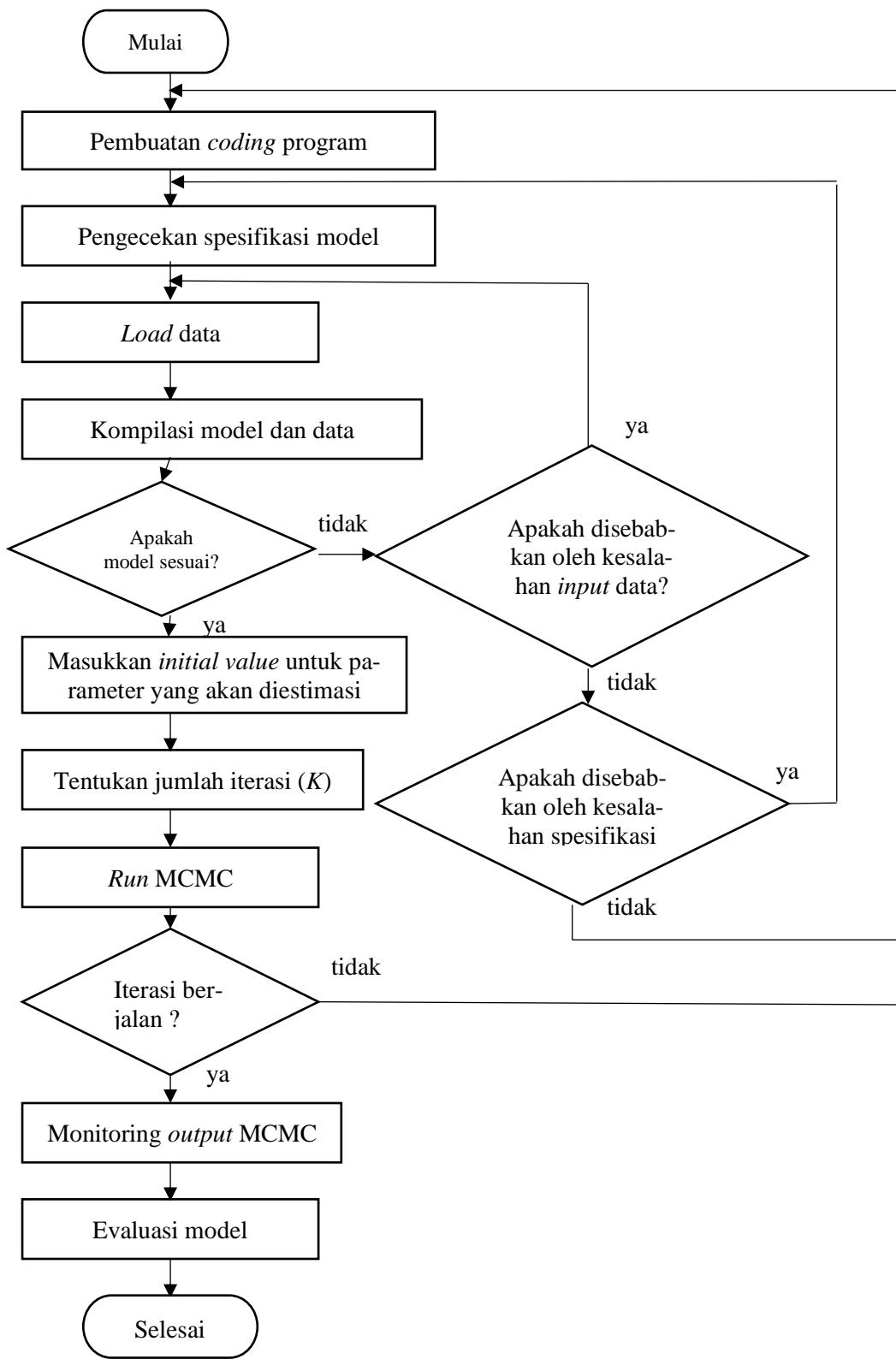
Mengestimasi parameter model survival dengan efek random spasial α , β , γ , dan λ melalui simulasi MCMC dengan *gibbs sampling* seperti dalam langkah sebagai berikut:

- Menentukan fungsi *likelihood*
- Menentukan distribusi prior masing-masing parameter berdasarkan informasi dari data. Parameter τ dan λ mengikuti distribusi gamma (1,1) dan distribusi gamma (1,1), parameter γ mengikuti distribusi normal (3.851,0.1), parameter β mengikuti distribusi normal dengan distribusi yang didapatkan dari pemodelan *Generalized Liniear Model*.
- Menentukan *initial value* (nilai awal) untuk masing-masing parameter model menggunakan 2-steps MCMC. Untuk pemberian insial awal parameter $tau2 = 1$, parameter $\beta = 0$ dan parameter $\tau = 1$.

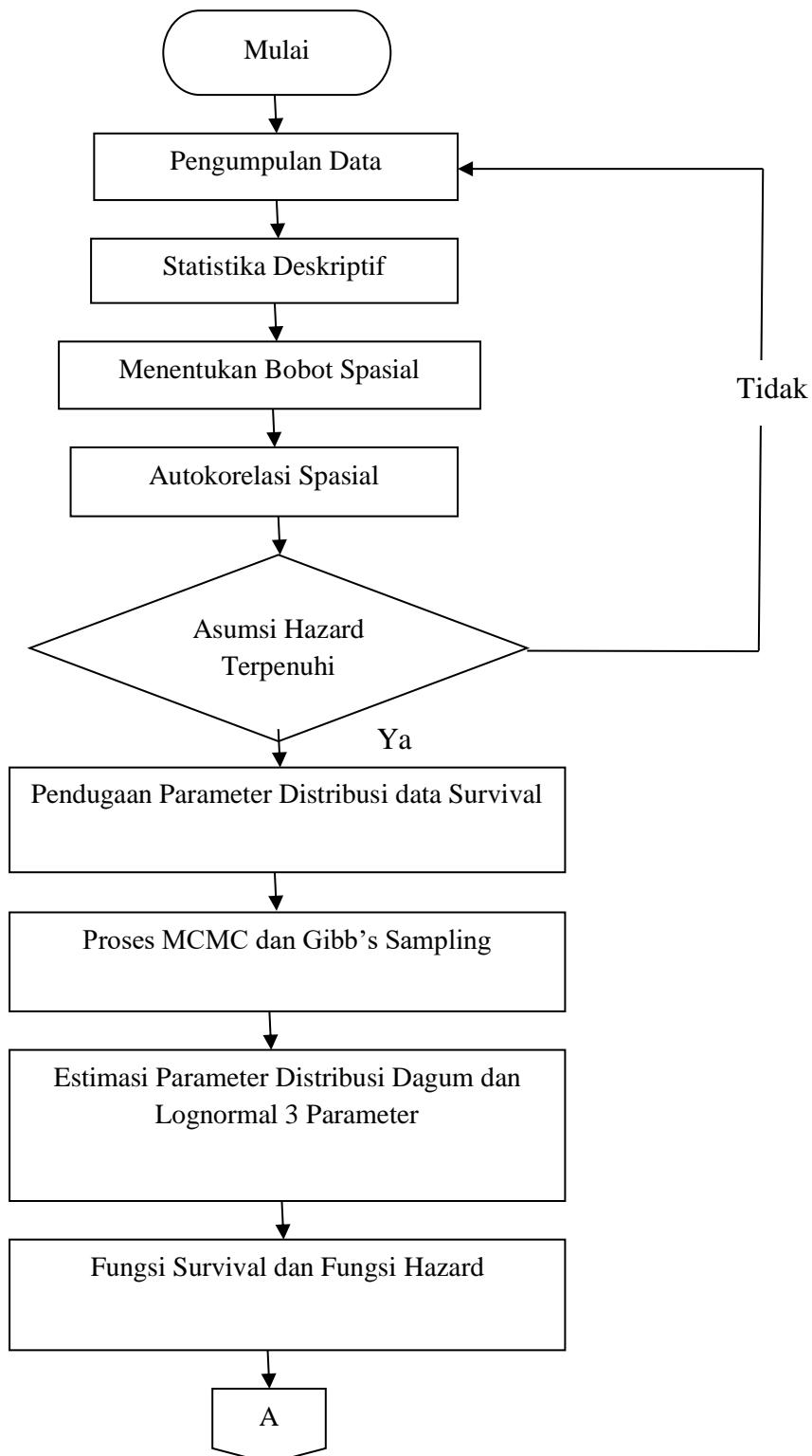
14. Membangkitkan T sampel $\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^K$ dari distribusi posterior $f(\theta|x)$ dilakukan *update* T sebanyak yang dibutuhkan n kali dengan *thin* secukupnya agar proses *Markov Chain* terpenuhi. Langkah ini Pada distribusi Dagum, dan Lognormal 3 parameter.
15. Algoritma konvergen dijelaskan sebagai keadaan ketika algoritma telah mencapai stasioner pada distribusi posterior dagum dan lognormal 3 Parameter. Jika tidak mencapai kestasioneran maka perlu menambahkan lebih banyak lagi observasi yang diamati. Beberapa cara untuk menentukan kekonvergenan antara lain:
 - a. Nilai MC error yang kecil
 - b. Berdasarkan plot ACF, nilai autokorelasi yang rendah menunjukkan kekonvergenan terjadi secara cepat.
16. Mendapatkan ringkasan dari distribusi posterior (mean, median, standard deviasi, MC error, dan selang kepercayaan 95%) pada distribusi dagum dan lognormal 3 Parameter.
17. Membentuk dan menginterpretasikan model spasial *survival* yang berdistribusi Dagum dan Lognormal 3 Parameter dengan *Frailty* berdistribusi *Conditionally Autoregressive* (CAR) berdasarkan persamaan (2.17).
18. Mencari nilai DIC untuk memilih kriteria Model terbaik
19. Menentukan faktor-faktor yang memengaruhi laju kesembuhan atau laju bertahan hidup penderita untuk tiap-tiap Kabupaten/Kota.

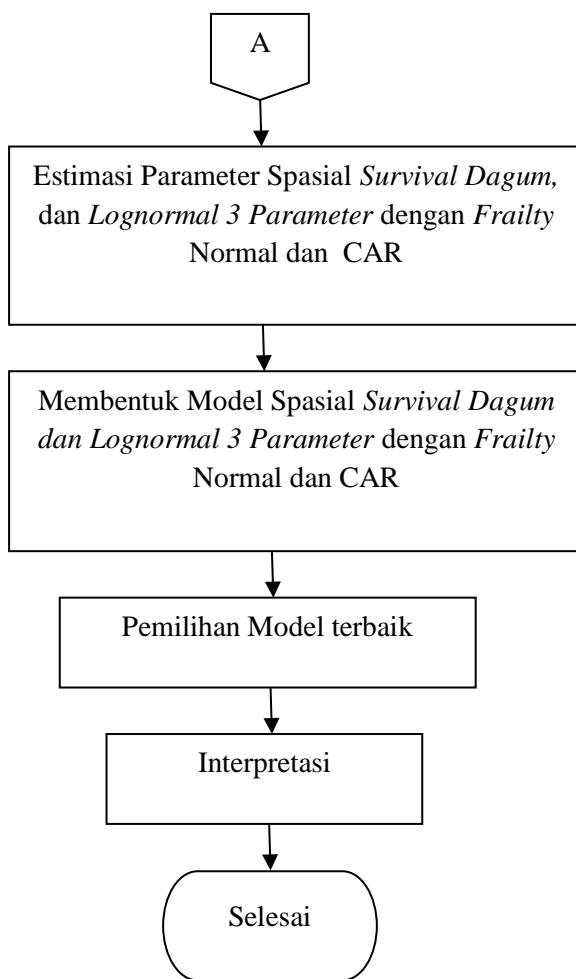


Gambar 3.2 Flowchart penambahan distribusi Dagum pada WinBUGS



Gambar 3.3 Flowchart Implementasi Estimasi Parameter pada WinBGUS





Gambar 3.4 Flowchart Model Bayesian Spasial *Survival* Pada Proses Kejadian HIV/AIDS di Jawa Timur.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini akan membahas mengenai penjabaran model survival yang berdistribusi dagum 3 parameter dan lognormal 3 parameter dengan mempertimbangkan efek spasial, yang estimasi parameter menggunakan MCMC dan *Gibbs Sampling*. Aplikasi model Bayesian Spasial Survival pada studi kasus proses kejadian HIV/AIDS di Jawa Timur serta faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan seseorang.

4.1 Bayesian Spasial Survival Model

Pada bab ini akan menjawab tujuan pertama penelitian yaitu mengenai penjabaran model *survival* yang menggunakan dua distribusi yaitu dagum dan lognormal 3 parameter dengan mempertimbangkan efek spasial dan efek random (*Frailty*) berdistribusi Normal dan CAR (*Conditional Autoregressive*).

4.1.1 Penambahan Efek Random Spasial

Model pada pendekatan spasial survival adalah di bentuk dari data *survival* dengan melibatkan efek spasial dimana data *survival* dikelompokkan ke dalam strata-strata, berdasarkan penyebaran unit/obyek pengamatan tertentu sehingga model *survival* yang dihasilkan telah mengakomodir independensi antar strata terhadap variabel prediktor tertentu. Independensi antar strata/grup ini menyebabkan munculnya efek random (*frailty*) antar strata/grup amatan yang saling berhubungan. Contoh kasus dalam penelitian ini yaitu mengenai kasus HIV/AIDS dimana sistem penyebaran penyakit HIV/AIDS signifikan yang dipengaruhi oleh daerah asal penderita yang memiliki faktor-faktor HIV/AIDS yang kejadianya dipengaruhi oleh faktor lokasi, karena pada lokasi yang diamati memiliki beberapa faktor yaitu tingkat Pendidikan seksual di suatu Kabupaten/Kota yang diamati, impor HIV/AIDS yang artinya penyakit ini menyebar melewati batas Kabupaten/Kota yang dinamakan batas territorial, dan jumlah VCT (*Voluntary Counselling and Testing*). Beberapa faktor tersebut berbeda antara daerah satu dengan daerah lainnya, namun akan terjadi kemiripan karakteristik dari faktor-faktor tersebut antar daerah yang saling berdekatan/ bertetangga atau bisa dikatakan daerah yang saling berdekatan

akan saling berkorelasi, baik korelasi positif maupun negatif. Maka dapat disimpulkan bahwa daerah yang saling berdekatan akan memiliki tingkat resiko (*hazard*) yang hampir sama dibandingkan dengan daerah yang jauh.

Model *frailty* merupakan hubungan antara daerah-daerah yang saling berdekatan dinyatakan melalui sebuah matriks *adjacent* (matriks ketetanggaan) pada efek random model survival. Model *frailty* bertujuan untuk menyertakan efek random yang tidak teramat ke dalam fungsi *hazard* sehingga mampu mewakili heterogenitas data. Fungsi *hazard* selalu bernilai positif sehingga distribusi efek random (*frailty*) yang digunakan juga harus memiliki nilai positif (Hosmer & Lemeshow, 1999). Berikut adalah fungsi hazard yang menyertakan efek random:

$$h(t_{ij}, x_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp(\beta_1 x_{1ij} + \beta_2 x_{2ij} + \dots + \beta_p x_{p_{ij}} + W_i) \quad (4.1)$$

dimana W_i merupakan bentuk *stratum-specific frailty* yang dibentuk untuk menyatakan perbedaan antar strata/grup, dengan diasumsikan identik, independen dan $W_i \sim N(0, \sigma^2)$. *Frailty* W_i sebuah subjek yang dinyatakan dengan nilai > 1 ataupun < 1 , yaitu jika $W_i > 1$ maka dapat dikatakan bahwa subjek tersebut lebih beresiko untuk mengalami *failure event* yang lebih besar dibandingkan risiko subjek lainnya. Sedangkan jika nilai $W_i < 1$ maka subjek akan sulit untuk mengalami *failure event* atau risiko *hazard* lebih kecil dibandingkan subjek lainnya. Misalnya, *failure event* berupa bertahan hidup maka jika nilai *frailty* $W_i > 1$ berarti bahwa subjek akan cenderung lebih cepat untuk bertahan hidup dibandingkan subjek lainnya, dan sebaliknya jika $W_i < 1$ maka subjek atau grup tersebut dinyatakan rentan meninggal dibandingkan risiko grup lainnya.

4.1.2 Join Distribusi dan Distribusi Prior

Distribusi (*Conditionally Autoregressive*) digunakan sebagai distribusi prior untuk parameter v yang mewakili efek random (*frailty*) yang saling ber-korelasi secara spasial, dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$\mathbf{W}^* | \lambda \sim CAR(\lambda) \quad (4.2)$$

dimana $\lambda = 1/v$, sedangkan bentuk umum dari prior CAR yang memiliki join distribusi proporsional sebagai berikut:

$$\lambda^{I/2} \exp\left[-\frac{\lambda}{2} \sum_{i \text{ adj } i'} \left(W_i^* - W_{i'}^*\right)^2\right] \propto \lambda^{I/2} \exp\left[-\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^I m_i W_i^* \left(W_i^* - \bar{W}_i^*\right)\right]. \quad (4.3)$$

dimana:

i dan i' : Wilayah yang saling bertetangga

\bar{W}_i^* : $m_i^{-1} \sum_{j=1}^I W_j^*$ yang merupakan rata-rata dari W_j^* yang bertetangga dengan

W_i^* dan $i \text{ adj } j$ merupakan daerah yang saling bertetangga

m_i : Jumlah tetangga yang dimiliki oleh daerah i

Melalui persamaan $W_i^* | W_j^* \sim N(\bar{W}_i^*, v/m_i)$ dengan mengganti nilai $v = 1/\lambda$ maka diperoleh persamaan berikut (Banerjee, Wall, & Carlin, 2003):

$$W_i^* | W_j^* \sim N(\bar{W}_i^*, 1/(\lambda m_i)) \quad (4.4)$$

dengan λ merupakan parameter penghalus yang secara implisit juga menentukan variabilitas dari efek random (*frailty*). Nilai λ akan berbeda antara daerah satu dengan daerah yang lain, hal ini bergantung pada jumlah tetangga (kedekatan dengan daerah lain) yang dimiliki oleh daerah tersebut (m_i). Berikut adalah penjabaran distribusi yang digunakan yaitu dagum, dan lognormal 3 parameter :

1. Distribusi Dagum

Pada penelitian ini distribusi lama perawatan (waktu *survival*) penderita HIV/AIDS mengikuti distribusi dagum tiga parameter (α, β, k). Distribusi dagum memiliki fungsi kepekatan peluang sebagai berikut:

$$f(t; k, \alpha, \beta) = \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k - 1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{k+1}} \quad (4.5)$$

dimana $t > \infty$, $k > 0, \alpha > 0, \beta > 0$ dan k, α parameter bentuk dan β parameter skala. t adalah peubah respon yang memiliki distribusi dagum 3 parameter. Sedangkan fungsi distribusi kumulatif sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
F(t) &= p(T \leq t) \\
&= \int_0^t \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k+1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{k+1}} dt = \frac{\alpha k}{\beta} \int_0^t \frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k+1}}{\left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{k+1}} dt \\
\text{misalkan } \alpha k - 1 &= \alpha(k+1) - (\alpha+1) \text{ maka } \left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k+1} = \left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha(k+1)-(\alpha+1)} \\
&= \frac{\alpha k}{\beta} \int \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-(\alpha+1)} \left(\frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha}{1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha} \right)^{k+1} dt \\
&= \frac{\alpha k}{\beta} \int \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-(\alpha+1)} \left(\frac{1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha}{\left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha} \right)^{-(k+1)} dt \\
&= \frac{\alpha k}{\beta} \int \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-(\alpha+1)} \left(\frac{1}{\left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha + 1} \right)^{-(k+1)} dt \\
&= \frac{\alpha k}{\beta} \int \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-(\alpha+1)} \left(\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha} + 1 \right)^{-(k+1)} dt \\
&= \frac{\alpha k}{\beta} \int \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-(\alpha+1)} \left(\frac{1}{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha} + 1} \right)^{(k+1)} dt \\
u &= \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha} \quad du = -\frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha-1} dt \quad \text{sehingga } dt = \frac{du}{-\frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha-1}} \\
&= \frac{\alpha k}{\beta} \int_0^{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}} \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-(\alpha+1)} \left(\frac{1}{u+1} \right)^{(k+1)} \frac{du}{-\frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha-1}} \\
&= -k \int_0^{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}} \left(\frac{1}{u+1} \right)^{(k+1)} du \\
&= -k \int_0^{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}} (u+1)^{-(k+1)} du \\
\text{misal } v &= u+1 \quad dv = du \\
&= -k \int_0^{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}+1} v^{-(k+1)} dv \\
&= -k * \frac{1}{-(k+1)+1} v^{-(k+1)+1} \Big|_0^{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}+1} \\
&= v^{-k} \Big|_0^{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}+1} = \left(\left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha} + 1 \right)^{-k}
\end{aligned}$$

Berdasarkan fungsi survival pada persamaan (2.2) maka dapat ditentukan fungsi survival dari distribusi dagum sebagai berikut :

$$S(t) = 1 - F(t)$$

$$= 1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}$$

Kemudian fungsi Hazard berdasarkan persamaan (2.3) adalah sebagai berikut:

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{\frac{\alpha k \left(t/\beta \right)^{\alpha k-1}}{\beta \left(1 + \left(t/\beta \right)^\alpha \right)^{k+1}}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}}$$

$$= \frac{\alpha k \left(t/\beta \right)^{\alpha k-1} \beta^{-1} \left(1 + \left(t/\beta \right)^\alpha \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}}$$

$$= \frac{\alpha k \left(t/\beta \right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(t/\beta \right)^\alpha \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}}$$
(4.8)

Persamaan umum regresi *cox* pada persamaan (2.8) dapat membentuk model dagum sebagai berikut :

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)$$

$$= \frac{\alpha k \left(t/\beta \right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(t/\beta \right)^\alpha \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}}$$
(4.9)

Selanjutnya $h_0(t)$ merupakan suatu fungsi yang nilainya tergantung pada nilai t sedangkan $\exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)$ bebas dari nilai t sehingga parameter μ dapat dinyatakan sebagai berikut :

$$\mu = \alpha k / \beta = \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p), \quad (4.10)$$

dan baseline hazar $h_0(t)$ dinyatakan sebagai berikut :

$$h_0(t) = \frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}\right)^{-k}} \quad (4.11)$$

Sehingga fungsi hazard dinyatakan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}\right)^{-k}} \alpha k / \beta \\ &= \frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}\right)^{-k}} \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i^*) \\ &= \frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}\right)^{-k}} \exp(\beta_0) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i^*) \\ &= \left[\frac{\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta}\right)^{-\alpha}\right)^{-k}} \exp(\beta_0) \right] \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i^*) \end{aligned} \quad (4.12)$$

Estimasi untuk setiap parameter diperoleh melalui bentuk distribusi ber-syarat penuh dari setiap parameter yaitu α , k dan β_i dengan penentuan distribusi

prior terlebih dahulu. Distribusi prior yang digunakan merupakan gabungan antara prior *conjugate* dan *Informatif* adalah sebagai berikut :

$$\alpha \sim \text{Gamma} (r,s)$$

$$k \sim \text{Gamma} (r,s)$$

$$\beta_i \sim \text{Normal} (v,w)$$

Setelah diketahui distribusi waktu survival maka selanjutnya mencari prior dari masing-masing distribusi sehingga menghasilkan distribusi penuh. Distribusi penuh untuk setiap parameter model diperoleh melalui penurunan dari bentuk distribusi gabungan semua variabel dalam model, sehingga distribusi posterior bersyarat penuh proporsional dapat dicari melalui fungsi *likelihood* dikali dengan prior. Berdasarkan model *lattice frailty CAR*, δ menyatakan status penderita (dalam kasus ini 0 = penderita penyakit HIV/AIDS tidak mengalami kegagalan (*failure event*) dalam kasus ini penderita dinyatakan meninggal, berhenti, dan lost follow up/kunjungan terakhir dan 1 = penderita penyakit HIV/AIDS mengalami *failure event* atau dinyatakan rujuk keluar dari ART). t merupakan waktu dan X merupakan vektor dari kovariat. Untuk mendapatkan Distribusi *full conditional* pada masing-masing parameter dengan cara menintegralkan fungsi likelihood dan prior.maka joint distribusinya adalah sebagai berikut :

$$p(\beta, W, \alpha, k, \lambda | t, x, \delta) = L(\beta, W, \alpha, k; t, x, \delta) p(W | \lambda) p(\beta) p(\alpha) p(k) p(\lambda) \quad (4.13)$$

Dari bentuk pertama pada ruas kanan merupakan *likelihood* untuk hazard da-gum 3 parameter, yang ketiga merupakan *joint* distribusi dari efek random. Sedangkan sisanya adalah distribusi prior masing-masing parameter. Fungsi *likelihood* dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$L(\beta, W, \alpha, k; t, x, \delta) = \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \quad (4.14)$$

Berdasarkan persamaan (2.3) didapatkan persamaan $f(t) = h(t)S(t)$ sehingga persamaan dapat dijabarkan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
L(\beta, \mathbf{W}, \alpha, k; \mathbf{t}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\delta}) &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \\
&= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} \left\{ h_{ij}(t_{ij}) S_{ij}(t_{ij}) \right\}^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \\
&= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \\
&= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})
\end{aligned} \tag{4.15}$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (4.12) dan (2.2) maka dapat dijabarkan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
L(\beta, \mathbf{W}, \alpha, k, \mathbf{t}, \mathbf{x}, \boldsymbol{\delta}) &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij}) \\
&= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} \left\{ \frac{\left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k}} \exp \beta^T \mathbf{x}_{ij} + \mathbf{w}_i \right\}^{\delta_{ij}} \\
&\quad * \left\{ 1 - \left(\left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k} \right\} \\
&= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} \left\{ \frac{\left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k}} \exp(\beta_0) \exp \beta^T \mathbf{x}_{ij} + \mathbf{w}_i \right\}^{\delta_{ij}} \\
&\quad * \left\{ 1 - \left(\left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k} \right\}
\end{aligned} \tag{4.16}$$

Distribusi prior yang digunakan adalah :

$$p(k) = \frac{s^r(k) \exp^{-r-1}(-sk)}{\Gamma(r)}$$

adalah distribusi prior untuk k yaitu gamma (r, s)

$p(\alpha) = \frac{s^r(\alpha) \exp^{r-1}(-s\alpha)}{\Gamma(r)}$ adalah distribusi prior untuk α yaitu Normal (r, s)

$p(\beta_i) = \sqrt{\frac{w}{2\pi}} (-\frac{w}{2}(\beta_i - v)^2)$ adalah distribusi prior untuk β_i yaitu Normal (v, w)

Distribusi posterior marginal untuk masing-masing parameter k , α dan β_i serta λ dilakukan dengan mengintegralkan keluar parameter-parameter yang bersangkutan dan dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 p(\alpha | k, \lambda, \beta_{1:p}) &\equiv \int_{k} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{1:p}} I(t | k, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(k) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) dk d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p \\
 p(k | \alpha, \lambda, \beta_{1:p}) &\equiv \int_{\alpha} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} I(t | \alpha, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) d\alpha d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p \\
 p(\beta_0 | \alpha, k, \lambda, \beta_{1:p}) &\equiv \int_{\alpha} \int_{k} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} I(t | \alpha, k, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(k) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) d\alpha dk d\beta_1 \dots d\beta_p \\
 p(\beta_1 | \alpha, k, \lambda, \beta_{1:p} \neq 1) &\equiv \int_{\alpha} \int_{k} \int_{\lambda} \int_{\beta_2} \dots \int_{\beta_{1:p}} I(t | \alpha, k, \lambda, \beta_2, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(k) p(\lambda) p(\beta_2) \dots p(\beta_{1:p}) d\alpha dk d\lambda d\beta_2 \dots d\beta_{1:p} \\
 &\vdots \\
 p(\beta_p | \alpha, k, \lambda, \beta_{1:p} \neq p) &\equiv \int_{\alpha} \int_{k} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{p-1}} I(t | \alpha, k, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}) p(\alpha) p(k) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_{p-1}) d\alpha dk d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_{p-1}
 \end{aligned} \tag{4.17}$$

2. Distribusi Lognormal 3 Parameter

Pada penelitian ini distribusi lama perawatan (waktu *survival*) penderita HIV/AIDS mengikuti distribusi Lognormal 3 parameter (β, τ, γ). Distribusi Lognormal 3 Parameter memiliki fungsi kepekatan peluang sebagai berikut :

$$f(t; \beta, \tau, \gamma) = \frac{1}{(t - \gamma)\tau\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[\ln(t - \gamma) - \beta]^2}{2\tau^2}\right\} \tag{4.18}$$

di mana $t > \gamma \geq 0$, $-\infty < \beta < \infty$, $\tau > 0$, dan γ adalah parameter lokasi. Jika t adalah peubah respon 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 Lognormal 2 Parameter.

Distribusi Lognormal yang ditransformasikan ke dalam bentuk distribusi normal baku dapat diperoleh sebagai berikut :

$$f(t) = \frac{P\left(Z = \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right)}{\tau(t-\gamma)} \quad (4.19)$$

Fungsi distribusi kumulatif pada distribusi Lognormal 3 Parameter atau $F(t)$ memiliki persamaan sebagai berikut:

$$F(t) = \int_0^t \frac{1}{(u-\gamma)\tau\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[\ln(u-\gamma)-\beta]^2}{2\tau^2}\right\} du \quad (4.20)$$

Berdasarkan persamaan (2.2) didapatkan fungsi *survival* dari distribusi Lognormal 3 Parameter sebagai berikut :

$$\begin{aligned} S(t) &= 1 - F(t) \\ &= 1 - \int_0^t \frac{1}{(u-\gamma)\tau\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{[\ln(u-\gamma)-\beta]^2}{2\tau^2}\right\} du \\ &= P(T > t) \\ &= P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right] \end{aligned} \quad (4.21)$$

Sedangkan fungsi *hazard* dari distribusi Lognormal 3 Parameter dapat diketahui sebagai berikut :

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ &= \frac{P\left(Z = \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right)}{\frac{\tau(t-\gamma)}{P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right]}} \\ &= \frac{P\left(Z = \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right)}{\tau(t-\gamma) \left\{ P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right] \right\}} \end{aligned} \quad (4.22)$$

Persamaan umum regresi *cox* pada persamaan (2.8) dapat membentuk model Lognormal 3 Parameter sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
h(t, X) &= h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p) \\
&= \frac{P\left(Z = \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right)}{\tau(t-\gamma) \left\{ P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right] \right\}}
\end{aligned} \tag{4.23}$$

Selanjutnya $h_0(t)$ merupakan suatu fungsi yang nilainya tergantung pada nilai t sedangkan $\exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)$ bebas dari nilai t sehingga parameter μ dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\mu = \frac{P\left(Z = \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right)}{\left\{ P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right] \right\}} = \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_p X_p), \tag{4.24}$$

dan baseline hazar $h_0(t)$ dinyatakan sebagai berikut :

$$h_0(t) = \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \tag{4.25}$$

Sehingga fungsi hazard dinyatakan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
h(t) &= \frac{P\left(Z = \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right)}{\tau(t-\gamma) \left\{ P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma)-\beta}{\tau}\right] \right\}} \\
&= \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i) \\
&= \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i) \\
&= \left\{ \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0) \right\} \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i)
\end{aligned} \tag{4.26}$$

Estimasi untuk setiap parameter diperoleh melalui bentuk distribusi bersyarat penuh dari setiap parameter yaitu τ , γ , dan β_i dengan penentuan distribusi prior terlebih dahulu. Distribusi prior yang digunakan merupakan gabungan antara prior *conjugate* dan *Informatif* sebagai berikut:

$\tau \sim \text{Gamma}(r, s)$

$$\gamma \sim \text{Normal}(r,s)$$

$$\beta_i \sim \text{Normal}(v,w)$$

Distribusi penuh untuk setiap parameter model diperoleh melalui penurunan dari bentuk distribusi gabungan semua variabel dalam model, sehingga distribusi posterior bersyarat penuh proporsional dapat dicari melalui fungsi likelihood dikali dengan prior. Berdasarkan model *Lattice Frailty* CAR, δ menyatakan status penderita (dalam kasus ini 0 = penderita penyakit HIV/AIDS tidak mengalami kegagalan (*failure event*) dalam kasus ini penderita dinyatakan meninggal, berhenti, dan lost follow up / kunjungan terakhir dan 1 = penderita penyakit HIV/AIDS mengalami *failure event* atau dinyatakan rujuk keluar dari ART). t merupakan waktu dan X merupakan vektor dari kovariat, maka joint distribusinya adalah sebagai berikut :

$$p(\beta, W, \tau, \gamma, \lambda | t, x, \delta) = L(\beta, W, \sigma, \gamma; t, x, \delta) p(W | \lambda) p(\beta) p(\tau) p(\gamma) p(\lambda) \quad (4.27)$$

Dari bentuk pertama pada ruas kanan merupakan *likelihood* untuk hazard weibull 3-Parameter, yang ketiga merupakan *joint* distribusi dari efek random. Sedangkan sisanya adalah distribusi prior masing-masing parameter. Fungsi *likelihood* dapat dijelaskan sebagai berikut :

$$L(\beta, W, \tau, \gamma; t, x, \delta) = \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \quad (4.28)$$

Berdasarkan persamaan (2.3) didapatkan persamaan $f(t) = h(t)S(t)$ sehingga persamaan dapat dijabarkan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} L(\beta_{1+i}, W, \tau; t, x, \delta) &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} \{h_{ij}(t_{ij})S_{ij}(t_{ij})\}^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}} \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij}) \end{aligned} \quad (4.29)$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (4.26) maka dapat dijabarkan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 L(\beta, W, \tau, \gamma, t, x, \delta) &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij}) \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} \left\{ \left\{ \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0) \right\} \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i^*) \right\}^{\delta_{ij}} \left(P \left[Z > \frac{\ln(t-\gamma) - \mu}{\tau} \right] \right)
 \end{aligned} \tag{4.30}$$

Distribusi prior yang digunakan adalah :

$$p(\tau) = \frac{s^r(\tau) \exp^{r-1}(-s\tau)}{\Gamma(r)} \text{ adalah distribusi prior untuk } \tau \text{ yaitu Normal } (r, s)$$

$$p(\gamma) = \sqrt{\frac{s}{2\pi}} \left(-\frac{s}{2} (\beta_{1+i} - r)^2 \right) \text{ adalah distribusi prior untuk } \gamma \text{ yaitu Normal } (r, s)$$

$$p(\beta_{1+i}) = \sqrt{\frac{w}{2\pi}} \left(-\frac{w}{2} (\beta_{1+i} - v)^2 \right) \text{ adalah distribusi prior untuk } \beta_i \text{ yaitu Normal } (v, w)$$

Distribusi full conditional untuk masing-masing parameter τ , γ dan β_{1+i} serta λ dilakukan dengan mengintegralkan parameter-parameter yang bersangkutan dan dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 p(\tau | \gamma, \lambda, \beta_{1+i}) &\propto \int_{\tau} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{1+p}} I(t | \tau, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\tau) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) d\tau d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p \\
 p(\gamma | \tau, \lambda, \beta_{1+i}) &\propto \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{1+p}} I(t | \tau, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\tau) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) d\tau d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p \\
 p(\lambda | \tau, \gamma, \beta_{1+i}) &\propto \int_{\tau} \int_{\gamma} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{1+p}} I(t | \tau, \gamma, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\tau) p(\gamma) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) d\tau d\gamma d\beta_1 \dots d\beta_p \\
 p(\beta_1 | \tau, \gamma, \lambda, \beta_{1+i} \neq 1) &\propto \int_{\tau} \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_2} \dots \int_{\beta_{1+p}} I(t | \tau, \gamma, \lambda, \beta_2, \dots, \beta_p) p(\tau) p(\gamma) p(\lambda) p(\beta_2) \dots p(\beta_p) d\tau d\gamma d\lambda d\beta_2 \dots d\beta_p \\
 &\vdots \\
 p(\beta_p | \tau, \gamma, \lambda, \beta_{1+i} \neq p) &\propto \int_{\tau} \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{1+p}} I(t | \tau, \gamma, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}) p(\tau) p(\gamma) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_{p-1}) d\tau d\gamma d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_{p-1}
 \end{aligned} \tag{4.31}$$

Estimasi parameter bayesian spasial survival model dengan distribusi dagum dan lognormal 3 parameter menggunakan Algoritma MCMC dan Gibbs Sampling. Proses update parameter dalam model dilakukan melalui Gibbs Sampler berdasarkan sampel dari bentuk distribusi bersyarat penuh (*full Conditional Distribution*) yang didapatkan dari persamaan (4.17) dan (4.31). Distribusi posterior yang telah dijabarkan tergolong rumit dan sulit untuk diselsaikan secara manual sehingga

estimasi terhadap parameternya dilakukan melalui *Gibbs Sampling*. Proses *Markov Chain Monte Carlo* pada efek random spasial melibatkan proses stokastik $\{\lambda^{(1)}, \dots, \lambda^{(K)}\}$ dimana $f(\lambda^{(K+1)} | \lambda^{(1)}, \dots, \lambda^{(K)}) = f(\lambda^{(K+1)} | \lambda^{(K)})$ atau secara sederhana dapat dijelaskan sebagai $W_i | W_j$ di mana W_j menyatakan keseluruhan *frailty* selain itu *frailty* W_i dan W_i bergantung hanya pada daerah tetangganya selanjutnya, estimasi parameter model survival spasial melalui *Gibbs Sampling* dengan distribusi dagum dan lognormal 3 parameter dapat dijelaskan sebagai berikut :

1. Menentukan nilai awal atau tebakan awal untuk masing-masing parameter.

$$(\alpha^0, k^0, \lambda^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0) \text{ dan } (\tau^0, \gamma^0, \lambda^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0)$$

2. Selanjutnya didapatkan urutan acak

$$\alpha^1 \text{ dari } p(\alpha | t, k^0, \lambda^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0) \text{ dan } \gamma^1 \text{ dari } p(\gamma | t, \tau^0, \lambda^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0)$$

$$k^1 \text{ dari } p(k | t, \alpha^0, \lambda^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0) \text{ dan } \tau^1 \text{ dari } p(\tau | t, \gamma^0, \lambda^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0)$$

$$\lambda^{(1)} \text{ dari } p(\lambda | t, \alpha^0, k^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0) \text{ dan } \lambda^{(1)} \text{ dari } p(\lambda | t, \gamma^0, \tau^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0)$$

$$\beta_1^1 \text{ dari } p(\beta_1^1 | t, \alpha^0, k^0, \lambda^0, \beta_2^0, \dots, \beta_p^0) \text{ dan } \beta_1^1 \text{ dari } p(\beta_1^1 | t, \gamma^0, \tau^0, \lambda^0, \beta_2^0, \dots, \beta_p^0)$$

:

$$\beta_p^1 \text{ dari } p(\beta_p^1 | t, \gamma^0, \tau^0, \lambda^0, \beta_2^0, \dots, \beta_{p-1}^0), \beta_p^1 \text{ dari } p(\beta_p^1 | t, \gamma^0, \tau^0, \lambda^0, \beta_2^0, \dots, \beta_{p-1}^0)$$

3. Mengulangi langkah ke-dua hingga kondisi konvergen (sampel untuk inferensi parameter model sudah cukup).

4.2 Model Spasial *Survival* Proses Kejadian HIV/AIDS di Jawa Timur

4.2.1 Karakteristik Penderita HIV/AIDS

Pada penelitian ini akan dilakukan analisis tentang faktor-faktor yang mempengaruhi penderita HIV/AIDS. Langkah pertama dilakukan analisis deskriptif untuk mengetahui karakteristik penderita Perawatan HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya, karakteristik tersebut dapat diketahui berdasarkan waktu perawatan atau ketahanan hidup, usia, berat badan, dan presentase CD4 absolut. Pada Tabel 4.1 diberikan analisis deskriptif dari Lama Perawatan atau waktu survival dan beberapa variabel prediktor.

Tabel 4.1 Analisis Deskriptif Variabel Penderita HIV/AIDS

Variabel	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Usia (Tahun)	440	13,00	60,00	34,5773	9,34524
Berat Badan (Kg)	440	18,00	104,00	54,6159	11,87176
CD4 Absolut (ribuan/ μ l)	440	1,00	1220,00	184,1250	179,71167
Lama Perawatan (Hari)	440	11,00	2775,00	1015,2705	681,74615

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa dari 440 penderita HIV/AIDS, sebagian besar lama perawatan penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya adalah sekitar 1015 hari atau 2 tahunan. 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 2775 hari atau hampir 3 tahunan. Penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya sebagian besar berusia 34 tahun, paling muda berusia 13 tahun dan paling tua berusia 60 tahun. Penyakit ini tidak hanya menyerang remaja namun juga orang dewasa bahkan usia paruh baya. Rata-rata berat badan penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya adalah 54,61 kg dengan berat badan terendah adalah 18 kg dan berat badan tertinggi sebesar 104 kg. Semakin rendah berat badan seseorang penderita HIV/AIDS maka keadaan keadaan penderita cenderung lebih parah . Rata-rata jumlah CD4 absolut penderita HIV/AIDS di RS Dr Soetomo Surabaya sebesar 184,1250 dengan jumlah CD4 absolut minimum 1 dan jumlah CD4 absolut terbesar 1220,00. Semakin sedikit jumlah CD4 absolut seseorang maka akan semakin parah penyakit HIV/AIDS yang diderita dan semakin banyak jumlah CD4 absolut seseorang maka akan semakin membaik penyakit HIV/AIDS dengan syarat batas normal jumlah CD4 absolut berkisar lebih dari 410 Jadi dapat disimpulkan bahwa terdapat penderita HIV/AIDS yang keadaannya sangat labil karena hanya memiliki jumlah CD4 rata-rata sebesar 184,1250 disebabkan karena kurangnya kesadaran masyarakat terhadap penyakit HIV/AIDS dan pengobatan awal skrining baru dilakukan setelah keadaan agak parah. Berikut ini merupakan karakteristik penderita HIV/AIDS dalam bentuk tabuasi silang atau crosstab berdasarkan status penderita dengan beberapa faktor kategorikal.

Tabel 4.2. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Jenis Kelamin (X_1)

Lama Perawatan	Jenis Kelamin		Total
	1	2	
Meninggal, Lost follow up	26 (16%)	61 (21,9%)	87 (19,8%)
Rujuk Keluar Dengan ART	136 (84%)	217 (78,1%)	353 (80,2%)
Total	162 (100%)	278 (100%)	440 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.2 menjelaskan presentase laki-laki yang rujuk keluar dengan ART lebih besar dibandingkan dengan perempuan serta presentase laki-laki yang meninggal maupun lolos follow up lebih besar dibandingkan dengan perempuan sehingga dapat disimpulkan bahwa kebanyakan penderita HIV/AIDS berjenis kelamin laki-laki.

Tabel 4.3. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Usia (X_3)

Lama Perawatan	Usia		
	0	1	2
Meninggal, lost follow up	13 (22,4%)	69 (19,5%)	5 (17,2%)
Rujuk keluar dengan ART	45 (77,6%)	284 (80,5%)	24 (82,4%)
Total	58 (100%)	353 (100%)	29 (100%)

Pada Tabel 4.3 presentase terbesar penderita HIV/AIDS yang rujuk keluar dengan ART dan lama perawatan hingga dinyatakan Meninggal atau Lost follow up adalah usia 25 sampai 50 tahun sehingga dapat disimpulkan bahwa penderita HIV/AIDS sebagian besar berusia 25 sampai 50 tahun.

Tabel 4.4. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Pendidikan (X_3)

Lama Perawatan	Pendidikan				
	0	1	2	3	4
Meninggal, Lost follow up	0(0%)	11(20,4%)	10(15,9%)	40 (17,9%)	26 (27,4%)
Rujuk keluar dengan ART	4 (100%)	43(79,6%)	53(84,1%)	184(82,1%)	69 (72,6%)
Total	4 (100%)	54 (100%)	63 (100%)	224(100%)	95 (100%)

Berdasarkan data pada Tabel 4.4 maka penderita HIV/AIDS yang berpendidikan SMU/SMA seluruhnya dinyatakan rujuk keluar dari ART selain itu tidak ada penderita HIV/AIDS yang meninggal atau lost follow up dengan tidak sekolah tetapi ada yang dinyatakan rujuk dengan ART yang berjumlah 4 orang. Mayoritas

penderita HIV/AIDS berpendidikan SMU/SMA dan akademisi hal ini disebabkan karena faktor lingkungan penderita atau pergaulan.

Tabel 4.5. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Pekerjaan (X₄)

Lama Perawatan	Status Pekerjaan	
	1	0
Meninggal, Lost follow up	17 (14%)	70 (21,9%)
Rujuk Keluar Dengan ART	104 (86%)	249 (78,1%)
Total	121 (100%)	319 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.5 yang dinyatakan meninggal atau lost follow up dengan status bekerja lebih banyak daripada tidak bekerja begitu pula dengan dinyatakan rujuk keluar dengan ART lebih banyak bekerja daripada tidak bekerja, hal ini dapat disimpulkan bahwa mayoritas penderita HIV/AIDS memiliki pekerjaan.

Tabel 4.6. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Status Perkawinan (X₅)

Lama Perawatan	Status Perkawinan	
	0	1
Meninggal, Lost follow up	24 (17,9%)	63 (20,6%)
Rujuk Keluar Dengan ART	110 (82,1%)	243 (79,4%)
Total	134 (100%)	306 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.6 yang dinyatakan meninggal atau lost follow up dengan status menikah lebih banyak daripada belum menikah begitu pula dengan dinyatakan rujuk keluar dengan ART lebih banyak menikah daripada belum menikah, hal ini dapat disimpulkan bahwa mayoritas penderita HIV/AIDS berstatus menikah. Fenomena ini menandakan bahwa akibat dari gonta-ganti pasangan atau pergaulan bebas membuat orang tersebut terkena penyakit HIV/AIDS.

Tabel 4.7. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Berat Badan (X₆)

Lama Perawatan	Berat Badan		
	0	1	2
Meninggal, Lost follow up	25 (19,2%)	51 (21,2%)	11 (15,7%)
Rujuk Keluar Dengan ART	105 (80,8%)	189 (78,8%)	59 (84,3%)
Total	130 (100%)	240 (100%)	70 (100%)

Pada data Tabel 4.7 menjelaskan bahwa penderita HIV/AIDS dinyatakan Rujuk keluar dari ART lebih banyak berat badannya antara 50 sampai 65 daripada

kurang dari 50 atau lebih dari 65. Hal ini menunjukan bahwa berat badan penderita HIV/AIDS masih stabil atau ideal. Semakin menurunnya berat badan peluang untuk bertahan hidup kecil begitu pula sebaliknya jika berat badannya stabil maka peluang seseorang untuk bertahan hidup besar. Jumlah pederita HIV/AIDS dinyatakan Meninggal, atau Lost follow up dengan berat badan antara 50 sampai dengan 65 lebih banyak daripada kurang dari 50 atau lebih dari 60 kg.

Tabel 4.8. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Kadar CD4 Absolut(X₇)

Lama Perawatan	Kadar CD4 Absolut	
	0	1
Meninggal,Lost follow up	80 (20,5%)	7 (14,3%)
Rujuk Keluar Dengan ART	311 (79,5%)	42 (85,7%)
Total	391 (100%)	49 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.8 menjelaskan bahwa jumlah penderita HIV/AIDS yang dinyatakan keluar dengan ART yang memiliki kadar CD4 absolut up normal lebih banyak daripada normal hal ini menunjukan bahwa penderita HIV/AIDS belum sepenuhnya sembuh atau dikatakan kondisi membaik. Jika kadar CD4 absolut seseorang rendah maka peluang untuk sembuh kecil begitupula sebaliknya, jika seseorang memiliki kadar CD4 tinggi maka peluang seseorang untuk bertahan hidup tinggi.

Tabel 4.9. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Stadium Penderita (X₈)

Lama Perawatan	Stadium Penderita			
	1	2	3	4
Meninggal, Lost follow up	24(20,2%)	7 (13%)	43 (18,9%)	13(33,3%)
Rujuk Keluar dengan ART	95(79,8%)	47(87%)	185(81,1%)	26(66,7%)
Total	119(100%)	54(100%)	228 (100%)	39 (100%)

Berdasarkan data Tabel 4.9 maka penderita HIV/AIDS yang berada pada stadium awal (stadium 1) sebanyak 95 orang yang dinyatakan rujuk keluar dengan ART. Selain itu semakin tinggi stadium penderita Ketika memulai ART maka semakin tinggi pula presentase penderita yang dinyatakan meninggal (Pindah maupun lolos follow up).

Tabel 4.10. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Status Fungsional (X_9)

Lama Perawatan	Status Fungsional			Total
	0	1	2	
Meninggal, Lost follow up	68 (18%)	18 (32,1%)	1 (14,3%)	87 (19,8%)
Rujuk Keluar dengan ART	309 (82%)	38 (67,9%)	6 (85,7%)	353 (80,2%)
Total	377(100%)	56 (100%)	7 (100%)	440(100%)

Berdasarkan Tabel 4.10 presentase penderita yang meninggal paling besar pada penderita yang memulai ART ketika lebih dari 50% harinya digunakan untuk kerja sedangkan terdapat seorang penderita yang meninggal.

Tabel 4.11. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Kepatuhan Terapi(X_{10})

Lama Perawatan	Kepatuhan Terapi	
	0	1
Meninggal, Lost follow up	63 (79,7%)	24 (6,6%)
Rujuk Keluar dengan ART	16 (20,3%)	337 (93,4%)
Total	79 (100%)	361 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.11 presentase penderita yang rujuk keluar dengan ART ketika mulai ART patuh lebih banyak daripada tidak patuh. Artinya mayoritas seseorang ingin melangsungkan atau bertahan hidup dengan menaati kepatuhan terapi.

Tabel 4.12. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Infeksi Opotunistik(X_{11})

Lama Perawatan	Infeksi Opotunistik	
	0	1
Meninggal, Lost follow up	50 (18,6%)	37 (21,6%)
Rujuk Keluar dengan ART	219 (81,4%)	134 (78,4%)
Total	269 (100%)	171 (100%)

Pada Tabel 4.12 presentase kematian terjadi pada penderita dengan tidak terdapat infeksi Opotunistik tetapi 21% kematian pada penderita HIV/AIDS dengan terinfeksi Opotunistik karena infeksi ini memiliki peluang yang sangat besar untuk menyebabkan kematian.

Tabel 4.13. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Status TB (X₁₂)

Lama Perawatan	Status TB			
	1	2	3	4
Meninggal, Lost follow up	57(24,7%)	8(11,3%)	11(17,5%)	11(14,7%)
Rujuk Keluar dengan ART	174(75,3%)	63(88,7%)	52(82,5%)	64(85,3%)
Total	231 (100%)	71 (100%)	63 (100%)	75 (100%)

Berdasarkan data Tebel 4.13 presentase kematian terbesar pada penderita HIV/AIDS tidak ada gejala TB melainkan terdapat infeksi lain penerita pada gangguan hematologis berupa anemia sedangkan kematian penderita HIV/AIDS disebabkan juga karena Infeksi Oportunistik TB paru dimana keduanya memiliki peluang yang sangat besar untuk menyebabkan kematian pada penderita HIV/AIDS.

Tabel 4.14. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Faktor Resiko Penularan (X₁₃)

Lama Perawatan	Faktor Resiko					
	1	2	3	4	5	6
Meninggal,Lost follow up	70 (19,6%)	11 (19%)	0 (0%)	4 (44,4%)	1 (50%)	1 (100%)
Rujuk Keluar dengan ART	287 (80,4%)	47 (81%)	13 (100%)	5 (55,6%)	1 (50%)	0 (0%)
Total	357 (100%)	58 (100%)	13 (100%)	9 (100%)	2 (100%)	1 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.14 menunjukan bahwa presentase kematian terbesar dan Rujuk keluar dengan ART pada penderita HIV/AIDS dengan tertular atau faktor resiko biseksual hal ini menyimpulkan bahwa penderita HIV/AIDS diakibatkan karena pergaulan bebas atau gonta-ganti pasangan. Penderita HIV/AIDS dengan Rujuk keluar dari ART presentase terbesar adalah factor resiko dengan heteroseksual dan homoseksual.

Tabel 4.15. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Rivayat ARV (X₁₄)

Lama Perawatan	Rivayat ARV	
	1	0
Meninggal, Lost follow up	81 (19,5%)	6 (24%)
Rujuk Keluar Dengan ART	334 (80,5%)	19 (76%)
Total	415 (100%)	25 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.15 maka presentase penderita yang belum pernah mendapatkan ARV sebelumnya adalah 6% pada keadaan rujuk keluar dengan ART maupun meninggal, pindah, dan lost follow up. Hal ini menunjukan bahwa mayoritas penderita HIV/AIDS yang menerima ARV lama perawatannya rujuk keluar dengan ART.

Tabel 4.16. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Adherence ARV (X₁₅)

Lama Perawatan	Adherence ARV		
	1	2	3
Meninggal ,Lost follow up	79 (19,6%)	4 (19%)	4 (26,7%)
Rujuk Keluar dengan ART	325(80,4%)	17 (81%)	11(73,3%)
Total	404(100%)	21(100%)	15(100%)

Berdasarkan data Tabel 4.16 menunjukan bahwa presentae penderita yang kepatuhan minum obat sebesar > 95% (>3 dosis lupa diminum dalam 30 hari) dengan 80-95% (3-12 dosis lupa diminum dalam 30 hari) adalah hampir sama pada keadaan rujuk keluar dengan ART maupun meninggal, atau lost follow up. Hal ini menunjukan bahwa kepatuhan minum obat antara 3-12 dosis lupa diminum dalam 30 hari)

Tabel 4.17. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan Rejimen ARV (X₁₆)

Lama Perawatan	Obat ARV					
	1	2	3	4	5	6
Meninggal, Lost follow up	4 (30,8%)	2 (50%)	23 (19,3%)	47 (18,3%)	3 (25%)	8 (22,9%)
Rujuk Keluar dengan ART	9 (69,2%)	2 (50%)	96 (80,7%)	210 (81,7%)	9 (75%)	27 (77,1%)
Total	13 (100%)	4 (100%)	119 (100%)	257 (100%)	12 (100%)	25 (100%)

Pada tabel 4.17 menjelaskan bahwa presentas penderita yang minum jenis obat ARV TDF+3TC+EFV lebih banyak daripada jenis obat ARV yang lainnya pada keadaan rujuk keluar dengan ART maupun meninggal, pindah, dan lost follow up . Hal ini menunjukan bahwa jenis obat TDF+3TC+EFV memiliki efek yang baik pada penderita HIV/AIDS sehingga dipilih banyak orang dalam proses penyembuhan HIV/AIDS.

Tabel 4.18. Status Penderita HIV/AIDS Berdasarkan PMO (X₁₇)

Lama Perawatan	Pendamping Minum Obat (PMO)		
	1	2	3
Meninggal, Lost follow up	59(20,6%)	25 (17,5%)	3 (30%)
Rujuk Keluar Dengan ART	228(79,4%)	118(82,5%)	7 (70%)
Total	287 (100%)	143 (100%)	10 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.18 menunjukan bahwa presentase pendamping minum obat dari kangan keluarga, sahabat atau teman maupun diri sendiri bahkan dari pegawai, perawat atau yayasan tertentu adalah sama akan tetapi lebih dominan pada pendamping minum obat diri sendiri pada keadaan rujuk keluar dengan ART maupun meninggal, pindah, dan lost follow up. Hal ini menyimpulkan bahwa penderita HIV/AIDS lebih senang minum obat dengan diingatkan diri sendir daripada orang lain baik keluarga, teman ataupun yayasan.

Dari 440 data penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya, dapat diketahui tempat tinggal penderita saat pertama kali masuk Perawatan atau pengobatan HIV/AIDS pada lampiran 2. Berdasarkan lampiran 2 diketahui bahwa penderita perawatan yang tinggal di Kota Surabaya sebanyak 102 penderita. Hal ini dapat disimpulkan bahwa penyebaran penyakit HIV/AIDS terbesar di Kota Surabaya karena memiliki jumlah penderita HIV/AIDS terbanyak. Letak lokasi RS Soetomo Surabaya tidak mempengaruhi jumlah banyaknya perawatan penderita HIV/AIDS.

4.2.2 Pembobot Spasial

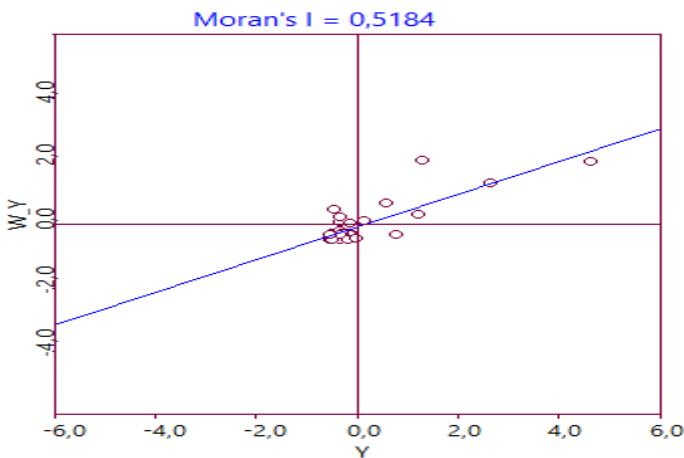
Pada penelitian ini pendekatan yang digunakan dalam menentukan pembobot spasial adalah pendekatan area. Pembobot spasial yang diperoleh merupakan salah satu parameter dalam prior CAR yang menjadi distribusi dari efek random model *survival*. Jenis pembobot yang digunakan yaitu pembobot spasial tipe *Queen Contiguity* (persinggungan sisi dan sudut) karena letak daerah yang tidak simetris serta Kabupaten/Kota yang saling bertetanggaan disusun dalam matriks *Adjacent*.

Langkah pertama dalam menentukan matriks *Adjacent* yaitu membuat peta atau map poligon Kabupaten/kota melalui *software ArcView GIS 9.3*, kemudian mengubah peta dari bentuk *shapefile(.shp)* ke dalam bentuk *text(.txt)* melalui *software R 3.4.2* dan hasil dari peta bentuk *text(.txt)* tersebut, dapat digunakan untuk

analisis *survival* dengan menggunakan paket program WinBUGS 14. Hasil pembot spasial *Queen Contiguity* pada lampiran 33. Berdasarkan lampiran 33 Kabupaten/Kota yang memiliki jumlah tetangga terbanyak adalah Kabupaten Kediri. Matriks *Adjacent* yang memuat list kedekatan dari masing-masing Kota/Kabupaten pada lampiran 33 menjelaskan Kabupaten atau Kota pada baris pertama adalah Kabupaten/Kota Pacitan yang memiliki jumlah ketetanggan sebanyak 2 Kabupaten/Kota, meliputi Kabupaten ke 2 yaitu Ponorogo, dan 3 yaitu tergalek. Secara keseluruhan matriks *adjacent* memiliki 206 ketetanggan dari 38 Kabupaten/Kota yang diteliti.

4.2.3 Autokorelasi Spasial

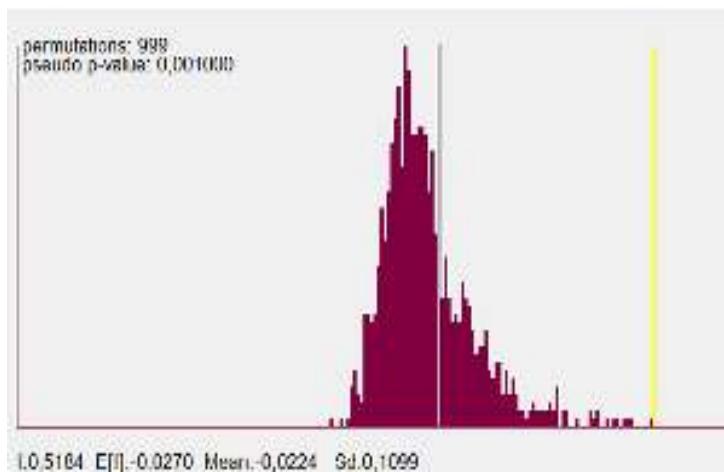
Autokorelasi spasial digunakan untuk mengetahui hubungan atau korelasi yang menyebabkan adanya persamaan ataupun perbedaan yang signifikan antar daerah yang berdekatan, dengan tujuan mengetahui ketergantungan suatu variabel pada suatu Kabupaten/Kota terhadap variabel itu sendiri di Kabupaten/Kota lainnya. Autokorelasi Spasial HIV/AIDS adalah suatu keadaan/kondisi dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan antar daerah berdasarkan rasio antara jumlah kematian dengan banyaknya ODHA (orang dengan HIV/AIDS) yang mampu bertahan hingga suatu waktu tertentu di masing-masing Kabupaten/Kota di Propinsi Jawa Timur. Penelitian ini menggunakan perhitungan autokorelasi global spasial, dengan statistik uji global Moran's *I* dengan tujuan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan/keterkaitan jumlah penderita HIV/AIDS disuatu Kabupaten/Kota dengan daerah yang saling bertetanggaan. Perhitungan statistik uji global Moran's *I* dengan bantuan software Geoda. Autokorelasi spasial dengan menggunakan indeks moran's *I* terhadap jumlah penderita HIV/AIDS masing-masing kecamatan dapat dilihat pada Gambar 4.1



Gambar 4.1 Indeks Moran's I untuk Jumlah Penderita HIV/AIDS

Gambar 4.1 menunjukkan indeks Moran's I sebesar 0,5184 berada pada rentang 0 dan 1 maka dapat disimpulkan bahwa autokorelasi yang dihasilkan adalah autokorelasi Spasial Positif yang artinya terdapat hubungan/keterkaitan jumlah HIV/AIDS. Autokorelasi Positif ini mengidentifikasi bahwa Kabupaten/Kota yang berdekatan mempunyai nilai karakteristik yang berbeda.

Selain menggunakan indeks Moran's I perlu dilakukan pengujian signifikan autokorelasi spasial melalui hipotesis dalam menentukan ada atau tidaknya autokorelasi spasial pada kejadian HIV/AIDS di Jawa Timur. Pengujian ini telah dijelaskan pada persamaan (2.16) untuk menentukan varians dari indeks Moran's I dan persamaan (2.17) untuk menentukan statistik uji dengan menggunakan uji Z_{hitung} . Dalam menentukan nilai harapan dan standard deviasi Moran's I maka dilakukan permutasi sebanyak 999 kali, dapat dilihat pada Gambar 4.2 .



Gambar 4.2. Permutasi 999 kali terhadap Indeks Moran's I

Berdasarkan Gambar 4.2 diketahui nilai Indeks Moran's I kejadian HIV/AIDS di Kabupaten/Kota Jawa Timur sebesar 0,5184, nilai harapan Moran's I sebesar -0,0270 dan standar deviasi (sd) sebesar 0,1099. Dari hasil permutasi 999 kali yang telah diperoleh maka dapat ditentukan nilai Z_{hitung} sebagai berikut :

$$Z_{hit} = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{Var(I)}} = \frac{0,5184 - (-0,0270)}{(0,1099)^2} = \frac{0,5184 + 0,0270}{0,0121} = 45,074$$

Hasil perhitungan statistik diperoleh nilai Z_{hitung} sebesar 45,074 dimana nilai ini lebih besar jika dibandingkan tabel normal dengan $\alpha=0,05$ ($Z_{0,05/2}=1,96$) dan dapat dilihat juga dari nilai p (0,001) yang lebih kecil dari $\alpha=0,01$ (1%) sehingga tolak H_0 dengan hipotesis sebagai berikut :

$H_0 : I = 0$ (Tidak ada Autokorelasi)

$H_1 : I \neq 0$ (ada Autokorelasi)

Cukup bukti untuk mengatakan bahwa terdapat autokorelasi spasial pada kejadian HIV/AIDS di Kabupaten/Kota Jawa Timur. Berdasarkan hasil Moran's I tersebut yang menyatakan bahwa terdapat autokorelasi spasial positif terhadap jumlah rasio jumlah kematian dengan banyaknya ODHA (orang dengan HIV/AIDS) di masing-masing Kabupaten/Kota di Propinsi Jawa Timur. Maka kemudian muncul dugaan untuk memodelkan hazard atau laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian dengan mempertimbangkan adanya autokorelasi spasial tersebut sehingga diharapkan model yang diperoleh mampu menjelaskan keheterogenitasan data.

4.2.4 Asumsi Hazard

Asumsi pemodelan yang harus dipenuhi dalam proposisional hazard adalah fungsi hazard dari variabel prediktor yang bersifat proporsional setiap waktu. Pengujian dapat dilakukan dengan menggunakan kurva $- \ln(-\ln(s(t)))$. Asumsi terpenuhi jika pola kurva antara kategorik dalam variabel prediktor membentuk kurva yang sejajar (tidak saling berpotongan).

Pada penelitian ini menggunakan variabel yang bersifat kategorik yaitu jenis kelamin, usia, pendidikan, Status Pekerjaan, Status Perkawinan, berat badan, presentase CD4, Stadium Penderita, Status Fungsional, Kepatuhan Terapi, PMO

(Pendamping Minum Obat), Infeksi Oportunistik, Stadium TB, Faktor Resiko, riwayat ARV, Adherence ART, dan Rejimen ARV yang ditunjukan berdasarkan lampiran 4 tentang Asumsi Proporsional Hazard Berdasarkan Kurva Kaplan Meier dapat di simpulkan bahwa semua variabel yang digunakan memenuhi asumsi karena pola kurva $-\ln(-\ln(s(t)))$ antara kategorik dalam variabel prediktor membentuk kurva yang sejajar (tidak saling berpotongan). Artinya variabel prediktor telah independen terhadap waktu dan hubungan antar kumulatif hazard sudah proporsional atau konstan setiap waktu.

Tabel 4.20. Nilai P_value dari Uji Proposional Hazard

No	Variabel	rho	Chi2	df	Prob>chi2
1	Jenis Kelamin (X_1)	-0,01932	0,13	1	0,7175
2	Usia (X_2)	0,00781	0,03	1	0,8713
3	Pendidikan (X_3)	-0,09025	2,99	1	0,0838
4	Status Pekerjaan (X_4)	-0,09846	3,48	1	0,0621
5	Status Perkawinan (X_5)	0,09511	3,14	1	0,0762
6	Berat Badan (X_6)	-0,02684	0,26	1	0,6118
7	Kadar CD4 Absolud (X_7)	-0,00183	0,00	1	0,9728
8	Stadium Penderita (X_8)	-0,05526	1,04	1	0,3075
9	Status Fungsional (X_9)	0,09661	3,42	1	0,0646
10	Kepatuhan Terapi (X_{10})	0,10153	3,68	1	0,0551
11	Infeksi Oportunitis (X_{11})	0,04843	0,81	1	0,3668
12	Status TB (Tuberkolosis) (X_{12})	0,10834	3,74	1	0,0533
13	Faktor Resiko Penularan (X_{13})	-0,05975	0,94	1	0,3327
14	Riwayat ARV (X_{14})	-0,01335	0,06	1	0,8023
15	Adherence ARV (X_{15})	-0,07513	2,10	1	0,1470
16	Rejimen ARV (X_{16})	-0,08210	1,22	1	0,2693
17	PMO (X_{17})	-0,11377	3,62	1	0,0570

Hipotesis yang melandasi pengujian ini adalah:

H_0 : Variabel jenis kelamin memenuhi proposional hazard

H_1 : Variabel jenis kelamin tidak memenuhi proposional hazard

Berdasarkan hasil *output* dari uji *global* test pada tabel, terlihat bahwa semua variable nilai memiliki nilai *p_value* lebih besar dari $\alpha = 0,05$, maka dari itu keputusan yang diambil adalah Gagal tolak H_0 . Jadi secara statistik dapat disimpulkan bahwa variabel yang diamati telah memenuhi asumsi proporsional hazard. Kesimpulan ini sama dengan kesimpulan yang dibuat dengan grafik atau kurva $-\ln(-\ln(s(t)))$ pada lampiran 4. Oleh karena itu statistik uji digunakan untuk meyakinkan kesimpulan meragukan yang hanya dilihat secara grafik(visual).

4.2.5 Pendugaan Distribusi Lama Perawatan Penderita HIV/AIDS

Pendugaan distribusi dilakukan terhadap waktu *survival* (t) dimana pada penelitian ini adalah Lama Perawatan HIV/AIDS di Kabupaten/Kota Jawa Timur. Hipotesis untuk menduga distribusi yang sesuai menggunakan pengujian *Kolmogorov Smirnov* melalui program Easy-Fit berikut :

H_0 : Pemilihan waktu survival sesuai dengan distribusi dugaan (dagum dan Lognormal 3 Parameter).

H_1 : Pemilihan waktu survival tidak sesuai dengan distribusi dugaan (dagum dan Lognormal 3 Parameter).

dengan statistik uji sebagai berikut :

$$D = \max_{1 \leq i \leq n} \left(F(x_i) - \frac{i-1}{n}, \frac{i}{n} - F(x_i) \right)$$

Kondisi gagal tolak H_0 jika $D < D_{n,1-\alpha}$ atau $P_value > \alpha=0,05$ dengan $D_{n,1-\alpha}$ adalah nilai tabel dari *Kolmogorov Smirnov*. Semakin kecil nilai *Kolmogorov Smirnov* pada distribusi dugaan, maka data semakin mendekati distribusi dugaan tersebut.

Tabel 4.21. Uji Distribusi Waktu Survival

Distribusi	Statistik Uji	P_Value	Rank	Keputusan
Dagum	0,0316	0,7588	1	Tolak H_0
Lognormal 3 Parameter	0,0581	0,0984	9	Tolak H_0

Berdasarkan hasil pengujian distribusi data waktu survival penderita HIV/AIDS pada Tabel 4.21 menunjukkan bahwa distribusi dugaan yang sesuai adalah distribusi dagum, dan lognormal 3 parameter dengan nilai *p_value* *Kolmogorov*

Smirnov lebih besar dibandingkan dengan nilai kritis $\alpha=0,05$. Distribusi dagum dan lognormal adalah distribusi kontinyu positif.

4.2.6 Fungsi Survival Dan Fungsi Hazard

Fungsi survival dan fungsi hazard Penderita HIV/AIDS RS Soetomo Surabaya dibentuk berdasarkan hasil estimasi dari distribusi dagum dan lognormal 3 parameter melalui pendekatan Bayesian terhadap data waktu survival di seluruh Kabupaten/Kota di Jawa Timur. Hasil *output* estimasi parameter secara keseluruhan melalui paket program WinBUGS:

1. Distribusi Dagum

Berikut adalah hasil estimasi distribusi dagum 3 parameter untuk menghitung fungsi survival dan fungsi hazard.

Tabel 4.22. Estimasi distribusi Dagum 3 parameter

Parameter	mean	2,50%	median	97,50%
alpha	0,7425	0,0011	0,691	0,7426
beta	17,44	0,1592	10,41	16,92
k	10,58	0,0564	7,925	10,52

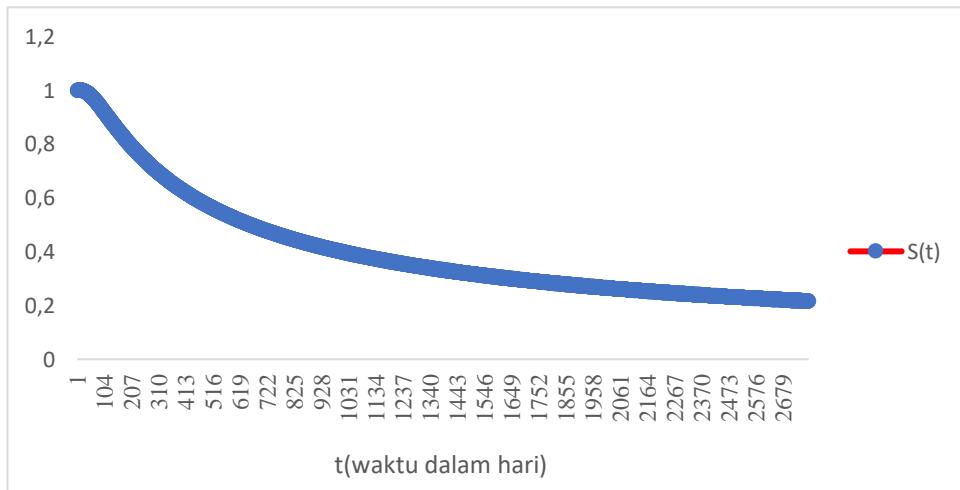
Berdasarkan Tabel 4.22 menunjukkan nilai estimasi ke tiga parameter dagum dimana nilai dari parameter bentuk $\alpha= 0,7425$, dan $k=10,58$ yang mengakibatkan terjadinya peningkatan atau penurunan nilai fungsi hazard terhadap waktu. Berdasarkan hasil estimasi parameter survival tersebut maka perhitungan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$S(t) = 1 - F(t)$$

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{\frac{\alpha k}{\beta} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha} \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha} \right)^{-k}}$$

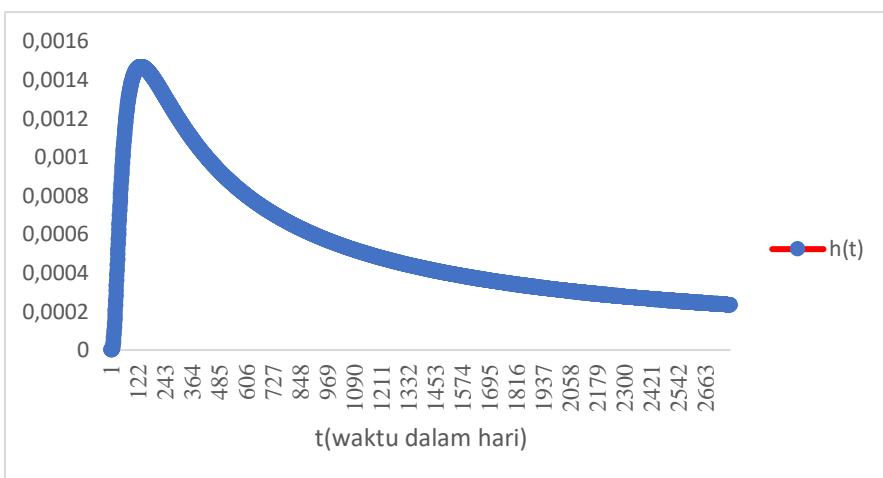
Dari perhitungan tersebut diperoleh fungsi survival dan fungsi hazard. Jika nilai fungsi survival semakin menurun dan fungsi hazard semakin meningkat

seiring lama waktu survival, dapat disimpulkan bahwa semakin lama perawatan penderita HIV/AIDS maka peluang kemampuan untuk bertahan penderita HIV/AIDS akan semakin rendah dan laju hazard penderita akan tinggi, seperti yang disajikan pada lampiran 7. Berdasarkan lampiran 7 menunjukan bahwa semakin lama perawatan penderita HIV/AIDS maka kemampuan bertahan hidup seseorang akan semakin meningkat dan peluang bertahan selama waktu ke t akan menurun sehingga penderita semakin lama perawatan akan membaik akibat meminum obat ARV. Misalnya nilai survival penderita HIV/AIDS pada Hari ke-13 atau setelah lewat satu minggu sejak mulai mengikuti program ART adalah sebesar 0,99 maka dapat diartikan bahwa terdapat 99% atau lebih sebagian dari jumlah penderita HIV/AIDS yang mengikuti program ART dan masih bertahan atau belum meninggal setelah lebih dari 1 minggu mengikuti program tersebut, Sedangkan berdasarkan fungsi hazard pada hari ke-13 laju bertahan hidup pada penderita HIV/AIDS sebesar 0,00006 artinya banyaknya penderita yang bertahan hidup pada hari ke-13 sebesar 0,006%.



Gambar 4.3. Plot Fungsi Survival Penderita HIV/AIDS Distribusi Dagum

Berdasarkan Gambar 4.3 menunjukkan fungsi survival dari waktu ke waktu dapat diketahui bahwa probabilitas bertahan hidup penderita HIV/AIDS pada hari ke hari mendekati 0 artinya bahwa penderita masih bertahan atau fungsi survival penderita semakin menurun dari waktu ke waktu dan akan semakin mendekati 0.



Gambar 4.4. Plot Fungsi Hazard Penderita HIV/AIDS Distribusi Dagum

Berdasarkan Gambar 4.4 tersebut terlihat bahwa nilai hazard atau laju penderita dari kematian meningkat secara sangat lambat. Hal tersebut menunjukkan efektifitas dari program ART yang diikuti oleh penderita juga menunjukkan meningkatkan system imun pada penderita dapat dilakukan mengikuti program ART. Berdasarkan Gambar 4.4 dapat disimpulkan bahwa nilai hazard atau laju bertahan nya penderita dari kematian meningkat secara lambat pada setiap waktu. Hal tersebut dikarenakan selain menunjukkan efektifitas dari program ART yang diikuti oleh penderita juga menunjukkan peningkatan system imun pada penderita HIV/AIDS dapat dilakukan meskipun hingga 322 hari mengikut program ART. Kecepatan bertahan penderita dari kematian hanya meningkat lambat dari waktu sebelum mengikut ART. Untuk laju bertahan penderita pada hari selanjutnya mengalami penurunan karena kondisi penderita berbeda-beda dan bisa diakibatkan faktor lain contohnya kelelahan minum obat ARV sehingga laju hazardnya menurun.

2. Distribusi Lognormal 3 Parameter

Berikut adalah hasil estimasi distribusi lognormal 3 parameter untuk menghitung fungsi survival dan fungsi hazard:

Tabel 4.23. Estimasi distribusi Lognormal 3 parameter

parameter	mean	MC error	2.5%	Median	97.5%
gamma	-130,3	21,35	0,5244	-173,9	-129,9
mu	6,814	0,048	0,001019	6,717	6,815
sigma	0,7714	0,03988	8,38E-04	0,6967	0,7708
tau	1,694	0,1747	0,003733	1,378	1,683

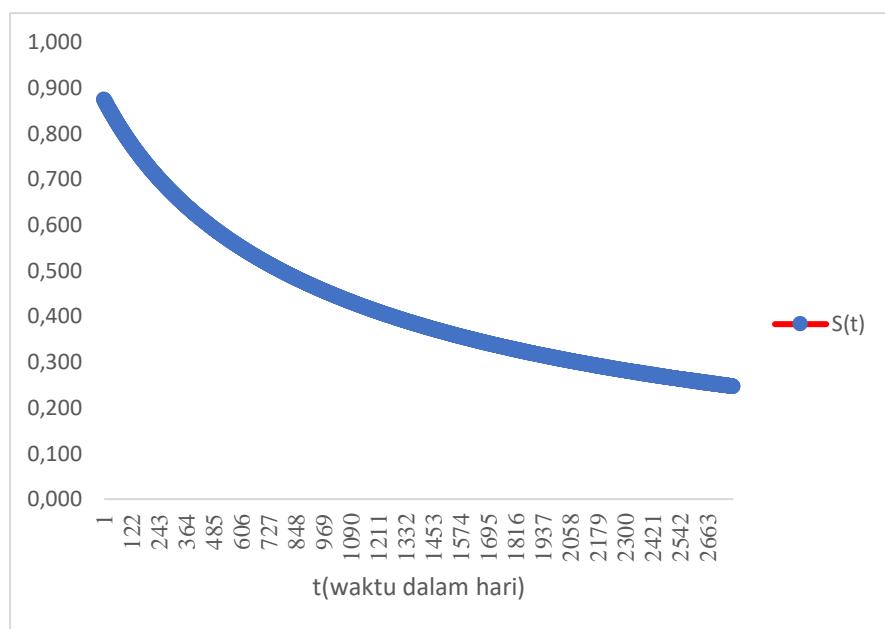
Tabel 4.23 menunjukkan nilai estimasi ke tiga parameter lognormal dimana nilai dari parameter bentuk τ yaitu 1,694 yang mengakibatkan terjadinya peningkatan atau penurunan nilai fungsi hazard terhadap waktu. Berdasarkan hasil estimasi parameter survival tersebut maka perhitungan fungsi survival dan fungsi hazard lognormal 3 parameter, menggunakan rumus sebagai berikut:

$$S(t) = 1 - F(t)$$

$$= P\left[Z > \frac{\ln(t-\gamma) - \beta}{\tau}\right]$$

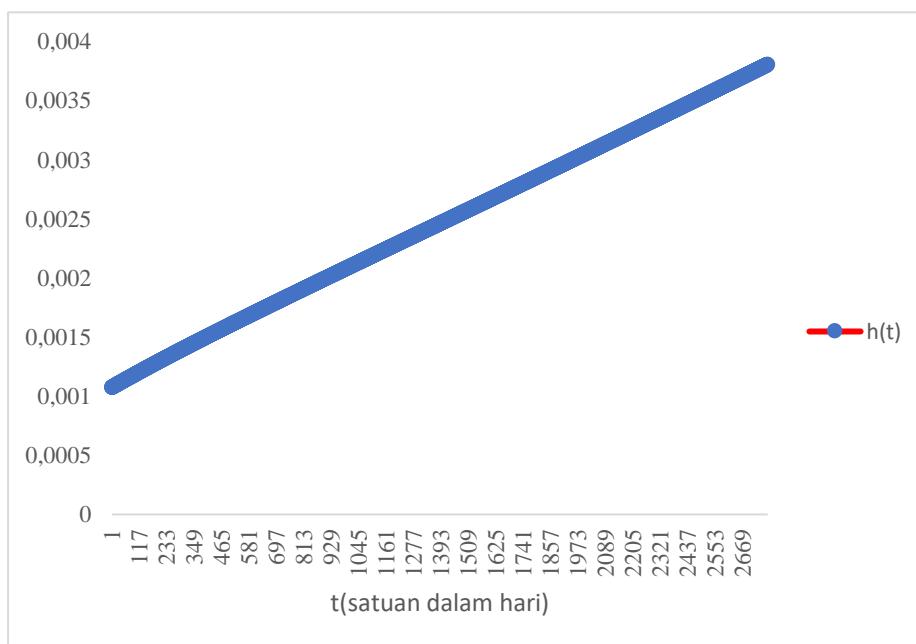
$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)}$$

Dari perhitungan tersebut diperoleh fungsi survival dan fungsi hazard. Jika nilai fungsi survival semakin menurun dan fungsi hazard semakin meningkat seiring lama waktu survival, dapat disimpulkan bahwa semakin lama perawatan penderita HIV/AIDS maka peluang kemampuan untuk bertahan penderita HIV/AIDS akan semakin rendah dan laju hazard penderita akan tinggi, seperti yang disajikan pada lampiran 7. Berdasarkan lampiran 7 dapat dikatakan bahwa fungsi survival penderita semakin lama semakin menurun. Nilai tersebut menggambarkan peluang penderita HIV/AIDS untuk bertahan (dari kematian) selama waktu tertentu atau hingga hari ke-t dimana semakin lama maka kemampuan bertahan penderita juga akan semakin rendah. Misalnya nilai survival penderita HIV/AIDS pada Hari ke-4 atau setelah lewat 4 hari sejak mulai mengikuti program ART adalah sebesar 0,871 maka dapat diartikan bahwa terdapat 87,1% atau lebih sebagian dari jumlah penderita HIV/AIDS yang mengikuti program ART dan masih bertahan atau belum meninggal setelah lebih dari 4 minggu mengikuti program tersebut. Kemampuan bertahan tersebut akan semakin menurun pada hari-hari berikutnya dan akan semakin mendekati 0. Sedangkan nilai hazard penderita HIV/AIDS setelah lewat 4 hari mengikuti program ART sebesar 0,0011 artinya setelah penderita HIV/AIDS melewati 4 hari mengikuti program ART maka laju bertahan penderita tersebut dari kematian adalah meningkat sebesar 0,11% dari kemampuannya bertahan sebelum mengikuti program tersebut dan akan terus meningkat seiring waktu yang berarti Program ART yang dijalankan oleh penderita HIV/AIDS semakin efektif.



Gambar 4.5. Plot Fungsi Survival pada Distribusi Lognorma 3 Parameter

Berdasarkan Gambar 4.5 menunjukkan fungsi survival dari waktu ke waktu dapat diketahui bahwa probabilitas bertahan penderita HIV/AIDS pada hari ke 2775 mendekati 0 artinya bahwa nilai fungsi survival semakin menurun dari waktu ke waktu dan akan semakin mendekati 0.



Gambar 4.6. Plot Fungsi Hazard pada Distribusi Lognormal 3 Parameter

Berdasarkan Gambar 4.6 tersebut terlihat bahwa nilai hazard atau laju penderita dari kematian meningkat secara sangat lambat. Hal tersebut menunjukkan efektifitas dari program ART yang diikuti oleh penderita juga menunjukkan meningkatkan sistem imun pada penderita dapat dilakukan meskipun hingga 4 tahun mengikuti program ART. Efektivitas Program ART berupa meningkatnya persentase jumlah CD4 yang bebas dari virus HIV dalam tubuh penderita serta semakin tertatanya mental penderita melalui adanya dukungan psikologis dan pendampingan dari pihak keluarga, teman maupun perawat. Berdasarkan gambar 4.6 dapat disimpulkan bahwa nilai hazard penderita HIV/AIDS cenderung meningkat lambat dari waktu ke waktu. Hal tersebut menunjukkan bahwa laju bertahannya penderita HIV/AIDS dari kematian juga semakin lama semakin meningkat.

4.2.7 Perbandingan Model Waktu Survival

Selanjutnya, untuk mengetahui apakah model survival dengan frailty normal merupakan model survival terbaik pada distribusi dagum dan lognormal 3 Parameter maka model tersebut kemudian dibandingkan dengan survival tanpa frailty. Berdasarkan tabel 4.24 dengan menggunakan kriteria kebaikan model DIC, model survival dengan efek random menunjukkan nilai DIC terkecil dibandingkan dengan model tanpa efek random. sehingga dapat dikatakan bahwa model dengan efek random mampu memodelkan HIV/AIDS di Jawa Timur, lebih baik dibandingkan dengan model survival tanpa *frailty*. Artinya bahwa memang terdapat heterogenitas yang tidak bisa dijelaskan atau tidak terwakili oleh faktor-faktor dalam model survival tanpa frailty.

Tabel 4.24 DIC Pada Model Survival

Model	DIC	
	Dagum 3 Parameter	Lognormal 3 Parameter
Survival Tanpa Frailty	9807,970	7885,070
Survival dengan Normal Frailty	9806, 220	7885,690

Keunggulan penggunaan struktur model dengan Frailty juga ditunjukkan melalui proses selang kepercayaan 95% pada faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi waktu survival penderita HIV/AIDS dibandingkan dengan

menggunakan model survival tanpa frailty. Efisiensi terhadap selang kepercayaan 95% tersebut terjadi karena model mampu menentukan dengan baik struktur kovariance dari efek randomnya. Model survival dengan efek random mengatasi kebiasaan terhadap model sehingga dalam kasus ini mampu menjelaskan model yang ada efek heterogenitas. Model survival dengan distribusi lognormal 3 parameter dan efek random normal memiliki nilai DIC sehingga model tersebut terbaik untuk memodelkan penyakit HIV/AIDS tanpa efek spasial. Berikut adalah hasil model survival dengan efek random normal yang terdapat pada lampiran 30. Berdasarkan lampiran 30 merupakan faktor-faktor yang dianggap signifikan mempengaruhi laju kesembuhan Penderita HIV/AIDS jika nilai pada selang 2,5 % hingga 97,5% tidak memenuhi nilai 0 pada model survival dengan efek random dengan distribusi normal. Parameter frailty ρ dimana $\lambda = 1/\sqrt{\rho}$ signifikan mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian yang berarti bahwa memang terdapat dependensi pada model survival yang tidak terjelaskan dalam model survival standart sehingga mengakibatkan munculnya dependensi pada efek random. Dependensi efek random tersebut terjadi antar unit pengamatan dalam satu kelompok sedangkan efek random antar kelompok akan saling independent.

4.2.8 Perbandingan Model Spasial Survival

Berdasarkan model survival dengan efek random normal adalah model terbaik sehingga perlu dicerik model spasial survival untuk memunculkan heterogenitas yang tidak bisa dijelaskan oleh model survival, berikut untuk mengetahui apakah model survival spasial dengan CAR adalah model terbaik maka model tersebut akan dibandingkan dengan spasial survival dengan efek random yang berdistribusi Normal. Berikut adalah perbandingan model survival spasial pada distribusi dagum dan log normal 3 parameter menggunakan nilai DIC:

Tabel 4.25. Nilai DIC Model Survival Spasial

Model Survival Spasial	Efek Random	DIC
Dagum	Normal	7033,970
	CAR	7075,320
Lognormal 3 Parameter	Normal	7582,980
	CAR	8826,240

Berdasarkan Tabel 4.25 menunjukkan bahwa model yang dipakai dengan pertimbangan efek lokasi dan memperhitungkan matrik kedekatan antar lokasi adalah Survival Spasial pada distribusi dagum dengan efek random *conditional Autoregresive*. Hal ini menunjukkan bahwa model survival spasial dengan distribusi dagum 3 Parameter lebih baik daripada distribusi lognormal 3 parameter. Hal ini sesuai dengan fenomena distribusi data.

4.2.9 Model Spasial Survival Distribusi Dagum

Berdasarkan parameter posterior yang telah diperoleh pada lampiran 28 menunjukkan bahwa laju kesembuhan penderita HIV/AIDS di Kabupaten atau Kota dapat dimodelkan sebagai berikut :

$$h(t) = \left\{ \frac{\left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha} \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha} \right)^{-k}} \exp(\beta_0) \right\} \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i^*)$$

dimana nilai $\alpha=0,7425$, $\beta=17,44$ dan $k=10,58$ sedangkan parameter W_i^* pada lampiran 28. Efek random antar unit dalam satu kabupaten/kota adalah saling dependen dan dinyatakan dalam satu nilai dan nilai tersebut akan berbeda antar satu kabupaten/kota dengan kabupaten/kota yang lain. Berdasarkan model tersebut maka dapat ditentukan hazard penderita HIV/AIDS berdasarkan waktu (hari) dan faktor-faktor yang mempengaruhi nilai hazard serta dengan mempertimbangkan daerah asal penderita. Misalnya hazard penderita HIV/AIDS berdasarkan faktor bahwa penderita pernah mendapatkan ARV sebelum mengikuti program ART. Nilai hazard ini didapatkan dengan menanggap bahwa faktor lain adalah konstan dan hazard penderita hanya dipengaruhi oleh kenyataan bahwa penderita pernah mendapatkan ART sebelum mengikuti program. Berdasarkan penjabaran interpretasi variabel yang digunakan teridentifikasi bahwa adanya dependensi spasial terlihat pada faktor kadar CD4 absolut dalam tubuh penderita dimana sel Limfosit TCD4 merupakan faktor imunologi penderita yang pasti akan berbeda dari daerah satu dengan

daerah lainnya dan akan mirip jika daerah-daerah tersebut saling bertetanggaan. Hal tersebut terjadi karena banyak hal antara lain apakah daerah tersebut merupakan daerah industry atau perdesaan, keadaan tanah yang asam atau basa, kandungan mineral dalam tanah, keadaan mata air, kebiasaan dan jenis makanan serta budaya daerah. Akibat adanya pengaruh heterogenitas spasial yang kurang terwakili melalui faktor-faktor dalam model survival menyebabkan efek random model yang seharusnya saling independent masih adanya dependensi spasial. Untuk mengatasi permasalahan tersebut maka dipilih model survival dengan frailty CAR sehingga dependensi spasial tersebut dapat terangkum dalam model survival dan efek random antar kelompok menjadi saling independent.

Setelah estimasi parameter survival dagum dilakukan dan dihasilkan fungsi survival dan fungsi hazard penderita maka langkah selanjutnya adalah menentukan faktor-faktor yang mempengaruhi hazard atau laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian. Factor-faktor yang diduga mempengaruhi hazard atau laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian 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 (Tuberkolosis) (X_{12}), Faktor Resiko Penularan (X_{13}), Riwayat ARV (X_{14}), Adherence ARV (kepatuhan minum obat) (X_{15}), Rejimen ARV (X_{16}) dan PMO (X_{17}). Hasil Estimasi (*posterior summaries*) terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi hazard atau laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian secara lengkap. Penyusunan model spasial survival dagum 3 parameter untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh terhadap waktu survival hingga penderita dinyatakan Rujuk keluar dengan ART atau meninggal, pindah dan lost follow up dengan melibatkan faktor lokasi. Berikut hasil estimasi parameter model survival spasial dengan distribusi dagum 3 parameter yang disajikan pada tabel 4.26.

Tabel 4.26 Model Survival Spasial Dagum 3 Parameter dengan CAR

Variabel	Parameter	mean	2.5%	median	97.5%
$X_{1.1}$	b_1	2,189	0,7311	2,354	3,536
$X_{1.2}$	b_2	2,202	0,784	2,304	3,464
$X_{2.0}$	b_3	0,07547	-3,025	0,2641	2,056
$X_{2.1}$	b_4	-2,405	-4,384	-2,272	-0,4003
$X_{2.2}$	b_5	-0,8393	-3,032	-0,767	0,6632
$X_{3.0}$	b_6	0,3495	-2,704	0,2282	3,372
$X_{3.1}$	b_7	0,5751	-0,4261	0,6235	1,406
$X_{3.2}$	b_8	0,8246	-0,6174	0,8075	2,515
$X_{3.3}$	b_9	0,2584	-0,8256	0,2041	1,618
$X_{3.4}$	b_{10}	-0,3731	-1,286	-0,3403	0,4012
$X_{4.0}$	b_{11}	-0,5076	-2,358	-0,3048	0,8351
$X_{4.1}$	b_{12}	-1,618	-2,675	-1,566	-0,7722
$X_{5.0}$	b_{13}	0,8853	0,3624	0,8101	1,589
$X_{5.1}$	b_{14}	-0,2003	-0,9713	-0,2254	0,6263
$X_{6.0}$	b_{15}	-1,235	-2,532	-1,383	0,5543
$X_{6.1}$	b_{16}	-1,29	-2,862	-1,412	0,8227
$X_{6.2}$	b_{17}	-0,4957	-1,469	-0,5019	0,5879
$X_{7.0}$	b_{18}	2,062	0,9744	2,189	3,114
$X_{7.1}$	b_{19}	1,892	-0,03516	2,094	2,673
$X_{8.1}$	b_{20}	-1,663	-3,176	-1,607	-0,2156
$X_{8.2}$	b_{21}	0,3742	-1,409	0,7509	1,683
$X_{8.3}$	b_{22}	-0,8252	-1,454	-0,7905	-0,245
$X_{8.4}$	b_{23}	-0,02484	-1,809	-0,139	2,053
$X_{9.1}$	b_{24}	0,7875	-0,1755	0,5557	1,955
$X_{9.2}$	b_{25}	-116,5	-116,6	-116,5	-116,4
$X_{9.3}$	b_{26}	-0,1383	-2,001	-0,1472	1,516
$X_{10.0}$	b_{27}	0,4057	-1,294	0,4627	1,682
$X_{10.1}$	b_{28}	-1,248	-1,903	-1,23	-0,636
$X_{11.0}$	b_{29}	2,677	1,78	2,727	3,293
$X_{11.1}$	b_{30}	1,037	0,3721	1,038	1,643
$X_{12.1}$	b_{31}	-0,294	-0,9833	-0,3043	0,2888
$X_{12.2}$	b_{32}	-0,2316	-1,193	-0,1625	0,6026
$X_{12.3}$	b_{33}	-0,1578	-1,718	-0,3047	1,995
$X_{12.4}$	b_{34}	-1,233	-2,263	-1,319	-0,072
$X_{13.1}$	b_{35}	1,073	0,3042	1,016	2,182
$X_{13.2}$	b_{36}	0,6703	-0,3465	0,6746	1,808
$X_{13.3}$	b_{37}	-0,417	-2,416	-0,428	1,793

Tabel 4.26 (Lanjutan)

Variabel	Parameter	mean	2.5%	median	97.5%
$X_{13.4}$	b_{38}	-0,1759	-1,893	-0,2116	1,905
$X_{13.5}$	b_{39}	-0,00588	-1,918	-0,00289	1,876
$X_{13.6}$	b_{40}	-7,65E-04	-2,07	-0,05675	1,995
$X_{14.0}$	b_{41}	-0,375	-1,358	-0,4071	0,9622
$X_{14.1}$	b_{42}	0,3302	-1,251	0,3954	1,583
$X_{15.1}$	b_{43}	1,124	0,5691	1,093	1,76
$X_{15.2}$	b_{44}	1,994	0,666	1,943	3,732
$X_{15.3}$	b_{45}	0,4857	-1,302	0,543	1,982
$X_{16.1}$	b_{46}	-0,9941	-3,507	-1,194	2,327
$X_{16.2}$	b_{47}	-0,2597	-3,408	-0,1718	2,653
$X_{16.3}$	b_{48}	-1,58	-2,489	-1,581	-0,5438
$X_{16.4}$	b_{49}	-0,1209	-1,513	0,09569	0,7844
$X_{16.5}$	b_{50}	0,04361	-3,698	0,02947	3,941
$X_{16.6}$	b_{51}	0,05474	-1,871	0,06655	1,875
$X_{17.1}$	b_{52}	-1,974	-2,775	-2,055	-1,061
$X_{17.2}$	b_{53}	-1,916	-2,835	-1,889	-1,133
$X_{17.3}$	b_{54}	0,1187	-1,497	0,05533	2,028
Kostanta	b_0	7,088	6,428	7,057	7,774
Spasial	λ	0,987	0,742	0,9709	1,326
	τ	1,098	0,57	1,062	1,821

Berdasarkan tabel 4.26 merupakan faktor-faktor yang dianggap signifikan mempengaruhi laju hazard penderita HIV/AIDS jika nilai pada selang 2,5 % hingga 97,5% tidak memenuhi nilai 0. Tabel 4.26 menunjukkan tidak semua faktor berpengaruh signifikan terhadap laju kesembuhan atau bertahan hidup penderita HIV/AIDS. Pada Tabel 4.26 menunjukkan kolom node merupakan faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap laju bertahan penderita HIV/AIDS, dan kolom mean menunjukkan besarnya parameter model sedangkan ketiga kolom berikutnya adalah besarnya nilai estimasi pada selang kepercayaan 97,5%. Parameter frailty CAR $\tau = \sqrt{\lambda}$ signifikan mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian yang berarti bahwa memang terdapat dependensi spasial yang tidak terjelaskan dalam model survival standart sehingga mengakibatkan munculnya dependensi pada efek random. Dependensi efek random tersebut terjadi antar unit pengamatan dalam satu kelompok sedangkan efek random antar kelompok akan saling independent. Faktor-faktor yang berpengaruh adalah Jenis Kelamin (X_1),

Usia (X_2), Status Pekerjaan (X_4), Status Perkawinan (X_5), Kadar CD4 Absolud (X_7), Stadium Penderita (X_8), Status Fungsional (X_9), Kepatuhan Terapi (X_{10}), Status TB (Tuberculosi) (X_{12}), Faktor Resiko Penularan (X_{13}), Adherence ARV (X_{15}) dan PMO (X_{17}). Nilai parameter frailty CAR τ dimana $\lambda=\sqrt{\tau}$ yaitu 1,098 signifikan berpengaruh terhadap laju hazard penyakit HIV/AIDS. Hal ini bahwa dalam kasus HIV/AIDS ini memang terdapat efek spasial dalam model distribusi dagum survival sehingga mengakibatkan munculnya efek spasial. Lampiran 28 menunjukan bahwa semua nilai W_i^* tidak signifikan mempengaruhi laju hazard penderita HIV/AIDS karena memuat nilai 0 pada selang 2,5% hingga 97,5%. Hal ini menandakan bahwa Penderita HIV/AIDS di semua Kota/Kabupaten Jawa Timur memiliki laju hazard atau bertahan hidup yang sama. Satu hal yang membedakan adalah lebar selang interval laju kesembuhan penderita HIV/AIDS dikarenakan parameter efek random CAR(λ) signifikan berpengaruh terhadap laju bertahan hidup. Maka dapat dikatakan bahwa kasus kejadian HIV/AIDS memang terdapat dependensi spasial pada komponen ragam akan tetapi dependensi tidak terjadi pada rata-rata, artinya perbedaan nilai ragam dari efek random spasial di tiap Kota/Kabupaten mengakibatkan selang kepercayaan untuk laju bertahan hidup akan berbeda di masing-masing Kota/Kabupaten di Jawa Timur.

Berdasarkan Tabel 4.26 menyediakan rangkuman posterior parameter model survival spasial dengan distribusi dagum Berdasarkan posterior yang didapatkan. Interpretasi dari model survival menggunakan hazard rasio di mana membandingkan hazard satu dengan hazard lain sebagai pembeda. Dari dua individu dapat dijadikan fungsi pembanding yang berdasarkan nilai kategorik dan koefisien regresi cox dapat diinterpretasikan. Nilai odd rasio menunjukan bahwa laju bertahan dari kematian pada individu dengan faktor *hazard* yang lebih besar adalah sebesar $\exp(\beta)$ kali tingkat kecepatan/laju bertahan hidup individu pada faktor *hazard* yang lebih kecil. Pada faktor atau prediktor kontinyu maka $\exp(\beta)$ di interpretasikan sebagai pembanding odds antara individu dengan nilai faktor x yang lebih besar satu satuan dibandingkan individu yang lain. Berdasarkan estimasi parameter model spasial survival dengan frailty CAR menggunakan distribusi dagum parameter dapat disimpulkan beberapa hal antara lain sebagai berikut :

1. Penderita perempuan yang mengikuti Program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian 9 kali dibandingkan penderita laki-laki. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan jenis kelamin perempuan lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan perempuan 9 kali lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang berjenis kelamin laki-laki. Hal ini dapat dijelaskan 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*.
2. Penderita yang berusia kurang dari 25 tahun yang mengikuti Program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian 1,08 kali dibandingkan penderita yang berusia 25 sampai 50 tahun. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan umur kurang dari 5 tahun lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan 1,08 kali lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang memiliki usia 25-50 tahun. Hal ini dapat dijelaskan bahwa secara keseluruhan jumlah penderita HIV/AIDS lebih banyak berusia kurang dari 25 tahun. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel usia.
3. Penderita yang berpendidikan SMA yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 1,42 kali dibandingkan penderita yang berpendidikan S1. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan Pendidikan SMA lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan 1,42 kali lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang memiliki Pendidikan S1. Hal ini dapat dijelaskan bahwa secara keseluruhan jumlah penderita HIV/AIDS lebih banyak berpendidikan SMA daripada S1 atau S2 maupun S3. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel Pendidikan.
4. Penderita yang memiliki status tidak bekerja yang memiliki program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar $\exp(-0.5076)= 0.62$ kali dibandingkan penderita yang bekerja. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan status tidak bekerja lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan 0.62 kali lebih cepat daripada

Penderita HIV/AIDS yang memiliki bekerja. Hal ini dapat dijelaskan bahwa secara keseluruhan jumlah penderita HIV/AIDS lebih banyak berstatus tidak kerja. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel kerja.

5. Penderita yang memiliki status belum menikah yang memiliki program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 2,42 kali dibandingkan penderita yang tidak bekerja. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan tidak bekerja lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan 2,42 kali lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang memiliki status menikah.
6. Berat badan yang kurang dari 50 kg mempengaruhi laju bertahan penderita dari kematian sebesar 0,29 kali dibandingkan dengan berat badan 50 – 65 kg. Hal ini menunjukan tiap berkurannya satu satuan berat badan penderita akan berkurang sejalan dengan resiko perubahan status penderita HIV/AIDS dimana progresivitas penyakit meningkat dua kali lipat ketika berat badan berkurang antara <16 Kg dan meningkat lima kali lipat ketika berat badan antara 17-18 Kg. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan berat badan kurang dari 50 kg lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan daripada Penderita HIV/AIDS yang memiliki berat badan 50 – 65 kg. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel berat badan.
7. Penderita yang memiliki CD4 normal yang memiliki program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 7,9 kali dibandingkan penderita yang memiliki CD4 tidak normal. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan CD4 normal lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang memiliki CD4 tidak normal. Oleh karena itu salah satu manfaat terapi ART adalah untuk meningkatkan jumlah total T-CD4 penderita sehingga diharapkan presentase T-CD4 yang diserang oleh virus HIV akan berkurang akibatnya kapasitas respon imun penderita akan meningkat. Selain itu peningkatan jumlah CD4 menunjukan bahwa terapi ARV yang dilakukan telah efektif. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel status pernikahan yang di interpretasikan.

8. Stadium klinik 1 mempengaruhi laju bertahan hidup penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 0,19 kali dibandingkan penderita pada stadium. Hal tersebut dapat diartikan bahwa penderita HIV/AIDS yang memulai mengikuti program ART pada stadium klinis mampu bertahan hanya sebesar 0,18 kali lama disbanding penderita HIV/AIDS yang mulai mengikuti program ART pada stadium klinik 2. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan yang berstatus stadium 1 lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan 0,19 kali lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang memiliki status stadium 2. Hal ini dapat disimpulkan bahwa sebagian besar akibat kondisi psikologis penderita dimana stadium klinis 1 merupakan stadium positif HIV (Pra AIDS) sehingga sering stress yang berlebihan dan kondisi lingkungan yang tidak mendukung sehingga psikologis penderita semakin tertekan. Beberapa penelitian telah menunjukan hubungan yang signifikan antara baik buruknya kondisi klinis penderita dengan ketidakayamanan dukungan social dan kondisis sehari-hari yang stress atau depresi. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel stadium.
9. Penderita yang memiliki status fungsional masih bekerja yang mengikuti Program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 2,2 kali dibandingkan dengan penderita yang berbaring. Hal ini menunjukan penderita yang mulai mengikuti program ART dengan status fungsional bekerja memiliki kemampuan bertahan lebih lama dibandingkan penderita HIV/AIDS yang mulai mengikuti program ART dengan status fungsional berbaring. Hal tersebut juga berkaitan dengan dukungan psikososial dari keluarga dan lingkungan dimana penderita mampu menerima keadaan sehingga penderita masih bekerja memenuhi kebutuhan keluarganya dan merasa bahwa dirinya masih mempunyai manfaat bagi keluarga dan lingkungan. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel status fungsional.
10. Penderita yang patuh terapi pada saat mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 1,5 kali dibandingkan penderita yang tidak patuh terapi. Hal ini Menunjukan bahwa penderita yang patuh terapi ART lebih cenderung cepat untuk

sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang tidak patuh terapi atau lost. Hal ini dapat dijelaskan bahwa secara umum pentingnya patuh terapi supaya sembuh.

11. Penderita yang tidak terinfeksi penyakit lain atau infeksi oportunistik yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 14,5 kali dibandingkan penderita yang terinfeksi oportunistik. Hal ini Menunjukan bahwa penderita tidak terinfeksi ketika mengikuti ART lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang terinfeksi oportunistik. Hal ini dapat dijelaskan bahwa daya tahan orang yang terkena HIV/AIDS rentang terhadap virus lain sehingga program ART harus ditelateni supaya tidak terinfeksi oportunistik seperti kena TBC, Saraf, komplikasi dan lain-lain.
12. Penderita yang status tuberkulosisnya tahap Suspek yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 0,74 kali dibandingkan penderita yang terdapat infeksi tuberkulosis. Hal ini Menunjukan bahwa penderita yang statusnya suspek ketika mengikuti ART lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang terdapat infeksi tuberculosis. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel status tuberculosis.
13. Penderita yang resiko penularannya melalui homoseksual yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 2,9 kali dibandingkan penderita yang faktor resiko penularannya melalui homoseksual. Hal ini Menunjukan bahwa penderita yang penularannya heteroseksual ketika mengikuti ART lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang penularanya melewati heteroseksual. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel resiko penularan.
14. Faktor bahwa penderita pernah mendapatkan ARV sebelumnya mengikuti program ART tersebut memiliki laju bertahan atau kesembuhan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 0,68 dibanding penderita yang tidak pernah ARV. Hal ini dapat diartikan bahwa penderita yang pernah

mendapatkan ARV sebelamnya mampu bertahan lebih lama dibandingkan penderita yang tidak mendapatkan ARV. Hal ini dapat terjadi Akibat adanya resistensi obat terhadap obat yang merupakan predictor kuat terhadap kegalan virologis yang pada akhirnya mengakibatkan terjadinya jumlah mutasi.

15. Penderita yang kepatuhan minum obatnya lebih dari sama dengan 95% yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 3,1 kali dibandingkan penderita yang kepatuhan minum obat kurang dari 80%. Hal ini Menunjukan bahwa penderita yang kepatuhan minum obatnya lebih dari sama dengan 95% ketika mengikuti ART lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang kepatuhan minum obatnya kurang dari 80%. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel Adherence ARV.
16. Penderita yang menggunakan rezimen ART tipe TDF+3TC+EFV yang mengikuti Program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 0,37 kali dibandingkan penderita yang menggunakan rezimen obat tipe ZDV+3TC+EFV. Hal ini Menunjukan bahwa penderita dengan rezimen ART tipe TDF+3TC+EFV lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang menggunakan rezimen obat tipe ZDV+3TC+EFV. Hal ini dapat dijelaskan bahwa secara keseluruhan penderita banyak menggunakan obat tipe TDF+3TC+EFV. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel rezimen ARV atau obat ARV.
17. Penderita yang pendamping minum obatnya keluarga sendiri yang mengikuti program ART mempengaruhi laju bertahan penderita HIV/AIDS dari kematian sebesar 0,14 kali dibandingkan penderita yang pendamping minum obatnya diri sendiri. Hal ini Menunjukan bahwa penderita yang pendamping minum obatnya keluarga sendiri ketika mengikuti ART lebih cenderung cepat untuk sembuh atau laju kesembuhan lebih cepat daripada Penderita HIV/AIDS yang pendaming minum obatnya diri sendiri. Begitu pula interpretasi selanjutnya pada variabel pendamping minum obat.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini disajikan beberapa kesimpulan yang diambil dari uraian hasil dan pembahasan yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya. Berdasarkan kesimpulan yang diperoleh dapat dikemukakan beberapa saran bagi pengguna data dan saran yang membangun untuk manfaat penelitian ini ataupun sebagai pedoman untuk penelitian selanjutnya.

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Data perawatan HIV/AIDS di Jawa timur berdistribusi dagum dan lognormal 3 parameter dengan jumlah terbanyak penderita HIV/AIDS pada Kota Surabaya, Sidoarjo, Gersik dan Lamongan dengan rata-rata perawatan 3 tahunan.
2. Berdasarkan hasil penjabaran model yang telah di lakukan maka diperoleh model *survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi conditionally autoregressive (CAR) pada distribusi dagum dan lognormal 3 parameter dapat dinyatakan dalam persamaan sebagai berikut:

$$h(t, X) = \left\{ \frac{\left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k-1} \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{-k-1}}{1 - \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}} \exp(\beta_0) \right\} \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i)$$
$$= h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i)$$
$$h(t, X) = \left\{ \frac{1}{\tau(t-\gamma)} \exp(\beta_0) \right\} \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i)$$
$$= h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p + W_i)$$

dimana:

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ adalah komponen linier dari model yang memuat variabel-variabel yang signifikan di setiap dagum 3 parameter dan distribusi lognormal 3 parameter .

W_i adalah efek random spasial Kabupaten/Kota ke- i

3. Pemilihan model terbaik menggunakan DIC (*Deviance Information Criteria*) yaitu survival pada distribusi lognormal 3 parameter dengan efek random Normal dan Model Survival spasial pada distribusi dagum dengan efek random CAR. Faktor -faktor yang berpengaruh signifikan pada spasial *survival* yang berdistribusi dagum adalah Jenis Kelamin (X_1), Usia (X_2), Status Pekerjaan (X_4), Status Perkawinan (X_5), Kadar CD4 Absolud (X_7), Stadium Penderita (X_8), Status Fungsional (X_9), Kepatuhan Terapi (X_{10}), Status TB (Tuberculosis) (X_{12}), Faktor Resiko Penularan (X_{13}), Adherence ARV (X_{15}) dan PMO (X_{17}).
4. Efek random spasial mempengaruhi model secara signifikan pada laju hazard penderita HIV/AIDS dari kesembuhan yang menandakan bahwa terdapat dependensi spasial yang tidak terjelaskan dalam model survival sehingga mengakibatkan munculnya dependensi pada efek random. Dependensi efek random tersebut terjadi antar unit pengamatan dalam satu kelompok sedangkan efek random antar kelompok akan saling independent.

5.2 Saran

Pada penelitian selanjutnya untuk mengamati faktor-faktor spasial yang belum teramati dalam penelitian ini yang menakibatkan munculnya dependensi spasial pada efek random, misalnya apakah daerah tersebut merupakan daerah populasi beresiko (pekerja seks komersial dan pelangan prostitusi) atau tidak serta daerah industri, perkotaan atau pedesaan. Perlu dikembangkan model mixture survival spasial untuk memperbaiki model yang ada, mungkin bisa jadi teridentifikasi distribusi yang digunakan memiliki bimodal misal mixture normal. Serta pembobot spasial bisa menggunakan pembobot titik dengan model 2 *level hierarki* sehingga membentuk model *GWR-Survival*.

DAFTAR PUSTAKA

- Aksioma, D. F. (2011). *Model Survival Spasial dengan Pendekatan Bayesian*. Surabaya: Tesis Institut Sepuluh Nopember.
- Allison, P. D. (2010). *Survival Analysis Using SAS® A Practical Guide Second Edition*. USA: SAS Institute Inc, Cary.
- Banerjee, S., Wall, M. M., & Carlin, B. P. (2003). Frailty modeling for spatially correlated survival data, with application to infant mortality in Minnesota. *Biostatistics*, 123-142.
- Box , G. E., & Tiao, G. C. (1973). *Bayesian Inference in Statistical Analysis*. Reading,MA : Addison-wesley.
- Collet, D. (1994). *Modelling Survival Data In Medical Research*. London: Chapman and Hall.
- Darmofal, D. (2008). Bayesian Spatial Survival Models for Political Event Processes. *Department of Political, Science University of South Carolina. 350 Gambrell Hal. Columbia*.
- Gelman, A., Calin, J. B., Stern, H. S., & Rubin, D. B. (1995). *Bayesian Data Analysis*. London: Chapman and Hall.
- Grambsch, P. M., & Therneau, T. M. (1994). Proportional Hazards Tests and Diagnostics Based on Weighted Residuals. *Springer, Biometrika, Volume 81*(Issue 3), 515–526.
- Hasyim, M. (2012). *Model Mixture Survival Spasial dengan Frailty Berdistribusi Conditionally Autoregresive (CAR)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Hosmer, J. D., & Lemeshow, S. (1999). *Applied Survival Analysis Regression Modelling of Time to Event Data*. New York: John Wiley and Sons. Inc.
- Iriawan, N., Astutik, S., & Prastyo, D. D. (2010). Markov Chain Monte Carlo – Based Approaches for Modeling the Spatial Survival with Conditional Autoregressive (CAR) Frailty. *International Journal of Computer Science and Network Security, Vol. 10 No.12*.
- Ismartini, P. (2013). *Pengembangan Model Liniear Hirarki Dengan Pendekatan Bayesian Untuk Pemodelan Data Pengeluaran Data Pengeluaran Perkapita Rumah Tangga*. Surabaya: Jurusan Statistika, Fakultas

Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Kery, M. (2010). *Introduction to WinBUGS for Ecologists*. Burlington, USA: Elsevier.

Kleinbaum, D. G., & Klein, M. (2005). *Survival Analysis,A Self-Learning Text*. New York: Springer.

Law, A. M., & Kelton , W. D. (1991). *Simulation Modelling Analysis*. New York: McGraw-Hill, Inc.

Lee, J., & Wong, D. W. (2001). *Statistical Analysis with Arcview GIS*. New York: John Wiley and Sons, Inc.

LeSage, P. J. (1999). *The Theory and Practice of Spatial Econometrics*. Ohio, United States: Department of Economics, University of Toledo.

Mahmudah, N., & Pramoedyo, H. (2015). Pemodelan Spasial Survival Weibull-3 Parameter dengan Frailty Berdistribusi Conditional Autoregressive (CAR). *Natural B*, 93-102.

Spiegelhalter, D., Thomas, A., & Nicky, B. (2003). *Winbugs User Manual*. New York.

UNAIDS. (2013). Retrieved from HIV in asia and the pacific UNAIDS: Available at:

http://www.unaids.org/en/media/unaidspublication/2013_HIV-asia-Pacific_en.pdf

Utami, S. (2015). *Prediktor Kematian HIV dengan terapi Antiroviral (ARV) di RSU Bandung Bali*. Denpasar: Program Study Kesehatan Masyarakat Udayana.

Yohanes, R. T. (2011). *Pengecekan Asumsi Proportional Hazard pada Model Cox PH*. Jakarta: Skripsi FMIPA Universitas Indonesia.

Zang. (2008). *survival analysis*. California: Wadsworth.

LAMPIRAN

Lampiran 1. ETHICAL CLEARANCE

	 Dr. SOETOMO
KOMITE ETIK PENELITIAN KESEHATAN RSUD Dr. SOETOMO SURABAYA	
KETERANGAN KELAIKAN ETIK ("ETHICAL CLEARANCE")	
644 / Panke.KKE / XI / 2017	
<p>KOMITE ETIK RSUD Dr. SOETOMO SURABAYA TELAH MEMPELAJARI SECARA SEKSAMA RANCANGAN PENELITIAN YANG DIUSULKAN, MAKA DENGAN INI MENYATAKAN BAHWA PENELITIAN DENGAN JUDUL :</p> <p>"Permodelan Spasial Survival Lognormal - 3P dengan Menggunakan Metode Bayesian (Studi Kasus : HIV/AIDS di Propinsi Jawa Timur Tahun 2017)"</p>	
<p>PENELITI UTAMA : Moshofa Rusli, dr., Sp.PD</p>	
<p>PENELITI LAIN : 1. Prof. Nur Iriawan, M.J.Kom, Ph.D 2. Sami Wulan P, M.Si., Ph.D 3. Nue Mahmudah, S.Si</p>	
<p>UNIT / LEMBAGA / TEMPAT PENELITIAN : RSUD Dr. Soetomo Surabaya</p>	
DINYATAKAN LAIK ETIK	Berlaku dari : 13 NOV 2017 s.d 13 NOV 2018
SURABAYA, 13 NOV 2017	
 (Dr. Elisaugit Hadiwidito, dr. Sp.An, KIC, KAP) NIP. 19511007 197903 1 002	

Lampiran 2. Data Penderita Perawatan HIV/AIDS di RS Soetomo yang melibatkan faktor Spasial area

No	T (hari)	S	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X
1	973	1	1	1	2	1	0	0	0	3	1	1	1	2	1	0	1	
2	1805	1	2	1	3	1	1	1	0	3	1	1	1	1	1	1	1	
3	703	1	2	1	2	0	1	1	0	3	1	1	0	2	1	0	1	
4	464	1	1	0	4	1	0	1	0	3	1	1	1	1	2	0	1	
5	1369	1	2	1	3	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	
6	1118	1	2	1	1	1	1	2	0	2	1	1	0	1	1	0	1	
7	2537	1	2	1	3	1	1	0	0	4	1	1	0	4	1	0	1	
8	1057	0	1	1	3	1	1	1	0	3	1	0	0	1	1	0	1	
9	1461	0	2	1	3	1	1	0	0	4	2	1	0	1	1	0	1	
10	54	0	1	1	4	0	0	1	0	1	1	1	0	1	2	0	1	
11	1150	0	2	1	2	0	1	1	0	3	1	0	1	4	1	0	1	
12	462	1	1	0	1	1	1	0	0	3	1	1	1	4	1	1	1	
13	304	1	1	1	3	1	1	2	0	4	1	1	1	3	1	0	1	
14	1352	1	2	2	1	1	1	1	0	3	1	1	1	1	1	0	1	
15	918	1	1	1	3	1	1	1	0	2	1	1	0	1	1	0	1	
16	674	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	2	1	0	2	
17	1115	1	1	1	2	0	1	1	0	3	1	1	1	3	1	0	1	
18	729	1	2	1	2	1	1	2	0	1	1	1	0	1	1	0	2	
19	529	1	1	1	2	1	1	0	0	3	1	1	1	3	1	1	1	
20	225	1	1	1	3	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	3	
21	125	1	2	1	4	1	0	2	1	1	1	1	0	1	2	0	2	
22	70	1	1	1	3	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	

No	T (hari)	S	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X
23	2062	0	2	1	3	1	1	1	0	3	1	0	0	1	1	0	1	
24	1082	1	2	1	3	1	0	2	1	3	1	1	0	4	1	0	1	
25	149	1	1	1	3	0	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	
26	107	1	2	1	4	1	0	2	1	1	1	1	0	1	1	0	1	
27	191	1	2	1	1	1	1	1	0	3	3	1	1	1	1	1	1	
28	2008	0	2	1	4	1	0	0	0	3	3	0	0	1	1	0	1	
29	668	1	2	1	3	1	0	1	0	3	1	1	0	2	2	0	1	
30	655	1	1	1	3	0	1	1	0	3	1	1	1	3	1	1	1	
31	148	1	2	1	2	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	2	
32	1134	1	2	1	3	1	1	1	0	3	1	1	0	1	1	0	1	
33	1650	1	2	1	4	1	0	1	0	3	1	1	0	1	4	0	1	
34	1550	1	1	1	4	1	0	2	0	3	1	1	0	4	1	0	1	
35	13	0	1	1	4	1	0	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	
36	21	1	1	1	3	1	1	0	0	2	1	1	1	1	1	0	1	
37	1114	1	2	1	4	1	0	2	0	2	1	1	1	2	2	0	1	
38	551	1	2	1	4	0	0	1	0	3	1	1	0	4	1	0	2	
39	2083	1	2	1	3	1	0	0	0	3	1	1	1	1	1	0	1	
40	1627	1	2	1	3	0	1	0	0	3	1	1	0	4	1	0	1	
41	2005	0	1	1	3	1	1	0	0	3	1	0	0	1	1	0	1	
42	1936	0	2	1	4	1	1	1	0	3	2	1	1	1	1	0	1	
43	1997	1	1	1	4	1	0	0	0	3	2	1	1	3	2	0	1	
44	1873	0	1	0	3	0	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	1	
45	1567	0	2	1	3	1	1	1	0	3	1	0	0	1	4	0	1	
46	1484	1	1	1	4	1	1	0	1	4	1	0	1	1	2	0	1	

No	T (hari)	S	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X
47	98	0	2	1	4	1	1	1	0	4	2	0	0	2	1	0	1	
48	59	0	1	0	3	1	0	2	0	3	1	0	0	1	2	0	1	
49	1959	1	1	1	3	1	1	1	0	3	1	1	0	1	1	0	1	
50	499	1	2	1	3	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1	0	1	
51	325	1	2	1	4	1	1	2	0	3	1	1	0	1	3	1	1	
52	430	1	2	0	3	0	0	0	0	3	1	0	1	1	1	0	1	
53	749	1	2	1	3	1	1	1	0	3	1	1	0	1	1	0	1	
54	1498	1	2	1	3	1	1	1	0	1	1	1	0	1	5	0	1	
55	1542	1	1	1	4	1	1	1	0	3	1	1	0	1	1	0	3	
56	1563	1	2	0	3	0	0	0	0	3	2	1	1	1	1	0	1	
.	
.	
.	
.	
439	1764	1	1	1	3	1	1	0	0	3	1	1	0	4	1	0	1	
440	1195	0	2	1	4	1	1	2	0	3	1	1	0	4	1	0	1	

Keterangan :

T= Lama perawatan penderita HIV/AIDS (hari).

S= Failure Event (0= tersensor, dan 1= tidak tersensor)

X₁= Jenis Kelamin (1= laki-laki dan 2= perempuan)

X₂ = Usia (0 = Usia <25 tahun, 1 = Usia 25-50 tahun, dan 3 = Usia >50 tahun)

X₃= Pendidikan (0 = Tidak Sekolah, 1= Sekolah Dasar (SD), 2= Sekolah Menengah Pertama (SMP), 3= Sekolah Menengah Atas/Umum(SMA/SMU), 4= Akademisi/Universitas)

X₄= Status Pekerjaan (1= Bekerja dan 0=Tidak bekerja)

X₅= Status Perkawinan (1= Menikah dan 0=Belum Menikah

X₆= Berat Badan (0 = Berat badan kurang dari 50 kg, 1 = berat badan antara 50 – 65 kg dan 2= berat badan di atas 65 kg)

X₇= Kadar CD4 Absolud (0 = kadar CD4 kurang Absolud dari 410 yang dinamakan Upnormal, dan 1= kadar CD4 Absolud lebih dari sama dengan 410 yang dinamakan normal)

X₈ = Stadium Penderita (1 = Stadium 1, 2 = Stadium 2, 3 = Stadium 3 dan 4 = Stadium 4)

X₉ = Status Fungsional (0 = kerja, 1 = Ambulator dan 2 = Berbaring)

X₁₀ = Kepatuhan terapi (1 = Patuh, dan 0=Tidak Patuh)

X₁₁ = Infeksi Oportunitis (1 = terinfeksi, dan 0 = tidak terinfeksi)

X₁₂ = Status TB (Tubercolosis) (1 = tidak ada gejala atau tanda TB (Tubercolosis), 2 = Suspek TB (Tubercolosis) artinya Rujuk ke DOTS atau Pemeriksaan sputum), 3 = Terdapat TB (Tubercolosis) atau dalam terapi TB (Tubercolosis), dan 4 = Tidak dilakukan Skrining

X₁₃ = Faktor Resiko Penularan (1 = Heteroseksual, 2 = Homoseksual, 3 = Biseksual, 4 = NAPZA (Narkoba dan obat-obatan terlarang), 5 = Tranfusi Darah, dan 6 = perinatal

X₁₄ = Riwayat ARV (0 = Belum pernah mendapatkan ARV, 1 = Pernah mendapatkan ARV)

X₁₅ = Adherence ARV (kepatuhan minum obat) (1 = lebih dari sama dengan 95% (> 3 dosis lupa diminum dalam 30 hari), 2 = antara 80-95% (3-12 dosis lupa

diminum dalam 30 hari), dan 3 = kurang dari 80% (>12 dosis lupa diminum dalam 30 hari))

X₁₆ = Rejimen ARV (1 = obat AZT+3TC+EFV, 2 = obat AZT+3TC+EVP, 3 = obat AZT+3TC+NVP, 4 = obat TDF+3TC+EFV, 5 = obat ZDV+3TC+EFV, dan 6 = obat ZDV+3TC+NVP).

X₁₇ = PMO (1 = Keluarga, 2 = Diri-sendiri, dan 3 = Petugas/Perawat/Yayasan)

Kab = Lokasi atau tempat tingal penderita HIV/AIDS

Lampiran 3. Deskriptif Lama Perawatan, Usia, berat badan dan Kadar CD4 absolut dan Lokasi Penderita Berobat

- a) Deskriptif Secara Umum Berdasarkan Lama Perawatan, Usia, berat badan dan Kadar CD4 absolut Penderita HIV/AIDS di RS Soetomo Surabaya.

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	440	13,00	60,00	15214,00	34,5773
Berat Badan	440	18,00	104,00	24031,00	54,6159
CD4 Absolut	440	1,00	1220,00	81015,00	184,1250
Lama Perawatan	440	11,00	2775,00	446719,00	1015,2705

- b) Deskriptif Berdasarkan Lama Perawatan, Usia, berat badan dan Kadar CD4 absolut dan Lokasi Penderita Berobat.

1) Kabupaten Bangkalan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	27	13,00	40,00	798,00	29,5556
Berat Badan	27	18,00	104,00	1435,00	53,1481
CD4 Absolut	27	2,00	626,00	4794,00	177,5556
Lama Perawatan	27	17,00	2033,00	24865,00	920,9259

2) Kabupaten Banyuwangi

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	25,00	45,00	70,00	35,0000
Berat Badan	2	49,00	52,00	101,00	50,5000
CD4 Absolut	2	282,00	369,00	651,00	325,5000
Lama Perawatan	2	13,00	21,00	34,00	17,0000

3) Kabupaten Blitar

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	26,00	35,00	61,00	30,5000
Berat Badan	2	52,00	56,00	108,00	54,0000
CD4 Absolut	2	11,00	151,00	162,00	81,0000
Lama Perawatan	2	54,00	1150,00	1204,00	602,0000

4) Kabupaten Bojonegoro

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	14	22,00	54,00	495,00	35,3571
Berat Badan	14	38,00	82,00	743,00	53,0714
CD4 Absolut	14	2,00	575,00	2570,00	183,5714
Lama Perawatan	14	13,00	2049,00	12104,00	864,5714

5) Kabupaten Bondowoso

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	1	35,00	35,00	35,00	35,000
Berat Badan	1	83,00	83,00	83,00	83,000
CD4 Absolut	1	237,00	237,00	237,00	237,000
Lama Perawatan	1	154,00	154,00	154,00	154,000

6) Kabupaten Gresik

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	37	18,00	54,00	1259,00	34,0270
Berat Badan	37	32,00	90,00	1907,00	51,5405
CD4 Absolut	37	1,00	685,00	5461,00	147,5946
Lama Perawatan	37	17,00	2734,00	42082,00	1137,3514

7) Kabupaten Jember

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	4	29,00	39,00	135,00	33,7500
Berat Badan	4	50,00	67,00	241,00	60,2500
CD4 Absolut	4	17,00	389,00	802,00	200,5000
Lama Perawatan	4	148,00	1650,00	4482,00	1120,5000

8) Kabupaten Jombang

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	9	20,00	52,00	293,00	32,5556
Berat Badan	9	39,00	92,00	511,00	56,7778
CD4 Absolut	9	23,00	510,00	1741,00	193,4444
Lama Perawatan	9	19,00	1699,00	7334,00	814,8889

9) Kabupaten Kediri

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	3	24,00	56,00	113,00	37,6667
Berat Badan	3	47,00	66,00	171,00	57,0000
CD4 Absolut	3	25,00	305,00	484,00	161,3333
Lama Perawatan	3	304,00	1352,00	2118,00	706,0000

10) Kabupaten Lamongan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	35	20,00	55,00	1287,00	36,7714
Berat Badan	35	36,00	79,00	1944,00	55,5429
CD4 Absolut	35	12,00	1220,00	9467,00	270,4857
Lama Perawatan	35	11,00	2609,00	38773,00	1107,8000

11) Kabupaten Lumajang

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	10	26,00	43,00	312,00	31,2000
Berat Badan	10	49,00	73,00	590,00	59,0000
CD4 Absolut	10	46,00	875,00	2594,00	259,4000
Lama Perawatan	10	70,00	2062,00	7117,00	711,7000

12) Kabupaten Madiun

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	25,00	27,00	52,00	26,0000
Berat Badan	2	50,00	63,00	113,00	56,5000
CD4 Absolut	2	219,00	300,00	519,00	259,5000
Lama Perawatan	2	169,00	237,00	406,00	203,0000

13) Kabupaten Magetan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	29,00	39,00	68,00	34,0000
Berat Badan	2	50,00	50,00	100,00	50,0000
CD4 Absolut	2	169,00	256,00	425,00	212,5000
Lama Perawatan	2	366,00	790,00	1156,00	578,0000

14) Kabupaten Malang

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	6	29,00	47,00	225,00	37,5000
Berat Badan	6	43,00	69,00	329,00	54,8333
CD4 Absolut	6	38,00	458,00	1367,00	227,8333
Lama Perawatan	6	225,00	1115,00	4190,00	698,3333

15) Kabupaten Mojokerto

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	3	29,00	48,00	111,00	37,0000
Berat Badan	3	45,00	51,00	144,00	48,0000
CD4 Absolut	3	31,00	111,00	206,00	68,6667
Lama Perawatan	3	56,00	472,00	685,00	228,3333

16) Kabupaten Nganjuk

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	9	24,00	55,00	371,00	41,2222
Berat Badan	9	41,00	73,00	503,00	55,8889
CD4 Absolut	9	7,00	600,00	1801,00	200,1111
Lama Perawatan	9	35,00	2507,00	7621,00	846,7778

17) Kabupaten Ngawi

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	5	24,00	40,00	164,00	32,8000
Berat Badan	5	22,00	68,00	242,00	48,4000
CD4 Absolut	5	12,00	160,00	369,00	73,8000
Lama Perawatan	5	13,00	2081,00	5327,00	1065,4000

18) Kabupaten Pacitan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	32,00	37,00	69,00	34,5000
Berat Badan	2	40,00	51,00	91,00	45,5000
CD4 Absolut	2	33,00	388,00	421,00	210,5000
Lama Perawatan	2	973,00	1805,00	2778,00	1389,0000

19) Kabupaten Pamekasan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	5	30,00	50,00	215,00	43,0000
Berat Badan	5	34,00	65,00	261,00	52,2000
CD4 Absolut	5	78,00	293,00	956,00	191,2000
Lama Perawatan	5	132,00	1619,00	5240,00	1048,0000

20) Kabupaten Pasuruan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	5	23,00	38,00	155,00	31,0000
Berat Badan	5	47,00	55,00	252,00	50,4000
CD4 Absolut	5	16,00	389,00	805,00	161,0000
Lama Perawatan	5	1567,00	2005,00	9378,00	1875,6000

21) Kabupaten Ponorogo

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	24,00	31,00	55,00	27,5000
Berat Badan	2	51,00	61,00	112,00	56,0000
CD4 Absolut	2	5,00	110,00	115,00	57,5000
Lama Perawatan	2	464,00	703,00	1167,00	583,5000

22) Kabupaten Probolinggo

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	27,00	33,00	60,00	30,0000
Berat Badan	2	45,00	47,00	92,00	46,0000
CD4 Absolut	2	61,00	142,00	203,00	101,5000
Lama Perawatan	2	1627,00	2083,00	3710,00	1855,0000

23) Kabupaten Sampang

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	5	24,00	30,00	136,00	27,2000
Berat Badan	5	40,00	70,00	270,00	54,0000
CD4 Absolut	5	12,00	305,00	877,00	175,4000
Lama Perawatan	5	316,00	2063,00	4530,00	906,0000

24) Kabupaten Sidoarjo

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	63	21,00	60,00	2230,00	35,3968
Berat Badan	63	36,00	95,00	3508,00	55,6825
CD4 Absolut	63	4,00	678,00	12492,00	198,2857
Lama Perawatan	63	59,00	2369,00	73601,00	1168,2698

25) Kabupaten Situbondo

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	1	29,00	29,00	29,00	29,0000
Berat Badan	1	50,00	50,00	50,00	50,0000
CD4 Absolut	1	82,00	82,00	82,00	82,0000
Lama Perawatan	1	551,00	551,00	551,00	551,0000

26) Kabupaten Sumenep

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	9	22,00	50,00	289,00	32,1111
Berat Badan	9	36,00	62,00	424,00	47,1111
CD4 Absolut	9	5,00	685,00	2635,00	292,7778
Lama Perawatan	9	153,00	2775,00	9712,00	1079,1111

27) Kabupaten Trenggalek

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	29,00	31,00	60,00	30,0000
Berat Badan	2	51,00	69,00	120,00	60,0000
CD4 Absolut	2	225,00	275,00	500,00	250,0000
Lama Perawatan	2	1118,00	1369,00	2487,00	1243,5000

28) Kabupaten Tuban

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	23	27,00	55,00	898,00	39,0435
Berat Badan	23	34,00	75,00	1221,00	53,0870
CD4 Absolut	23	2,00	658,00	3852,00	167,4783
Lama Perawatan	23	106,00	2697,00	27763,00	1207,0870

29) Kabupaten Tulungagung

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	3	28,00	46,00	105,00	35,0000
Berat Badan	3	40,00	65,00	152,00	50,6667
CD4 Absolut	3	58,00	301,00	459,00	153,0000
Lama Perawatan	3	1057,00	2537,00	5055,00	1685,0000

30) Kota Blitar

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	5	23,00	55,00	161,00	32,2000
Berat Badan	5	48,00	74,00	294,00	58,8000
CD4 Absolut	5	13,00	248,00	701,00	140,2000
Lama Perawatan	5	48,00	1651,00	6016,00	1203,2000

31) Kota kediri

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	7	20,00	48,00	237,00	33,8571
Berat Badan	7	50,00	70,00	437,00	62,4286
CD4 Absolut	7	37,00	423,00	1230,00	175,7143
Lama Perawatan	7	134,00	2209,00	7903,00	1129,0000

32) Kota Medium

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	2	28,00	37,00	65,00	32,5000
Berat Badan	2	50,00	59,00	109,00	54,5000
CD4 Absolut	2	44,00	311,00	355,00	177,5000
Lama Perawatan	2	405,00	1842,00	2247,00	1123,5000

33) Kota Malang

	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	6	19,00	53,00	245,00	40,8333
Berat Badan	6	49,00	71,00	358,00	59,6667
CD4 Absolut	6	80,00	597,00	1460,00	243,3333
Lama Perawatan	6	104,00	2026,00	5057,00	842,8333

34) Kota Mojokerto

	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	11	27,00	51,00	396,00	36,0000
Berat Badan	11	43,00	88,00	619,00	56,2727
CD4 Absolut	11	4,00	771,00	2959,00	269,0000
Lama Perawatan	11	17,00	1639,00	8538,00	776,1818

35) Kota Pasuruan

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	5	20,00	36,00	155,00	31,0000
Berat Badan	5	45,00	53,00	246,00	49,2000
CD4 Absolut	5	12,00	85,00	203,00	40,6000
Lama Perawatan	5	39,00	2627,00	7852,00	1570,4000

36) Kota Mojokerto

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	8	20,00	54,00	268,00	33,5000
Berat Badan	8	45,00	75,00	466,00	58,2500
CD4 Absolut	8	15,00	291,00	1277,00	159,6250
Lama Perawatan	8	155,00	1853,00	7575,00	946,8750

37) Kota Surabaya

Variabel	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	102	18,00	58,00	3505,00	34,3627
Berat Badan	102	20,00	98,00	5609,00	54,9902
CD4 Absolut	102	1,00	837,00	15380,00	150,7843
Lama Perawatan	102	14,00	2280,00	95579,00	937,0490

38) Kota Batu

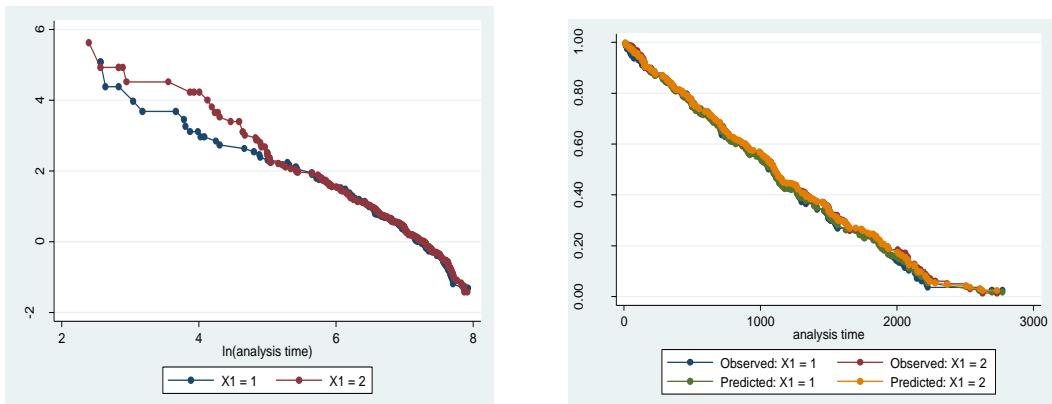
	N	Minimum	Maximum	Sum	Mean
Usia	1	32,00	32,00	32,00	32,0000
Berat Badan	1	75,00	75,00	75,00	75,0000
CD4 Absolut	1	403,00	403,00	403,00	403,0000
Lama Perawatan	1	328,00	328,00	328,00	328,0000

Lokasi Tempat Tinggal Penderita HIV/AIDS

Kabupaten/Kota	Jumlah Penderita HIV/AIDS
Kabupaten Pacitan	2
Kabupaten Ponorogo	2
Kabupaten Trenggalek	2
Kabupaten Tulungagung	3
Kabupaten Blitar	2
Kabupaten Kediri	3
Kabupaten Malang	6
Kabupaten Lumajang	10
Kabupaten Jember	4
Kabupaten Banyuwangi	2
Kabupaten Bondowoso	1
Kabupaten Situbondo	1
Kabupaten Probolinggo	2
Kabupaten Pasuruan	5
Kabupaten Sidoarjo	63
Kabupaten Mojokerto	3
Kabupaten Jombang	9
Kabupaten Nganjuk	9
Kabupaten Madiun	2
Kabupaten Magetan	2
Kabupaten Ngawi	5
Kabupaten Bojonegoro	14
Kabupaten Tuban	23
Kabupaten Lamongan	35
Kabupaten Gersik	37
Kabupaten Bangkalan	27
Kabupaten Sampang	5
Kabupaten Pamekasan	5
Kabupaten Sumenep	9
Kota Kediri	7
Kota Blitar	5
Kota Malang	6
Kota Probolinggo	8
Kota Pasuruan	5
Kota Mojokerto	11
Kota Mediu	2
Kota Surabaya	102
Kota Batu	1

Lampiran 4. Asumsi Proporsional Hazard Berdasarkan Kurva Kaplan Meier, Kurva antara pengamatan ($S(t)$) dan perkiraan ($\hat{S}(t)$) dan Uji Global pada variable yang diamati

a. Jenis Kelamin (X1)

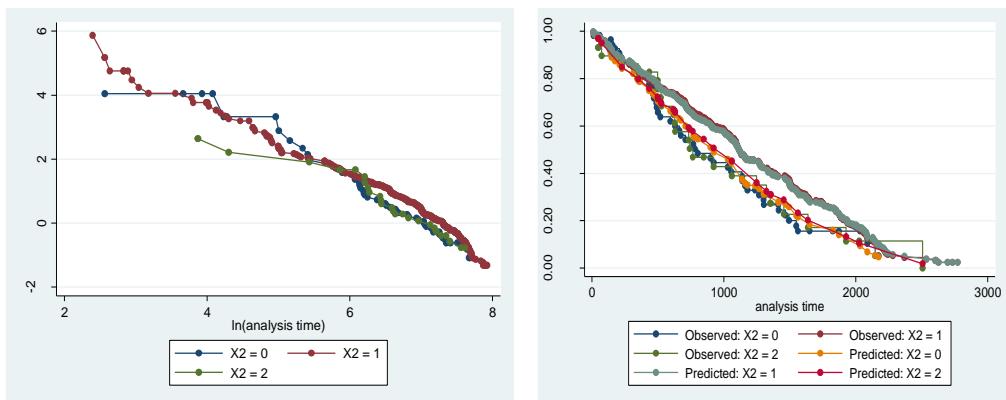


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
Time: Time

```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x1	-0.01932	0.13	1	0.7175
global test		0.13	1	0.7175

b. Usia Penderita (X2)

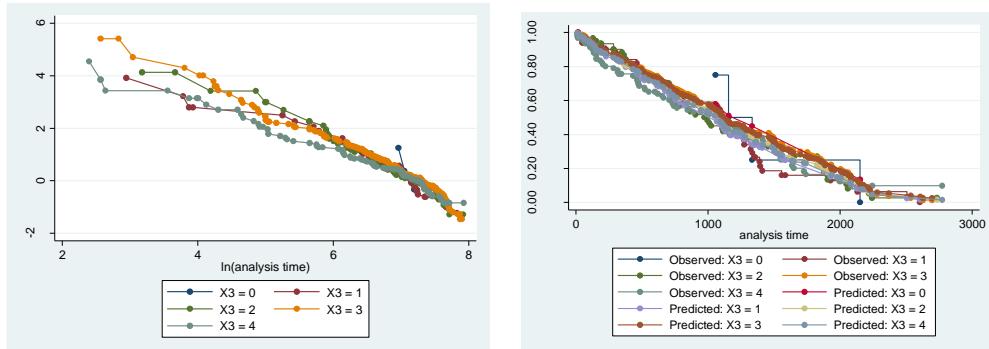


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
Time: Time

```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x2	0.00781	0.03	1	0.8713
global test		0.03	1	0.8713

c. Pendidikan (X3)



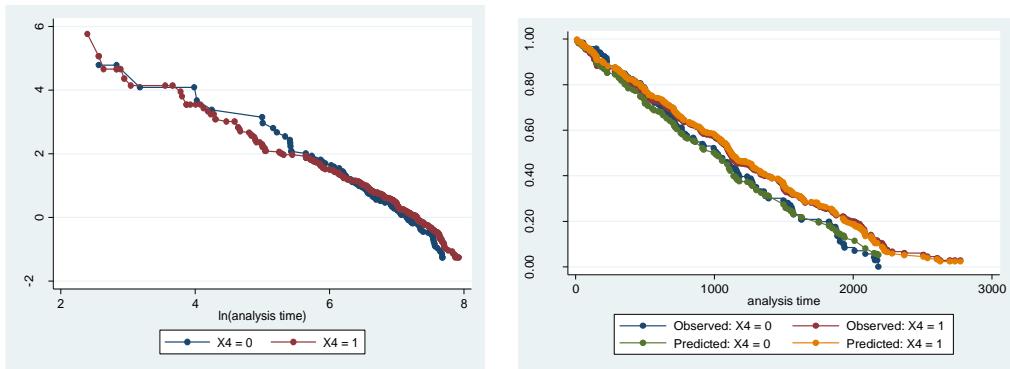
```
stphtest, detail
```

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x3	-0.09025	2.99	1	0.0838
global test		2.99	1	0.0838

d. Status Pekerjaan (X4)



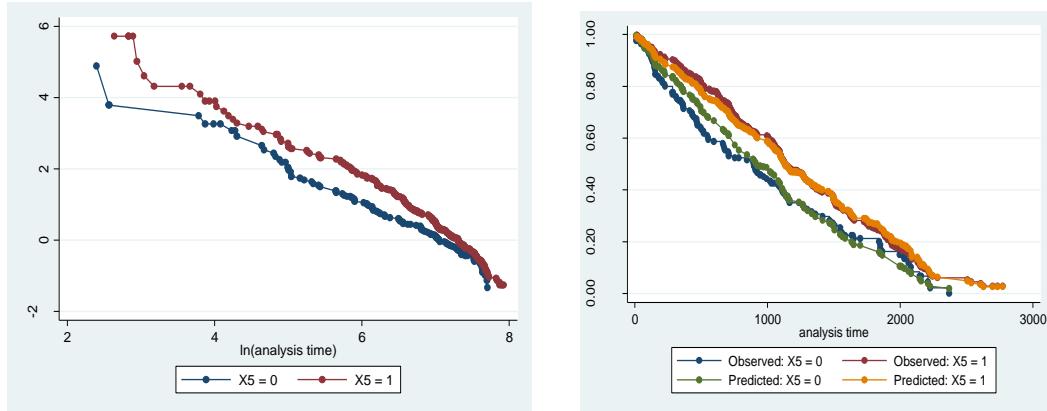
```
stphtest, detail
```

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x4	-0.09846	3.48	1	0.0621
global test		3.48	1	0.0621

e. Status Perkawinan (X5)

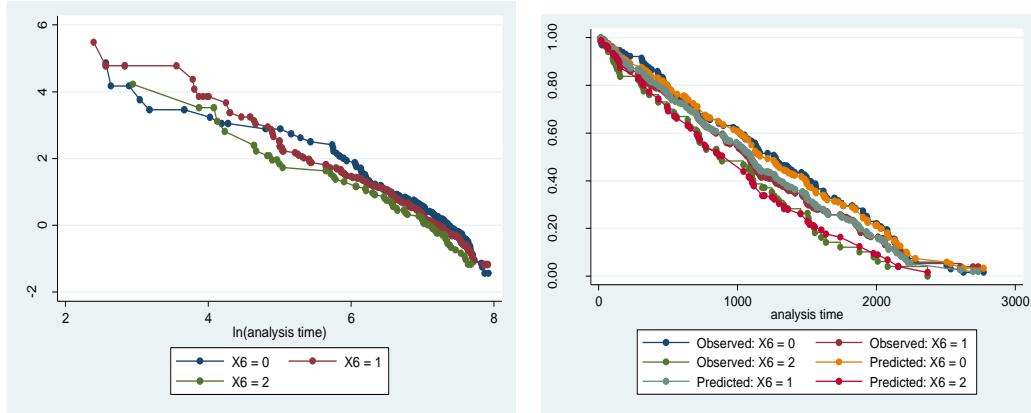


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
```

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x5	0.09511	3.14	1	0.0762
global test		3.14	1	0.0762

f. Berat Badan (X6)

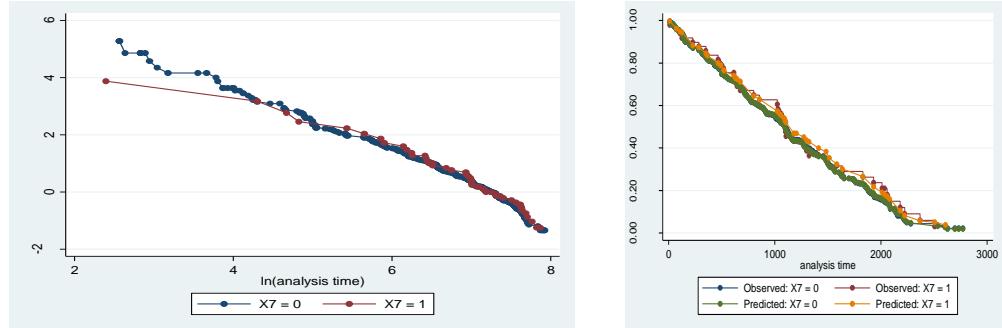


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
```

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x6	-0.02684	0.26	1	0.6118
global test		0.26	1	0.6118

g. kadar Absolud CD4 (X7)



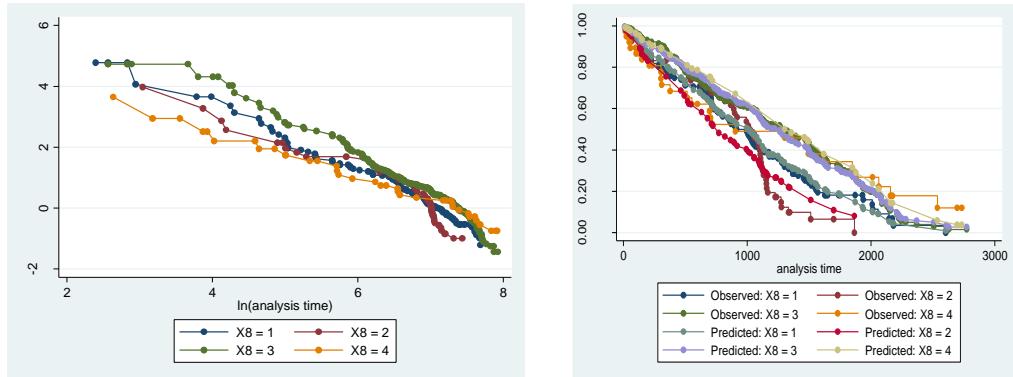
`stphtest, detail`

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x7	-0.00183	0.00	1	0.9728
global test		0.00	1	0.9728

h. Stasium Penderita (X8)



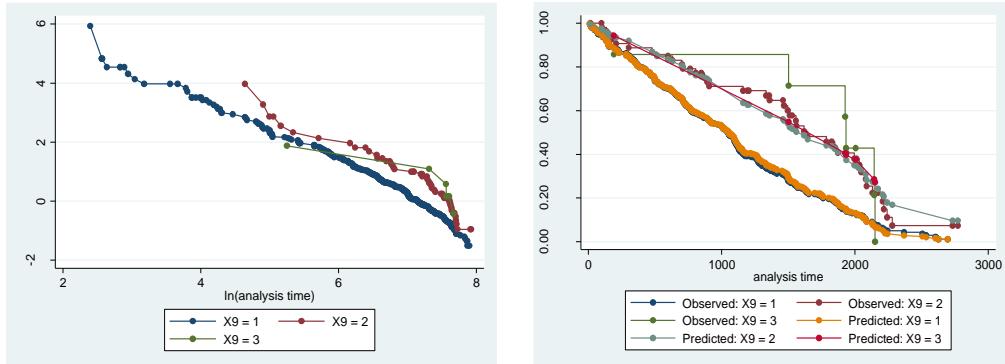
`stphtest, detail`

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x8	-0.05526	1.04	1	0.3075
global test		1.04	1	0.3075

i. Status Fungsional (X9)

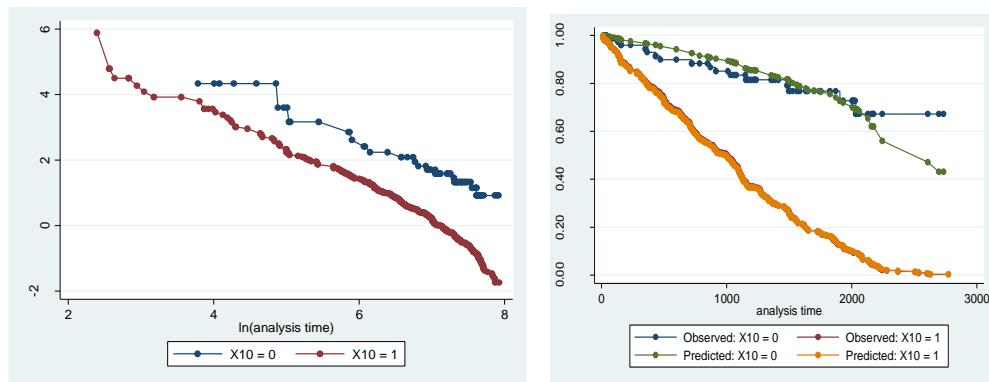


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
Time: Time

```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x9	0.09661	3.42	1	0.0646
global test		3.42	1	0.0646

j. Kepatuhan Terapi (X10)

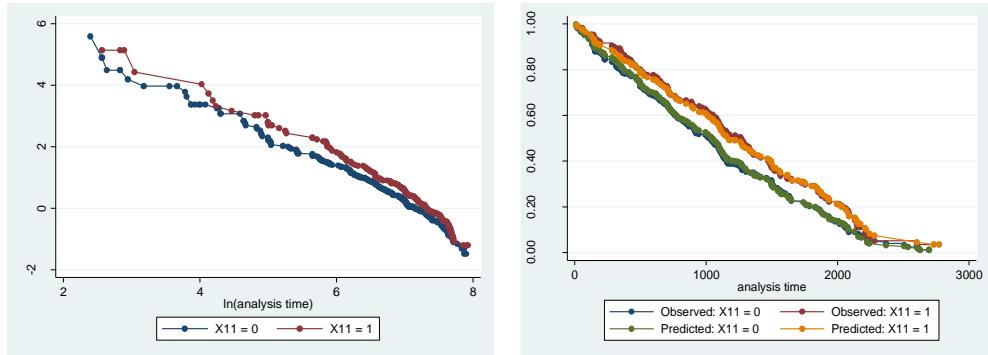


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
Time: Time

```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x10	0.10153	3.68	1	0.0551
global test		3.68	1	0.0551

k. Infeksi Oportunistik (X11)

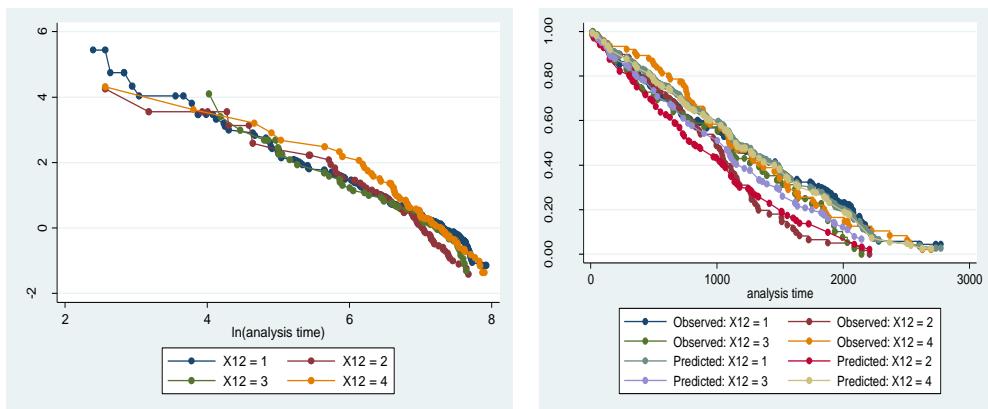


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
Time: Time

```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x11	0.04843	0.81	1	0.3668
global test		0.81	1	0.3668

l. Status TB (X12)

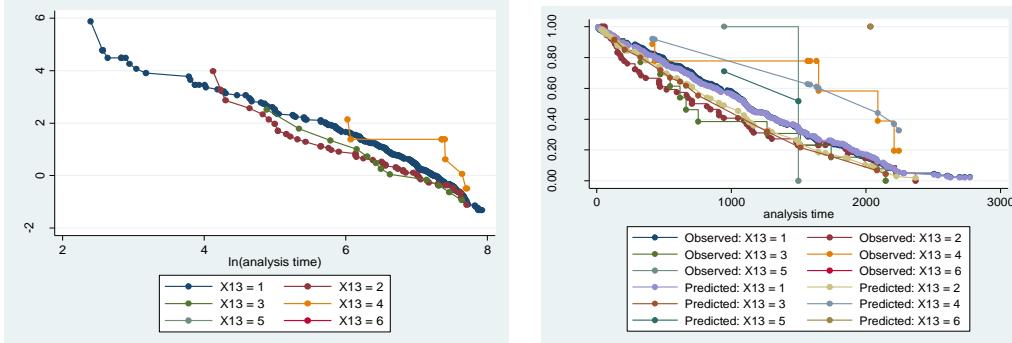


```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
Time: Time

```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x12	0.10834	3.74	1	0.0533
global test		3.74	1	0.0533

m. Faktor Resiko (X13)



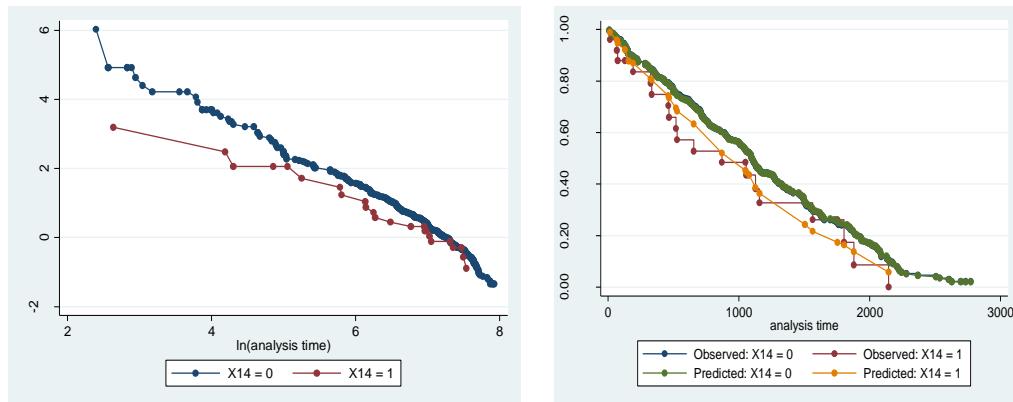
`stphptest, detail`

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x13	-0.05975	0.94	1	0.3327
global test		0.94	1	0.3327

n. Riwayat ARV (X14)



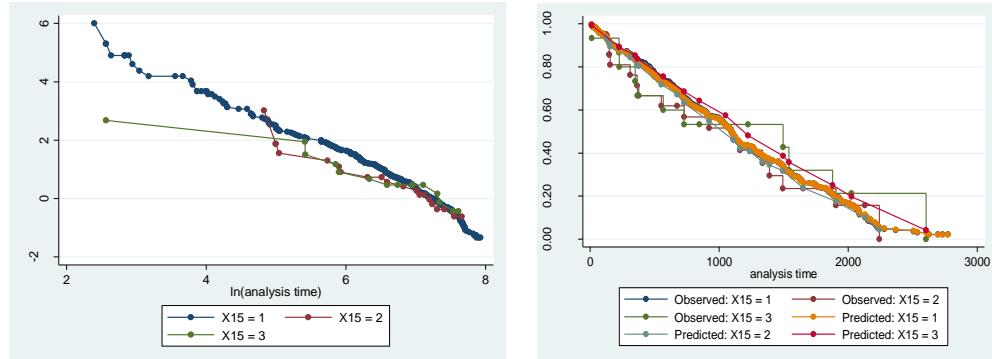
`stphptest, detail`

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x14	-0.01335	0.06	1	0.8023
global test		0.06	1	0.8023

o. Adherence ART (Kepatuhan Minum Obat) (X15)



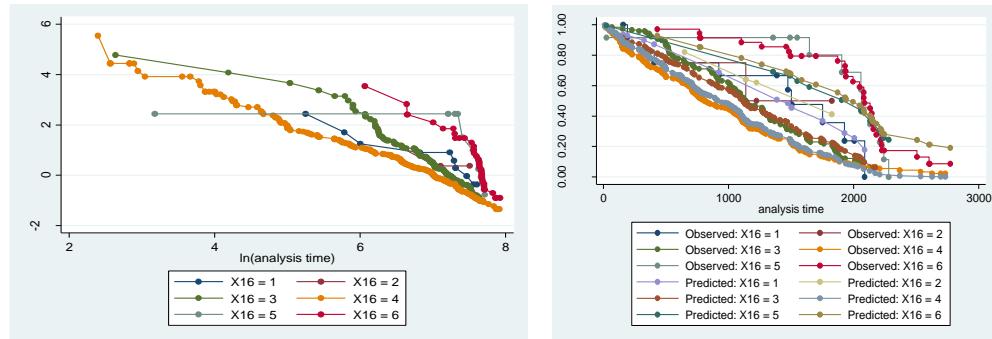
stphtest, detail

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
X17	-0.11377	3.62	1	0.0570
global test		3.62	1	0.0570

p. Obat ARV (X16)



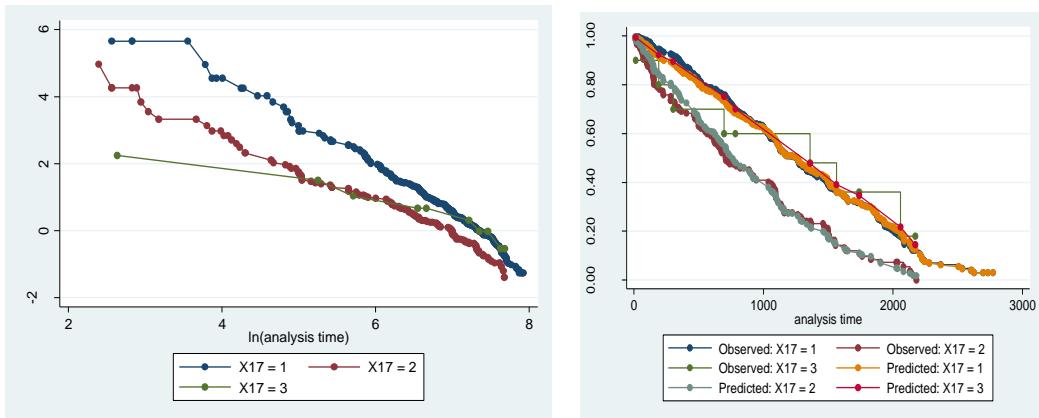
stphtest, detail

Test of proportional-hazards assumption

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
X16	-0.08210	1.22	1	0.2693
global test		1.22	1	0.2693

q. Jenis PMO (Pendamping Minum Obat) (X17)



```
stphtest, detail
Test of proportional-hazards assumption
```

Time: Time

	rho	chi2	df	Prob>chi2
x17	-0.11377	3.62	1	0.0570
global test		3.62	1	0.0570

Lampiran 5. Pendugaan Distribusi Menggunakan Uji *Goodness of Fit* Pada Data Penderita Perawatan HIV/AIDS di RS Soetomo yang melibatkan faktor Spasial area

#	<u>Distribution</u>	<u>Kolmogorov Smirnov</u>		<u>Anderson Darling</u>		<u>Chi-Squared</u>	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
1	<u>Dagum</u>	0,03162	1	0,49718	1	8,0553	2
2	<u>Lognor-mal (3P)</u>	0,05812	9	3,8491	10	29,417	14

#	Distribution	Parameters
1	Dagum	$k=0,06276 \quad \alpha=13,546 \quad \beta=2209,3$
2	Lognormal (3P)	$\sigma=0,28774 \quad \mu=7,742 \quad \gamma=-1375,1$

**Lampiran 6. Nilai Kritis Uji Distribusi Dagum dan Lognormal 3 Parameter
Pada Data Penderita Perawatan HIV/AIDS di RS Soetomo yang
melibatkan faktor Spasial area**

1. Distribusi Dagum

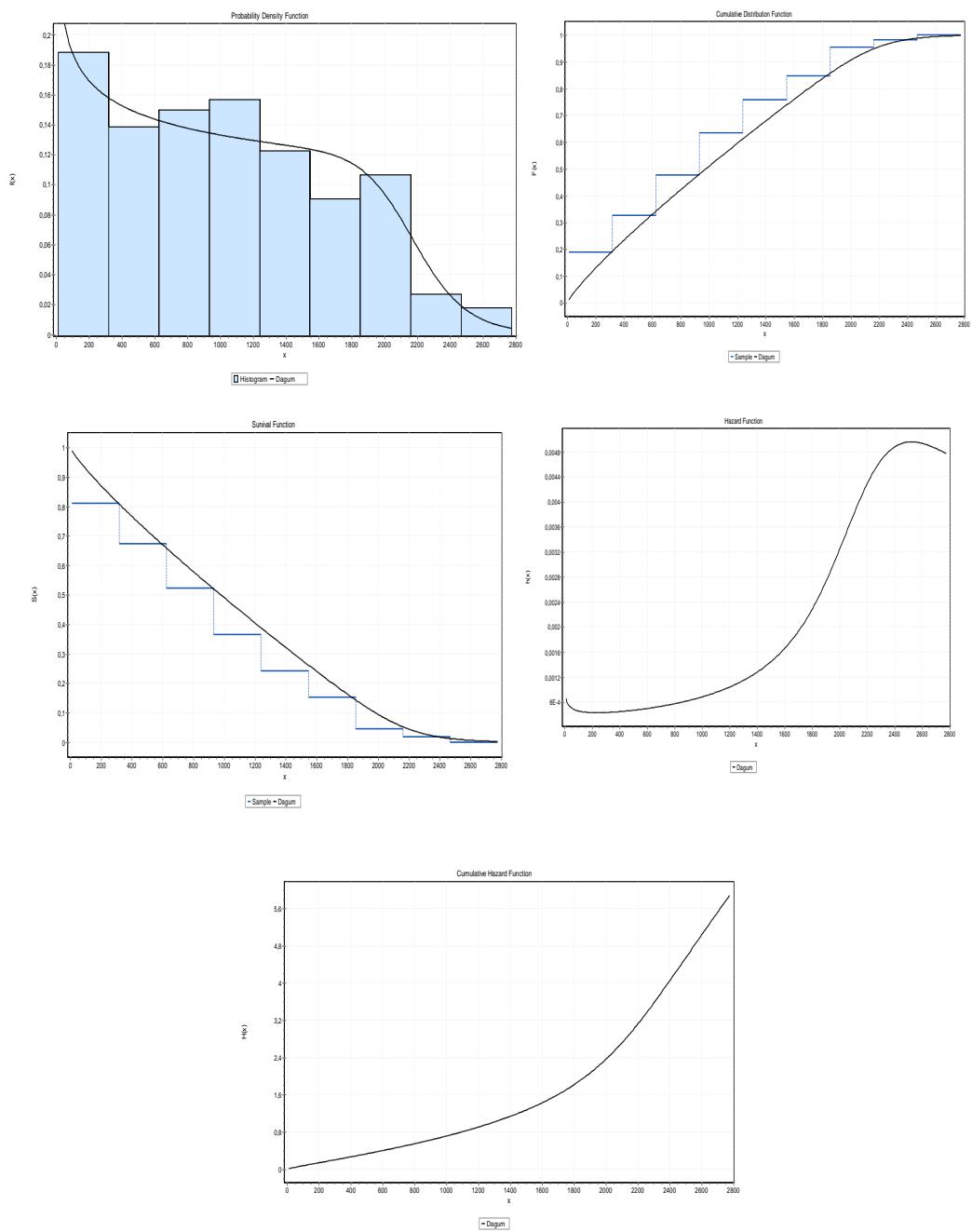
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	440				
Statistic	0,03162				
P-Value	0,75884				
Rank	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,05115	0,0583	0,06474	0,07237	0,07766
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	440				
Statistic	0,49718				
Rank	1				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	8				
Statistic	8,0553				
P-Value	0,42808				
Rank	2				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	11,03	13,362	15,507	18,168	20,09
Reject?	No	No	No	No	No

2. Distribusi Lognormal 3 Parameter

Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	440				
Statistic	0,05812				
P-Value	0,0984				
Rank	9				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,05115	0,0583	0,06474	0,07237	0,07766
Reject?	Yes	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	440				
Statistic	3,8491				
Rank	10				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Reject?	Yes	Yes	Yes	Yes	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	8				
Statistic	29,417				
P-Value	2,6790E-4				
Rank	14				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	11,03	13,362	15,507	18,168	20,09
Reject?	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes

Lampiran 7. Fungsi Peluang, Kurva Fungsi Kumulatif Peluang, Fungsi Survival dan Fungsi Hazard Distribution Dagum dan Lognormal 3 Parameter Pada Data Penderita Perawatan HIV/AIDS di RS Soetomo yang melibatkan faktor Spasial area

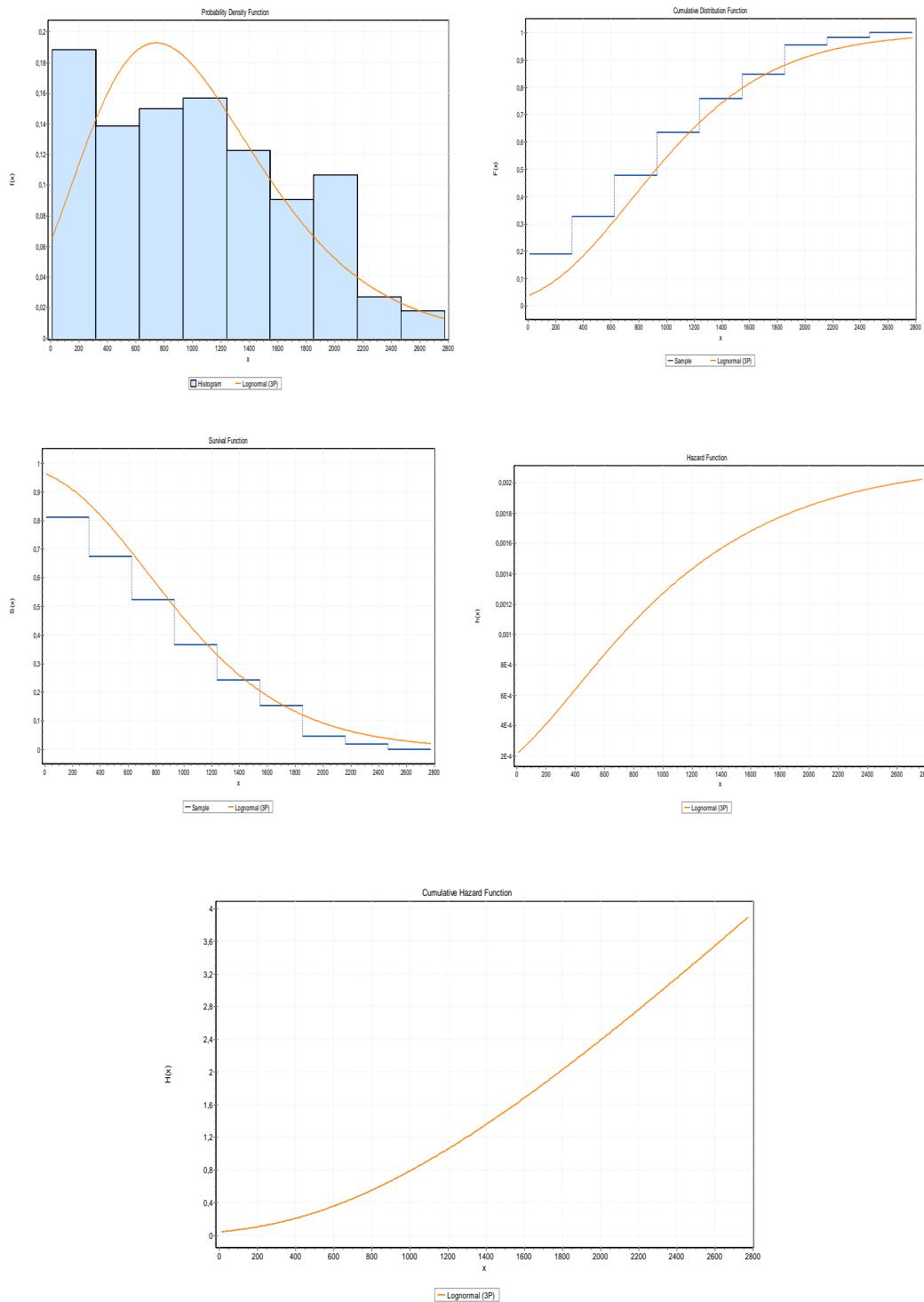
1. Distribusi Dagum



Fungsi Hazard dan Survival pada Distribusi Dagum 3 Parameter

Hari	S(t)	h(t)
1	1	3,74E-10
2	0,99999999	1,94E-08
3	0,9999999	1,62E-07
4	0,9999996	6,55E-07
5	0,99999839	1,81E-06
6	0,9999956	3,97E-06
7	0,99999002	7,43E-06
8	0,99998023	1,24E-05
9	0,99996457	1,92E-05
10	0,99994124	2,78E-05
11	0,99990838	3,83E-05
12	0,99986409	5,06E-05
13	0,99980653	6,48E-05
14	0,9997339	8,08E-05
15	0,99964452	9,83E-05
16	0,99953682	0,000117
17	0,99940938	0,000138
18	0,99926091	0,00016
19	0,99909025	0,000182
20	0,99889641	0,000206
21	0,99867854	0,00023
22	0,9984359	0,000256
23	0,9981679	0,000281
24	0,99787407	0,000308
25	0,99755404	0,000334
26	0,99720756	0,000361
27	0,99683447	0,000388
28	0,99643469	0,000415
29	0,99600823	0,000442
30	0,99555517	0,000468
31	0,99507565	0,000495
.	.	.
.	.	.
2775	0,21534178	0,000234

2. Distribusi Lognormal 3 Parameter



Fungsi Hazard dan Survival pada Distribusi Lognormal 3 Parameter

Hari	S(t)	h(t)
1	0,874	0,001071642
2	0,873	0,001072787
3	0,872	0,001073932
4	0,871	0,001075076
5	0,870	0,00107622
6	0,869	0,001077364
7	0,868	0,001078507
8	0,867	0,00107965
9	0,866	0,001080792
10	0,866	0,001081934
11	0,865	0,001083075
12	0,864	0,001084216
13	0,863	0,001085357
14	0,862	0,001086497
15	0,861	0,001087637
16	0,860	0,001088777
17	0,859	0,001089916
18	0,858	0,001091054
19	0,857	0,001092192
20	0,857	0,00109333
21	0,856	0,001094467
22	0,855	0,001095604
23	0,854	0,00109674
24	0,853	0,001097876
25	0,852	0,001099011
26	0,851	0,001100146
27	0,850	0,001101281
28	0,849	0,001102415
29	0,849	0,001103548
30	0,848	0,001104682
31	0,847	0,001105814
32	0,846	0,001106947
33	0,845	0,001108078
.	.	.
.	.	.
.	.	.
2775	0,246	0,003802723

Lampiran 8. Bahan Penambahan Distribusi Dagum 3 Parameter Pada WinBUGS

Berikut adalah cara membangun program untuk distribusi dagum 3 parameter :

- ❖ Fungsi LogLikelihood

Fungsi loglikelihood secara mudah diperoleh dengan memasangkan fungsi logaritma natural atau ln kedalam fungsi densitas dagum 3 parameter:

$$\begin{aligned}
 f(t; k, \alpha, \beta) &= \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{k+1}} \\
 &= \ln \left(\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1} \right) - \ln \left(\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{k+1} \right) \\
 &= \ln(\alpha k) + (\alpha k - 1) \ln \left(\frac{t}{\beta} \right) - \ln(\beta) - (k+1) \ln \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right) \\
 &= \ln(\alpha) + \ln(k) + (\alpha k - 1) \ln \left(\frac{t}{\beta} \right) - \ln(\beta) - (k+1) \ln \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)
 \end{aligned}$$

- ❖ Transformasi Distribusi Dagum

$$\begin{aligned}
 f(t) &= \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k - 1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^\alpha \right)^{k+1}} \\
 &= \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k + 1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{k+1} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha k + 1}} \\
 &= \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{k+1}}
 \end{aligned}$$

Sehingga fungsi kumulatif sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
F(t) &= p(T \leq t) \\
&= \int_0^t \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1}}{\beta \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{k+1}} dt \\
\text{misalkan } u &= 1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \quad du = -\frac{1}{\beta} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1} dt \quad \text{sehingga } dt = \frac{du}{-\frac{1}{\beta} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1}} \\
&= \int \frac{\alpha k \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1}}{\beta(u)^{k+1}} \left(\frac{1}{-\frac{1}{\beta} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha-1}} \right) du \\
&= \int \frac{\alpha k}{\beta(u)^{k+1}} \left(-\frac{\beta}{k} \right) du \\
&= \int -\frac{k}{u^{k+1}} du \\
&= -k \int_0^t u^{-k-1} du = -k \left(\frac{1}{-k-1+1} \right) u^{-k-1+1} \Big|_0^t = u^{-k} \Big|_0^t = \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}
\end{aligned}$$

$$F(t) = \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}$$

Misal $u = \left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)^{-k}$ dengan $u \sim u(0,1)$ sesuai domain CDF

$$= \left(\frac{1}{\left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)} \right)^k$$

$$u^{\frac{1}{k}} = \frac{1}{\left(1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} \right)}$$

$$1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} = \frac{1}{u^{\frac{1}{k}}}$$

$$1 + \left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} = u^{-\frac{1}{k}}$$

$$\left(\frac{t}{\beta} \right)^{-\alpha} = u^{-\frac{1}{k}} - 1$$

$$\left(\frac{\beta}{t} \right)^{\alpha} = u^{-\frac{1}{k}} - 1$$

$$\frac{\beta^{\alpha}}{t^{\alpha}} = u^{-\frac{1}{k}} - 1$$

$$t^{\alpha} = \frac{\beta^{\alpha}}{u^{-\frac{1}{k}} - 1}$$

$$t = \left(\frac{\beta^{\alpha}}{u^{-\frac{1}{k}} - 1} \right)^{\frac{1}{\alpha}}$$

Jika dimasukan ke winBUGS variabel t diganti dengan x

Lampiran 9. Listing Program Penambahan distribusi Dagum Parameter Da-lam WinBUGS

```
MODULE WBDevDagum3P;

IMPORT
    WBDevUnivariate,
    WBDevRandnum, WBDevSpecfunc,
    Math;

CONST
    shape1 = 0; scale = 1; shape2 = 2;

TYPE
    StdNode = POINTER TO RECORD (WBDevUnivariate.StdNode) END;
    Left = POINTER TO RECORD (WBDevUnivariate.Left) END;
    Right = POINTER TO RECORD (WBDevUnivariate.Right) END;
    Interval = POINTER TO RECORD (WBDevUnivariate.Interval) END;
    Factory = POINTER TO RECORD (WBDevUnivariate.Factory) END;

VAR
    log2Pi: REAL;
    fact: WBDevUnivariate.Factory;

PROCEDURE DeclareArgTypes (OUT args: ARRAY OF CHAR);
BEGIN
    args := "sss";
END DeclareArgTypes;

PROCEDURE DeclareProperties (OUT isDiscrete, canIntegrate: BOOLEAN);
BEGIN
    isDiscrete := FALSE;
    canIntegrate := TRUE;
END DeclareProperties;

PROCEDURE NaturalBounds (node: WBDevUnivariate.Node; OUT lower, upper: REAL);
BEGIN
    lower := 0;
    upper := INF;
END NaturalBounds;

PROCEDURE LogFullLikelihood (node: WBDevUnivariate.Node; OUT value: REAL);
VAR
    x, alpha, beta, k: REAL;
BEGIN
    x := node.value;
    alpha := node.arguments[shape1][0].Value();
    beta := node.arguments[scale][0].Value();
    k := node.arguments[shape2][0].Value();
    value := Math.Ln(alpha)+Math.Ln(k)+(alpha*k-1)*Math.Ln(x/beta)-Math.Ln(beta)-(k+1)*Math.Ln(1+Math.Power((x/beta),alpha));
END LogFullLikelihood;

PROCEDURE LogPropLikelihood (node: WBDevUnivariate.Node; OUT value: REAL);
BEGIN
    LogFullLikelihood(node, value);
END LogPropLikelihood;

PROCEDURE LogPrior (node: WBDevUnivariate.Node; OUT value: REAL);
VAR
    x, alpha, beta, k: REAL;
BEGIN
```

```

x := node.value;
alpha := node.arguments[shape1][0].Value();
beta := node.arguments[scale][0].Value();
k := node.arguments[shape2][0].Value();
value := (Math.Power((x/beta),alpha*k-
1))/(Math.Power(1+Math.Power((x/beta),alpha),k+1));
END LogPrior;

PROCEDURE Cumulative (node: WBDevUnivariate.Node; x: REAL; OUT value: REAL);
VAR
alpha, beta, k: REAL;
BEGIN
(*          HALT(126);          *)
alpha := node.arguments[shape1][0].Value();
beta := node.arguments[scale][0].Value();
k := node.arguments[shape2][0].Value();
value := Math.Power(1+Math.Power((x/beta),-alpha),-k);
END Cumulative;

PROCEDURE DrawSample (node: WBDevUnivariate.Node; censoring: INTEGER; OUT
sample: REAL);
VAR
alpha, beta, k, left, right: REAL;
BEGIN
alpha := node.arguments[shape1][0].Value();
beta := node.arguments[scale][0].Value();
k := node.arguments[shape2][0].Value();
node.Bounds(left, right);
CASE censoring OF
|WBDevUnivariate.noCensoring:
sample := Math.Power(Math.Power(beta,alpha)/(Math.Power(WBDevRandnum.Rand(),-1/k) -1),1/alpha);
|WBDevUnivariate.leftCensored:
sample := Math.Power(Math.Power(beta,alpha)/(Math.Power(WBDevRandnum.Rand(),-1/k) -1),1/alpha);
|WBDevUnivariate.intervalCensored:
sample := Math.Power(Math.Power(beta,alpha)/(Math.Power(WBDevRandnum.Rand(),-1/k) -1),1/alpha);
END;
END DrawSample;

PROCEDURE (f: Factory) New (option: INTEGER): WBDevUnivariate.Node;
VAR
node: WBDevUnivariate.Node;
stdNode: StdNode; left: Left; right: Right; interval: Interval;
BEGIN
CASE option OF
|WBDevUnivariate.noCensoring:
NEW(stdNode);
node := stdNode;
|WBDevUnivariate.leftCensored:
NEW(left);
node := left;
|WBDevUnivariate.rightCensored:
NEW(right);
node := right;
|WBDevUnivariate.intervalCensored:
NEW(interval);
node := interval;
END;
node.SetCumulative(Cumulative);

```

```

node.SetDeclareArgTypes(DeclareArgTypes);
node.SetDeclareProperties(DeclareProperties);
node.SetDrawSample(DrawSample);
node.SetLogFullLikelihood(LogFullLikelihood);
node.SetLogPropLikelihood(LogPropLikelihood);
node.SetLogPrior(LogPrior);
node.SetNaturalBounds(NaturalBounds);
node.Initialize;
RETURN node;
END New;

PROCEDURE Install*;
BEGIN
    WBDevUnivariate.Install(fact);
END Install;

PROCEDURE Init;
VAR
    f: Factory;
BEGIN
    log2Pi := Math.Ln(2 * Math.Pi());
    NEW(f); fact := f;
END Init;

BEGIN
    Init;
END WBDevDagum3P.

```

Lampiran 10. Uji Coba dan Validasi Pada Distribusi Dagum

- a. Bangkitkan Sembarang Data dengan Parameter Tertentu untuk Validasi Distribusi Dagum

```
Model;
{
    yi ~ ddagum3p(alpha,beta,k)
    alpha<-25
    beta<-0.5
    k<-1
}
```

Berikut adalah hasil data bangkitan dengan sampel 100 menggunakan MCMC dan Gibbs Sampling.

1	0,4745
2	0,4499
3	0,5101
4	0,6596
5	0,4992
6	0,4969
7	0,4534
8	0,4713
9	0,5107
10	0,4859
11	0,4777
12	0,4649
13	0,4963
14	0,4542
15	0,5098
.	.
.	.
.	.
98	0,5661
99	0,5414
100	0,4962

Dengan bantuan Esayfit didapatkan parameter sebagai berikut:

5	Dagum	k=1,9682	$\alpha=21,919$	$\beta=0,48695$
---	-------	----------	-----------------	-----------------

Dagum [#5]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	100				
Statistic	0,06863				
P-Value	0,70761				
Rank	7				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,10563	0,12067	0,13403	0,14987	0,16081
Reject?	No	No	No	No	No
Anderson-Darling					
Sample Size	100				
Statistic	0,33352				
Rank	6				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Reject?	No	No	No	No	No
Chi-Squared					
Deg. of freedom	6				
Statistic	7,5348				
P-Value	0,27421				
Rank	24				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	8,5581	10,645	12,592	15,033	16,812
Reject?	No	No	No	No	No

Dari hasil ini dapat disimpulkan bahwa parameter bangkitan sama dengan hasil parameter dari bangkitan sehingga program dinyatakan benar.

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
yi	0.5108	0.03786	0.003689	0.4508	0.5057	0.5857	1	100

b. Validasi Program Dagum 3 Parameter

Berikut adalah data validasi untuk distribusi dagum dengan membangkitkan data sebanyak 100 menggunakan MCMC dan parameter di tentukan pada point a :

1	0,4745
2	0,4499
3	0,5101
4	0,6596
5	0,4992
.	.
.	.
.	.
98	0,5661
99	0,5414
100	0,4962

dengan sintax sebagai berikut:

```
model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ ddagum3p(alpha,beta,k)
  }
  alpha ~ dgamma(0.01,0.01)
  beta ~ dgamma(1,1)
  k ~ dgamma(0.1,0.1)
}
list(alpha=0.1,beta=1,k=0.1)
list(N=100,y=c(0.4745,0.4499,0.5101,0.6596,0.4992,0.4969,0.4534,0.4713,0.5107,0.4
859,0.4777,0.4649,0.4963,..... ,0.5414,0.4962))
```

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	Sample
alpha	21.88	2.841	0.2917	17.17	21.6	28.19	501	1500
beta	0.4845	0.01593	0.001991	0.4499	0.4858	0.5126	501	1500
k	2.37	1.375	0.1693	0.8487	2.033	5.924	501	1500

Nilai parameter bangkitan $\alpha=25$, $\beta=0.5$, dan $k=1$ masuk pada selang kepercayaan 97,5% sehingga dapat disimpulkan bahwa model dinyatakan benar.

Lampiran 11. Hasil Generalized Lineair Model

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi- Square	df	Sig.
(Intercept)	7,897	,9894	5,958	9,836	63,715	1	,000
X1_1	,004	,0795	-,152	,160	,003	1	,960
X1_2	0 ^a
X2_0	-,024	,2045	-,424	,377	,013	1	,908
X2_1	,165	,1607	-,150	,480	1,059	1	,304
X2_2	0 ^a
X3_0	,207	,4105	-,598	1,011	,254	1	,614
X3_1	-,102	,1430	-,383	,178	,512	1	,474
X3_2	-,035	,1369	-,304	,233	,066	1	,797
X3_3	,097	,1043	-,108	,301	,858	1	,354
X3_4	0 ^a
X4_0	,022	,0908	-,156	,200	,059	1	,809
X4_1	0 ^a
X5_0	-,200	,1058	-,408	,007	3,591	1	,058
X5_1	0 ^a
X6_0	,013	,1310	-,244	,270	,010	1	,921
X6_1	-,040	,1150	-,266	,185	,124	1	,725
X6_2	0 ^a
X7_0	-,123	,1262	-,371	,124	,955	1	,328
X7_1	0 ^a
X8_1	,224	,1586	-,087	,535	2,001	1	,157
X8_2	,211	,1790	-,140	,562	1,385	1	,239
X8_3	,313	,1421	,035	,592	4,859	1	,028
X8_4	0 ^a
X9_1	-,202	,3432	-,874	,471	,345	1	,557
X9_2	-,042	,3544	-,737	,652	,014	1	,905
X9_3	0 ^a
X10_0	,184	,1047	-,021	,389	3,084	1	,079
X10_1	0 ^a
X11_0	-,279	,0947	-,465	-,094	8,685	1	,003
X11_1	0 ^a
X12_1	-,305	,1081	-,517	-,094	7,984	1	,005
X12_2	-,414	,1350	-,678	-,149	9,398	1	,002

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi- Square	df	Sig.
X12_3	-,557	,1588	-,868	-,245	12,281	1	,000
X12_4	0 ^a
X13_1	-,500	,8022	-2,072	1,072	,388	1	,533
X13_2	-,532	,8085	-2,117	1,053	,433	1	,511
X13_3	-,443	,8331	-2,075	1,190	,282	1	,595
X13_4	-,284	,8357	-1,922	1,354	,115	1	,734
X13_5	-,029	,9754	-1,941	1,883	,001	1	,976
X13_6	0 ^a
X14_0	,216	,1644	-,106	,538	1,722	1	,189
X14_1	0 ^a
X15_1	,184	,2109	-,229	,597	,761	1	,383
X15_2	,300	,2715	-,232	,832	1,219	1	,270
X15_3	0 ^a
X16_1	-,293	,2793	-,841	,254	1,103	1	,294
X16_2	-,257	,4232	-1,086	,573	,367	1	,544
X16_3	-,390	,1616	-,707	-,074	5,835	1	,016
X16_4	-,674	,1499	-,967	-,380	20,194	1	,000
X16_5	,041	,2633	-,475	,557	,025	1	,875
X16_6	0 ^a
X17_1	,091	,2540	-,407	,588	,127	1	,721
X17_2	-,314	,2611	-,826	,197	1,449	1	,229
X17_3	0 ^a
(Scale)	,574 ^b	,0356	,509	,649			

Dependent Variable: Y

Model: (Intercept), X1_1, X1_2, X2_0, X2_1, X2_2, X3_0, X3_1, X3_2, X3_3, X3_4, X4_0, X4_1, X5_0, X5_1, X6_0, X6_1, X6_2, X7_0, X7_1, X8_1, X8_2, X8_3, X8_4, X9_1, X9_2, X9_3, X10_0, X10_1, X11_0, X11_1, X12_1, X12_2, X12_3, X12_4, X13_1, X13_2, X13_3, X13_4, X13_5, X13_6, X14_0, X14_1, X15_1, X15_2, X15_3, X16_1, X16_2, X16_3, X16_4, X16_5, X16_6, X17_1, X17_2, X17_3

a. Set to zero because this parameter is redundant.

b. Maximum likelihood estimate.

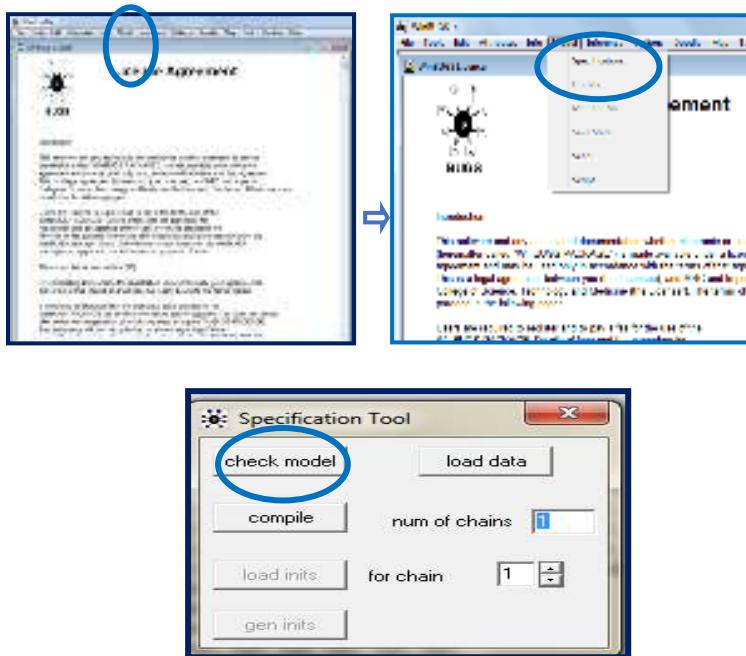
Lampiran 12. Code WinBUGS pada Estimasi Parameter Survival Pada Distribusi Survival Distribusi Dagum

```
model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    obs.t[i] ~ ddagum3p(alpha,beta,k)I(fail[i],)
  }
  alpha ~ dgamma(1,1)
  beta ~ dgamma(1,1)
  k ~ dgamma(1,1)
}
list(alpha=1,beta=1,k=1)
list(N=440,obs.t=c(973,1805,703,464,1369,1118,2537,1057,1461,54,1150,462,
304,1352,918,674,1115,729,529,225,125,70,2062,1082,149,107,191,2008,668,
655,148,1134,1650,1550,13,21,1114,551,2083,1627,2005,1936,1997,1873,156
7,1484,98,59,1959,499,325,430,749,1498,1542,1563,1503,1499,1571,126,2129
,1937,353,2181,2244,1304,1123,1095,1097,2172,1889,2082,2159,2144,2133,6
97,381,717,1040,1488,2151,582,1415,285,1097,1096,2011,652,1754,1140,236
9,708,443,1469,352,905,1131,1849,1645,432,896,1080,69,194,284,329,104,18
89,157,472,56,785,631,1078,594,19,1699,722,675,1131,72,35,553,2507,1337,1
413,707,498,499,1551,778,790,366,13,333,1020,1880,2081,1288,436,1227,199
,13,1023,434,2049,1106,754,1931,380,765,499,741,2697,822,351,1214,1355,1
905,..... ,1519,1764,1195),
fail=c(1,1,1,1,1,1,1,0,0,0,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1
,1,0,0,1,0,0,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,1,1,1,.....1,1,0,1,1,0,1,1,1,1
,1,0))
```

Lampiran 13. Code WinBUGS pada Estimasi Parameter Survival Pada Distribusi Survival Lognormal 3 Parameter

Lampiran 14. Langkah-langkah Estimasi Parameter Distribusi Lognormal Dengan Menggunakan Software WinBUGS

1. Buat *Code* dalam *Software WinBUGS* dengan menentukan prior terlebih dahulu.
2. Masukan Inisial data dan inisial parameter.
3. Pilih menu Model pada WinBUGS 1.4, Kemudian Pilih sub-menu Specification Tools.

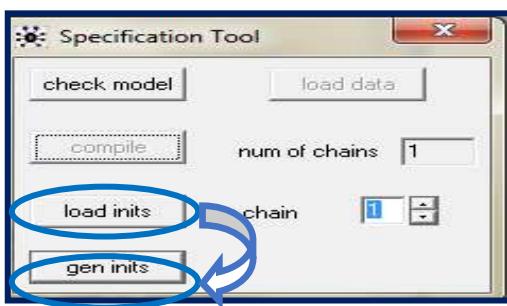


Setelah muncul kotak dialog Specification Tools, kemudian klik *check model*. Jika model yang dibuat ini benar, maka akan muncul kata *model is syntactically correct* pada WinBUGS dibagian sebelah kiri. Akibat dari proses ini akan aktif dua icon dalam window Specification Tools yaitu icon *Load Data* dan icon *Compile*.

4. Lakukan *blocking* pada kata list yang tertera di lampiran 8.



- Klik load data akan muncul pesan load data. Jika hal ini terjadi maka pendefisian data sudah sesuai dengan yang diharapkan.
 - Klik compile. Jika data dan program sudah sesuai, maka akan muncul kata *model compiled*.
5. Blok kata list untuk pendefinisian initial yang tertera di lampiran 8, tahapan ini digunakan untuk memberikan nilai initial pada beberapa variabel (parameter) dalam model.



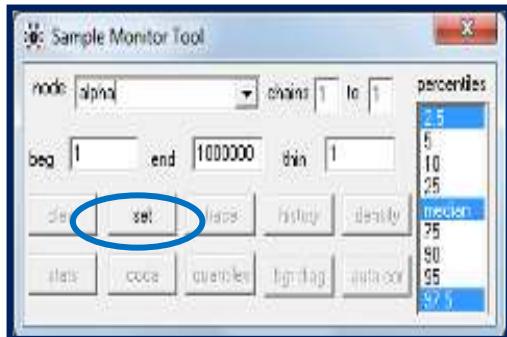
- Klik *load inits*. Jika pemberian nilai initial parameter benar maka akan muncul kata *model is initialized*.
- Klik *gen inits* dan Icon *gen inits* akan secara otomatis di-non-aktifkan oleh WinBUGS jika semua variabel / parameter sudah di beri inisial semua, akan tetapi jika ada beberapa parameter ada yang tidak diberikan nilai inisial maka akan diberi nilai inisial menurut WinBUGS sendiri.

6. *Update* data yang akan dibangkitkan untuk memulai jalannya iterasi MCMC



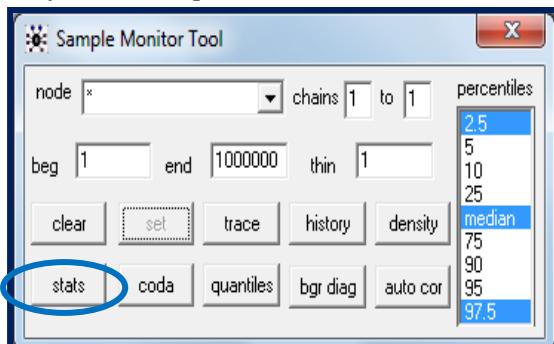
- Ketikan banyaknya iterasi yang digunakan pada kotak ruang isian Updates
- *Update* → 1000 terlebih dahulu.

7. Inferace Sample



- Pada Node isikan parameter yang akan dicari. Parameter yang ingin dicari adalah alpha, beta dan k.

8. Inferace Sample



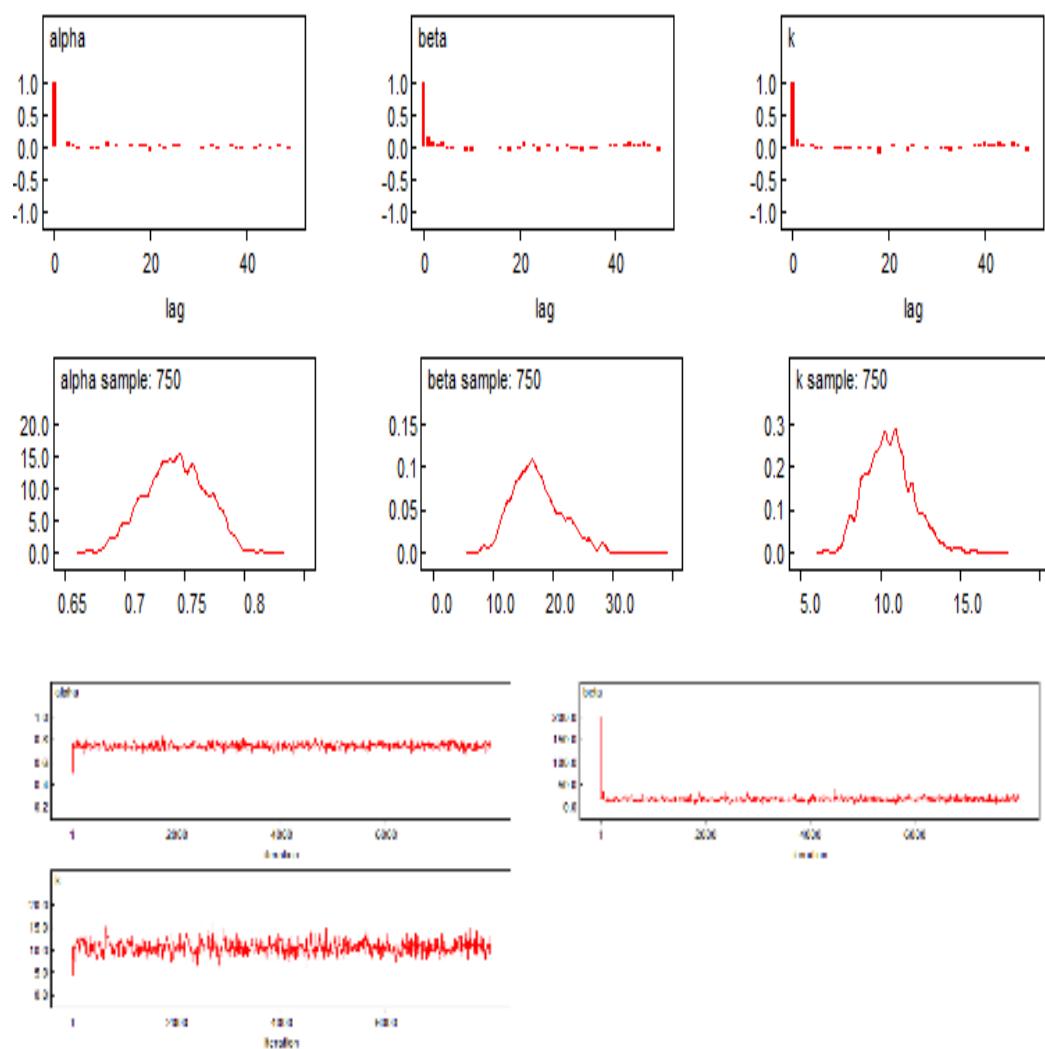
- Pada node ketik * → stats. Tanda *** diperlukan untuk mengaktifkan semua fasilitas icon yang diberikan oleh sample Monitoring Tool untuk menampilkan performasi model selama proses MCMC berlangsung atau setelah proses MCMC selesai.
- Jika hasil tidak keluar, lakukan lagi perulangan pada Update
- Hasil-hasil simulasi MCMC dapat dilihat baik berupa hasil statistik dan data setiap iterasi.
- Isikan iterasi yang ingin digunakan sebagai batas kondisi Burn-in proses MCMC pada ruang kotak isian beg.
- Pilih pencatatan percentile data posterior yang diberikan oleh WinBUGS adalah 2,5%, median, dan 97,5%

Lampiran 15. Output WinBUGS pada Estimasi Parameter Survival Pada Survival Dagum.

Hasil Estimasi Parameter

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%	start	sample
alpha	0,7425	0,02602	0,001074	0,6905	0,7426	0,7904	501	750
beta	17,44	4,291	0,1592	10,41	16,92	26,75	501	750
k	10,58	1,52	0,05638	7,925	10,52	13,84	501	750

Hasil Konvergensi dengan thin=10

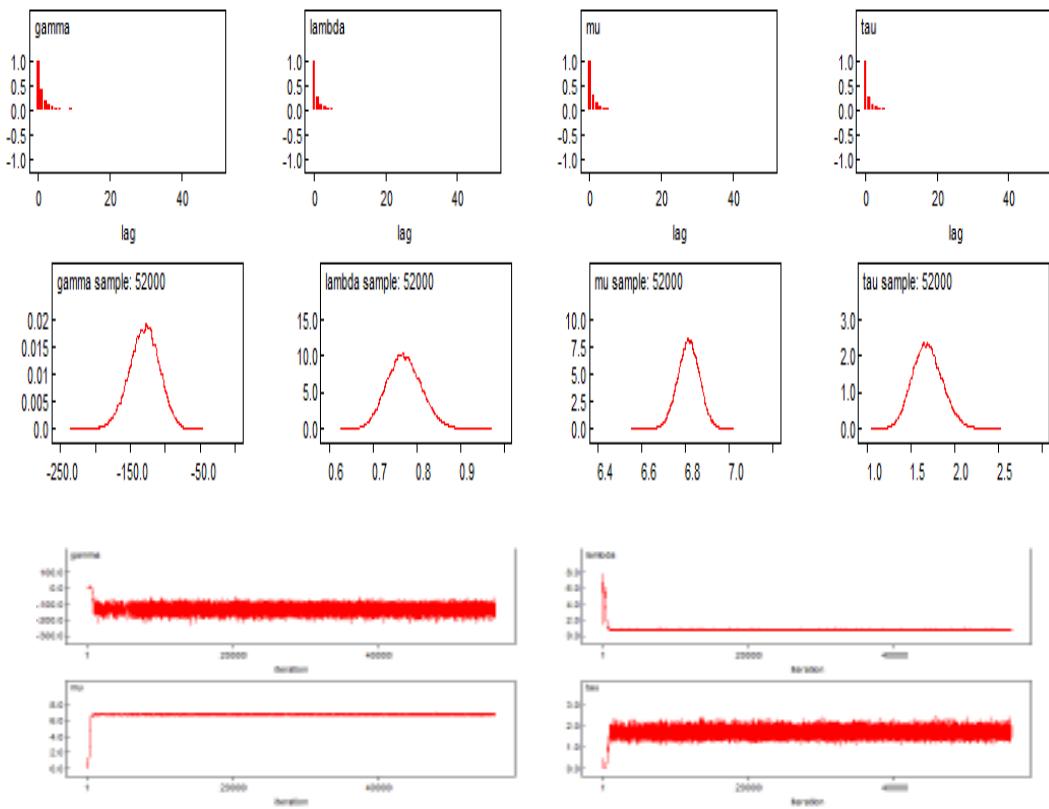


Lampiran 16. Output WinBUGS pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Lognormal 3 Parameter

Hasil Estimasi Parameter Lognormal

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%	start	sample
gamma	-130,1	21,33	0,1591	-173,6	-129,4	-90,06	4001	52000
lambda	0,7717	0,03973	2,53E-04	0,6979	0,7703	0,8533	4001	52000
mu	6,813	0,04948	3,38E-04	6,715	6,814	6,909	4001	52000
tau	1,692	0,1738	0,001113	1,373	1,685	2,053	4001	52000

Hasil Konvergensi Parameter



Lampiran 17. Code WinBuGS Pada Estimasi Parameter *Survival* Distribusi Dagum.

```
model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~ddagum3p(alpha,beta[i],k)I(t.fail[i],)
     beta[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,]))
    }
alpha ~ dgamma(1,1)
k ~ dgamma(1,1)
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
b[33]~dnorm(-0.5557,0.1588)
b[34]~dnorm(0,1)
b[35]~dnorm(-0.500,0.8022)
b[36]~dnorm(-0.532,0.8085)
b[37]~dnorm(-0.443,0.8331)
b[38]~dnorm(-0.284,0.8357)
b[39]~dnorm(-0.029,0.9754)
```


Lampiran 18. Code WinBuGS Pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Dagum dengan Frailty Normal

```
model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~ddagum3p(alpha,beta[i],k)I(t.fail[i],)
     beta[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,]))
    }
W~dnorm(0,rho)
alpha ~ dgamma(1,1)
k ~ dgamma(1,1)
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
b[33]~dnorm(-0.5557,0.1588)
b[34]~dnorm(0,1)
b[35]~dnorm(-0.500,0.8022)
b[36]~dnorm(-0.532,0.8085)
b[37]~dnorm(-0.443,0.8331)
```


Lampiran 19. Code WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Dagum dengan Frailty Normal

```
model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~ddagum3p(alpha[kab[i]],beta[kab[i]],k[kab[i]])I(t.fail[kab[i]],)
     beta[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kab[i]])
    }
for (i in 1: 38) {W[i]~dnorm(0,tau2)}
for (i in 1: 38) {alpha[i]~dgamma(1,1)}
for (i in 1: 38) {k[i]~dgamma(1,1)}
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
```


Lampiran 20. Code WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Dagum dengan Frailty Conditional Autoregressive (CAR)

```
model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~ddagum3p(alpha[kab[i]],beta[kab[i]],k[kab[i]])I(t.fail[kab[i]],)
     beta[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kab[i]])
    }

for (i in 1:nsum)
    {weights[i]<-1}
W[1:region]~car.normal(adj[],weights[],num[],tau2)

for (i in 1: 38) {alpha[i]~dgamma(1,1)}
for (i in 1: 38) {k[i]~dgamma(1,1)}
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
b[33]~dnorm(-0.5557,0.1588)
b[34]~dnorm(0,1)
```


Lampiran 21. *Code WinBuGS* Pada Estimasi Parameter *Survival* Distribusi Log Normal 3 Parameter tanpa *Frailty*

```

model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~dlnorm3p(mu[i],tau, gamma)I(t.fail[i],)
     mu[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,]))
    }
tau~dgamma(1,1)
gamma~dnorm(0.01,0.001)
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
b[33]~dnorm(-0.5557,0.1588)
b[34]~dnorm(0,1)
b[35]~dnorm(-0.500,0.8022)
b[36]~dnorm(-0.532,0.8085)
b[37]~dnorm(-0.443,0.8331)
b[38]~dnorm(-0.284,0.8357)
b[39]~dnorm(-0.029,0.9754)

```

```

b[40]~dnorm(0,1)
b[41]~dnorm(0.216,0.1644)
b[42]~dnorm(0,1)
b[43]~dnorm(0.184,0.2109)
b[44]~dnorm(0.300,0.2715)
b[45]~dnorm(0,1)
b[46]~dnorm(-0.293,0.2793)
b[47]~dnorm(-0.257,0.4232)
b[48]~dnorm(-0.390,0.1616)
b[49]~dnorm(-0.674,0.1499)
b[50]~dnorm(0.041,0.2633)
b[51]~dnorm(0,1)
b[52]~dnorm(0.091,0.2540)
b[53]~dnorm(-0.314,0.2611)
b[54]~dnorm(0,1)
}
list(tau=1,b0=0))
list(N=440,obs.t=c(973,1805,703,464,1369,1118,2537,1057,1461,54,1150,462,304,13
52,918,674,1115,729,529,225,125,70,2062,1082,149,107,191,2008,668,655,148,1134,
1650,1550,13,21,1114,551,2083,1627,2005,1936,1997,1873,1567,1484,98,59,1959,49
9,325,430,749,1498,1542,1563,1503,1499,1571,126,2129,1937,353,2181,2244,1304,1
123,1095,1097,2172,1889,2082,2159,2144,2133,697,381,717,1040,1488,2151,582,141
5,285,1097,1096,2011,652,1754,1140,2369,708,443,1469,352,905,1131,1849,1645,43
2,896,1080,69,194,284,329,....., 1764,1195),
t.fail=c(1,1,1,1,1,1,0,0,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,
1,0,0,1,0,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,
1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,
1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,0,
X=structure(.Data=c(1,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,1,0,1,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,0,1,0,0,1,
0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,1,0,1,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,
0,1,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,1,1,0,0,0,0,0,1,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,0,1,0,1,0,1,0,1,0,0,
0,1,0,1,0,0,0,1,1,0,0,1,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,0,1,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,1,1,0,1,1,
0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,1,0,
0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,
0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,
0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,
0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0
),Dim=c(440,54)))

```

Lampiran 22. *Code WinBuGS Pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Log Normal 3 Parameter dengan Frailty Normal*

```
model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~dlnorm3p(mu[i],tau,gamma)I(t.fail[i],)
     mu[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,]))
    }
W~dnorm(0,rho)
tau~dgamma(1,1)
gamma~dnorm(0.1,0.01)
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
```


Lampiran 23. *Code WinBuGS* Pada Estimasi Parameter Spasial *Survival* Distribusi Log Normal 3 Parameter dengan Frailty Normal.

```

model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~dlnorm3p(mu[kab[i]],tau[kab[i]],gamma[kab[i]])I(t.fail[kab[i]],)
     mu[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kab[i]])
    }

for (i in 1: 38) {W[i]~dnorm(0,tau2)}
for (i in 1: 38) {tau[i]~dgamma(1,1)}
for (i in 1: 38) {gamma[i]~dnorm(0.01,0.001)}
b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
b[33]~dnorm(-0.5557,0.1588)
b[34]~dnorm(0,1)
b[35]~dnorm(-0.500,0.8022)
b[36]~dnorm(-0.532,0.8085)
b[37]~dnorm(-0.443,0.8331)

```


Lampiran 24. *Code WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Log Normal 3 Parameter dengan Frailty CAR.*

```

model;
{
for (i in 1: N)
    {obs.t[i]~dlnorm3p(mu[kab[i]],tau[kab[i]],gamma[kab[i]])I(t.fail[kab[i]],)
     mu[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kab[i]])
    }

for (i in 1:nsum)
    {weights[i]<-1}
W[1:region]~car.normal(adj[],weights[],num[],tau2)
for (i in 1: 38) {tau[i]~dgamma(3.5,5)}
for (i in 1: 38) {gamma[i]~dnorm(3.851,0.1)}

b0~dnorm(7.897,0.9894)
b[1]~dnorm(0.004,0.0795)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(-0.024,0.2045)
b[4]~dnorm(0.165,0.1607)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0.207,0.4105)
b[7]~dnorm(-0.102,0.1430)
b[8]~dnorm(-0.035,0.1369)
b[9]~dnorm(0.097,0.1043)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(-0.200,0.1058)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0.013,0.1310)
b[14]~dnorm(-0.040,0.1150)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(-0.123,0.1262)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0.224,0.1586)
b[19]~dnorm(0.211,0.1790)
b[20]~dnorm(0.313,0.1421)
b[21]~dnorm(0,1)
b[22]~dnorm(-0.202,0.3432)
b[23]~dnorm(-0.042,0.3544)
b[24]~dnorm(0,1)
b[25]~dnorm(-116.489,244.7572)
b[26]~dnorm(0,1)
b[27]~dnorm(0.184,0.1047)
b[28]~dnorm(0,1)
b[29]~dnorm(-0.279,0.0947)
b[30]~dnorm(0,1)
b[31]~dnorm(-0.305,0.1081)
b[32]~dnorm(-0.414,0.1350)
b[33]~dnorm(-0.5557,0.1588)
b[34]~dnorm(0,1)

```

```

b[35]~dnorm(-0.500,0.8022)
b[36]~dnorm(-0.532,0.8085)
b[37]~dnorm(-0.443,0.8331)
b[38]~dnorm(-0.284,0.8357)
b[39]~dnorm(-0.029,0.9754)
b[40]~dnorm(0,1)
b[41]~dnorm(0.216,0.1644)
b[42]~dnorm(0,1)
b[43]~dnorm(0.184,0.2109)
b[44]~dnorm(0.300,0.2715)
b[45]~dnorm(0,1)
b[46]~dnorm(-0.293,0.2793)
b[47]~dnorm(-0.257,0.4232)
b[48]~dnorm(-0.390,0.1616)
b[49]~dnorm(-0.674,0.1499)
b[50]~dnorm(0.041,0.2633)
b[51]~dnorm(0,1)
b[52]~dnorm(0.091,0.2540)
b[53]~dnorm(-0.314,0.2611)
b[54]~dnorm(0,1)
tau2~dgamma(1,1)
lambda<-sqrt(1/tau2)
}

list(tau=c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1),tau2
=1,b0=0,W=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0))

list(N=440,nsum=206,region=38, num = c(2, 7, 6, 8, 6, 12, 9, 5, 5, 3, 4, 4, 7, 9, 8, 9, 10,
9, 9, 4, 4, 6, 2, 9, 7, 3, 2, 2, 1, 4, 3, 3, 3, 2, 5, 3, 4, 7),
adj = c(
3, 2,
20, 19, 18, 6, 4, 3, 1,
19, 18, 6, 4, 2, 1,
31, 30, 19, 18, 6, 5, 3, 2,
38, 31, 30, 7, 6, 4,
38, 31, 30, 19, 18, 17, 16, 7, 5, 4, 3, 2,
38, 32, 17, 16, 14, 13, 8, 6, 5,
33, 14, 13, 9, 7,
13, 12, 11, 10, 8,
12, 11, 9,
13, 12, 10, 9,
13, 11, 10, 9,
33, 14, 12, 11, 9, 8, 7,
38, 34, 33, 32, 16, 15, 13, 8, 7,
37, 35, 34, 25, 24, 17, 16, 14,
38, 35, 25, 24, 17, 15, 14, 7, 6,
38, 35, 25, 24, 22, 18, 16, 15, 7, 6,
30, 24, 22, 19, 17, 6, 4, 3, 2,
36, 22, 21, 20, 18, 6, 4, 3, 2,
36, 21, 19, 2,
36, 22, 20, 19,

```


Lampiran 25. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Dagum

Hasil Nilai DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	9789,430	9770,890	18,543	9807,970
total	9789,430	9770,890	18,543	9807,970

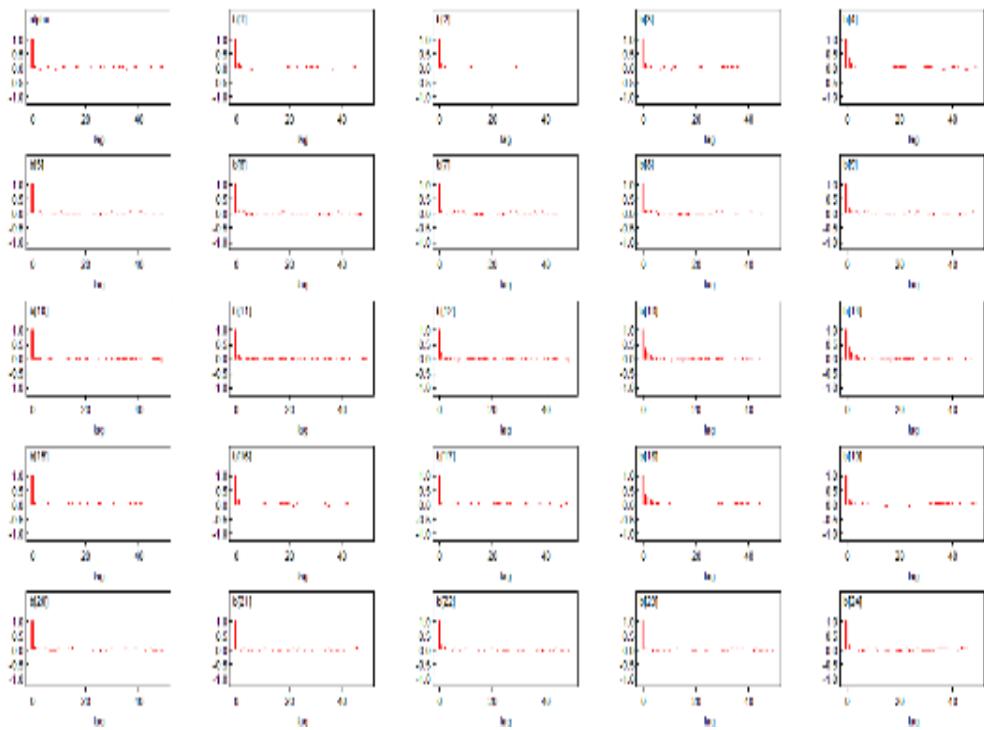
Hasil Nilai Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 12000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
alpha	0,07036	0,00324	5,591E-5	0,06414	0,0703	0,07689
b[1]	-1,381	1,604	0,04498	-4,589	-1,339	1,676
b[2]	-0,6922	0,9484	0,02089	-2,542	-0,6728	1,131
b[3]	-1,424	1,795	0,04575	-4,916	-1,428	2,053
b[4]	-1,428	1,681	0,06213	-4,618	-1,417	1,808
b[5]	-0,2942	0,9677	0,01935	-2,162	-0,3102	1,617
b[6]	0,001284	1,493	0,02702	-2,95	0,02701	2,986
b[7]	-1,255	1,811	0,04429	-4,747	-1,248	2,28
b[8]	-0,4872	1,811	0,04791	-3,891	-0,4971	3,098
b[9]	-0,2467	1,563	0,04969	-3,285	-0,2568	2,812
b[10]	-0,4496	0,9486	0,0241	-2,256	-0,4646	1,443
b[11]	-0,6402	1,658	0,04625	-3,879	-0,614	2,552
b[12]	-0,8003	0,956	0,02686	-2,694	-0,7764	1,067
b[13]	-3,128	2,074	0,08022	-7,287	-3,131	0,9047
b[14]	-3,354	2,128	0,08979	-7,47	-3,338	0,8362
b[15]	-0,3898	0,8964	0,01971	-2,123	-0,3798	1,354
b[16]	-1,417	1,379	0,03448	-4,174	-1,436	1,262
b[17]	-0,243	0,9321	0,01815	-2,052	-0,2448	1,635
b[18]	-2,515	1,881	0,08525	-6,12	-2,54	1,19
b[19]	-1,854	1,91	0,05945	-5,675	-1,856	1,923
b[20]	-1,859	1,569	0,03989	-4,917	-1,87	1,167
b[21]	-0,5018	0,935	0,01886	-2,296	-0,5364	1,349
b[22]	-1,065	1,204	0,03099	-3,377	-1,091	1,361
b[23]	0,7573	1,471	0,02942	-2,165	0,7867	3,565
b[24]	-4,421	0,984	0,02514	-6,413	-4,428	-2,502
b[25]	-116,5	0,06283	0,001177	-116,6	-116,5	-116,3
b[26]	-0,3377	0,9699	0,01741	-2,225	-0,3437	1,539

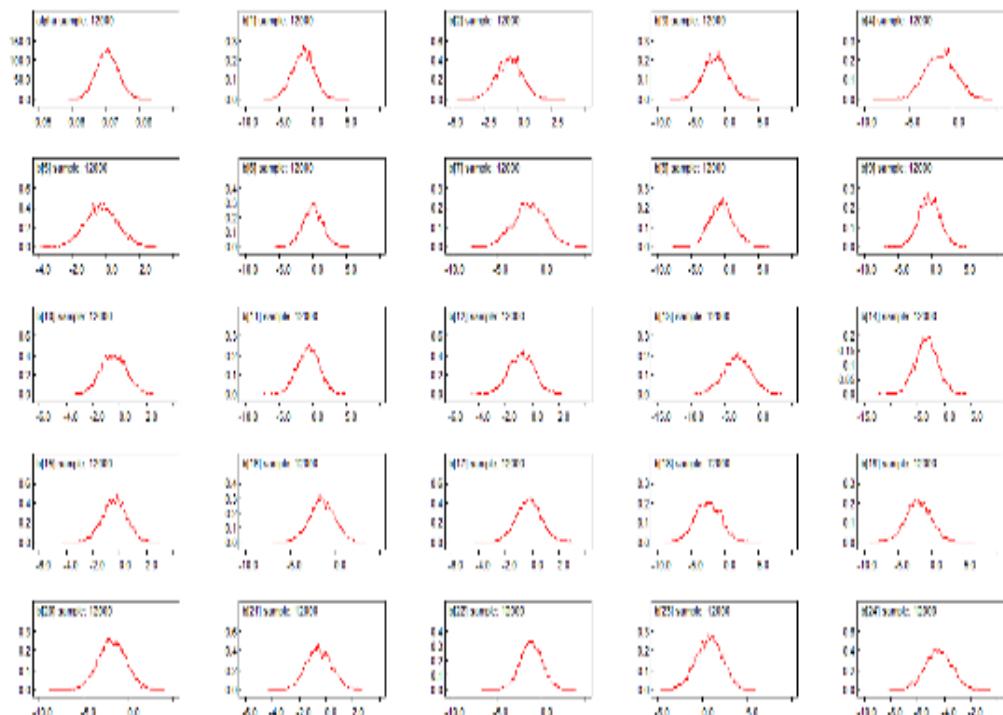
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[27]	-0,141	1,778	0,04397	-3,694	-0,1191	3,402
b[28]	-0,7931	0,9592	0,02626	-2,724	-0,7925	1,064
b[29]	-2,702	1,681	0,06093	-5,881	-2,713	0,6993
b[30]	-0,6055	0,9721	0,02674	-2,475	-0,61	1,253
b[31]	-1,71	1,565	0,0507	-4,782	-1,704	1,362
b[32]	-1,818	1,777	0,04605	-5,286	-1,858	1,666
b[33]	-2,129	1,841	0,04302	-5,71	-2,164	1,417
b[34]	-0,2538	0,938	0,02176	-2,068	-0,2752	1,59
b[35]	-1,129	0,9938	0,02608	-3,089	-1,133	0,7892
b[36]	-1,028	1,005	0,01915	-3,012	-1,038	0,9508
b[37]	-0,4605	1,061	0,01905	-2,548	-0,4378	1,612
b[38]	-0,2142	1,064	0,02005	-2,357	-0,196	1,844
b[39]	-0,02485	1,005	0,01408	-2,0	-0,01352	1,948
b[40]	0,0656	1,007	0,0185	-1,936	0,07196	2,005
b[41]	-1,601	1,906	0,08497	-5,427	-1,566	2,059
b[42]	-0,4225	0,9742	0,01692	-2,378	-0,4168	1,49
b[43]	-2,063	1,662	0,068	-5,188	-2,098	1,166
b[44]	-0,4825	1,693	0,03405	-3,819	-0,4933	2,783
b[45]	-0,1171	0,9677	0,01775	-2,006	-0,1057	1,764
b[46]	-0,8336	1,73	0,0285	-4,218	-0,8514	2,594
b[47]	-0,2691	1,534	0,02402	-3,286	-0,2234	2,677
b[48]	-2,938	1,651	0,05399	-6,148	-2,946	0,2925
b[49]	-3,001	1,541	0,04934	-6,034	-2,991	0,04927
b[50]	0,304	1,802	0,03717	-3,334	0,2728	3,847
b[51]	-0,01702	0,9397	0,01759	-1,855	-0,01728	1,853
b[52]	-1,244	1,514	0,04931	-4,211	-1,294	1,671
b[53]	-2,018	1,518	0,04807	-5,054	-1,997	0,9721
b[54]	-0,08215	0,9642	0,01544	-1,932	-0,07007	1,826
b0	7,042	0,9945	0,03066	5,04	7,073	8,929
k	8,415	1,445	0,0413	5,967	8,283	11,66

Hasil Konvergensi Parameter

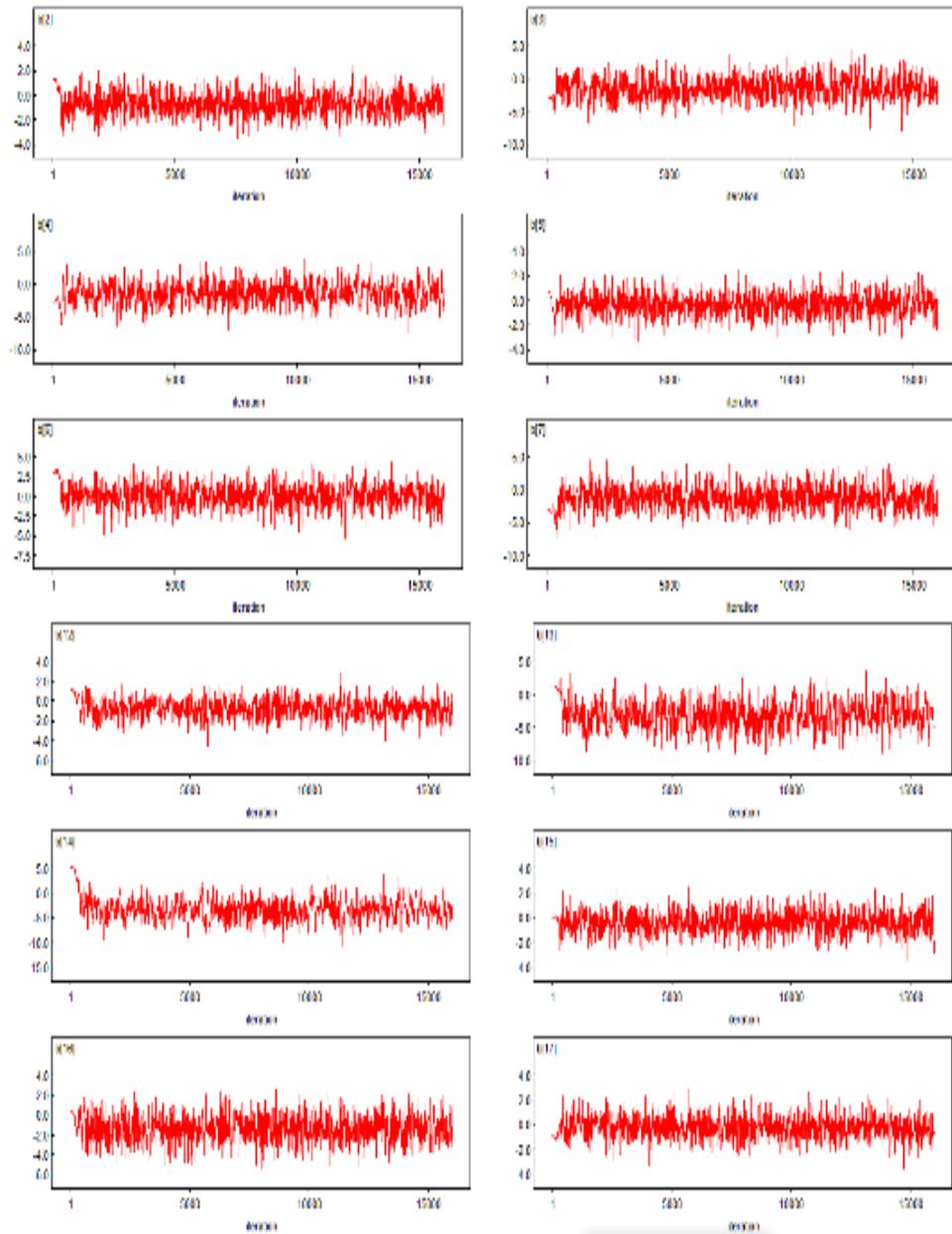
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 26. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Dagum dengan Frailty Normal

Nilai DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	9786,840	9767,460	19,377	9806,220
total	9786,840	9767,460	19,377	9806,220

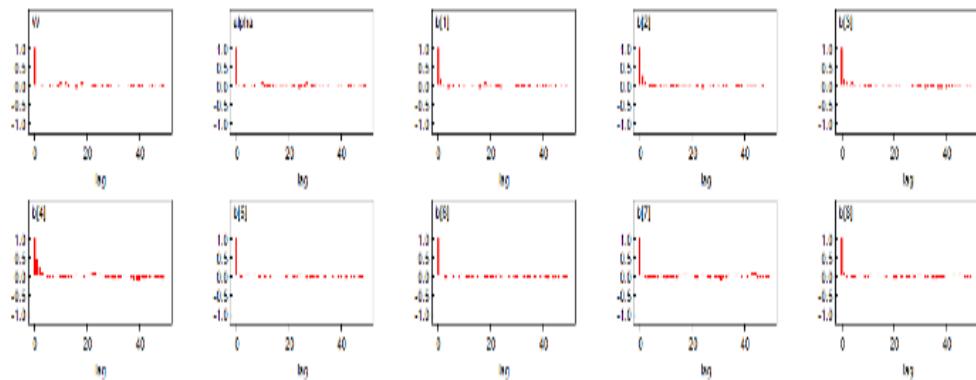
Nilai Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 10000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W	-0,01367	1,716	0,01648	-3,331	-0,01408	3,465
alpha	0,07029	0,003276	8,059E-5	0,06413	0,07021	0,07696
b[1]	-1,406	1,63	0,05573	-4,661	-1,424	1,708
b[2]	-0,7302	0,959	0,03417	-2,652	-0,736	1,111
b[3]	-1,411	1,734	0,06008	-5,014	-1,395	1,932
b[4]	-1,329	1,621	0,07644	-4,618	-1,297	1,926
b[5]	-0,2973	0,9676	0,0246	-2,162	-0,279	1,613
b[6]	-0,01678	1,503	0,03905	-2,904	-0,04	2,901
b[7]	-1,207	1,797	0,05231	-4,829	-1,191	2,165
b[8]	-0,5971	1,861	0,05232	-4,27	-0,657	3,049
b[9]	-0,2792	1,539	0,05839	-3,244	-0,3284	2,716
b[10]	-0,4397	0,9262	0,02417	-2,223	-0,4557	1,335
b[11]	-0,6263	1,691	0,0573	-3,894	-0,6398	2,674
b[12]	-0,7279	0,9421	0,03278	-2,54	-0,7283	1,148
b[13]	-3,357	2,034	0,1101	-7,46	-3,328	0,4921
b[14]	-3,687	2,091	0,1256	-7,8	-3,686	0,3985
b[15]	-0,3302	0,9287	0,02318	-2,103	-0,3338	1,566
b[16]	-1,377	1,434	0,04767	-4,272	-1,383	1,35
b[17]	-0,2898	0,9359	0,02249	-2,204	-0,2593	1,505
b[18]	-2,711	1,97	0,1073	-6,427	-2,765	1,073
b[19]	-1,991	1,949	0,07758	-5,754	-2,038	1,904
b[20]	-1,884	1,599	0,04621	-4,937	-1,919	1,384
b[21]	-0,481	0,9092	0,02344	-2,23	-0,4819	1,277
b[22]	-1,05	1,286	0,04391	-3,551	-1,03	1,498
b[23]	0,7486	1,451	0,03818	-2,105	0,7796	3,659
b[24]	-4,385	0,9941	0,03313	-6,283	-4,413	-2,374
b[25]	-116,5	0,06407	0,001299	-116,6	-116,5	-116,3
b[26]	-0,3381	0,9726	0,02119	-2,27	-0,3434	1,532

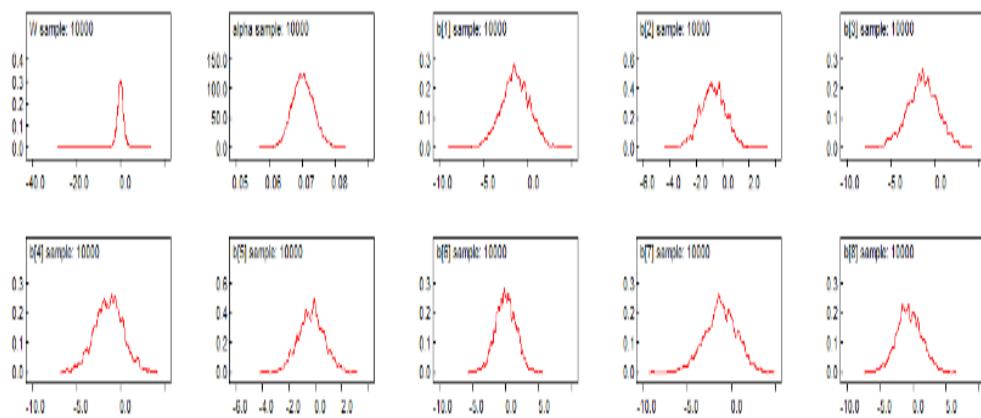
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[27]	-0,01975	1,764	0,054	-3,617	-0,05802	3,392
b[28]	-0,7501	0,9452	0,03186	-2,627	-0,7567	1,082
b[29]	-2,618	1,706	0,07488	-5,813	-2,644	0,7586
b[30]	-0,5833	0,9526	0,03089	-2,48	-0,6033	1,24
b[31]	-1,603	1,541	0,06815	-4,697	-1,559	1,386
b[32]	-1,742	1,785	0,06086	-5,342	-1,719	1,556
b[33]	-2,012	1,861	0,06063	-5,587	-2,059	1,637
b[34]	-0,2471	0,9181	0,02564	-2,074	-0,2509	1,606
b[35]	-1,088	0,9999	0,03369	-3,071	-1,084	0,7793
b[36]	-1,097	1,019	0,02484	-3,038	-1,135	0,9421
b[37]	-0,4581	1,097	0,02217	-2,584	-0,4519	1,623
b[38]	-0,246	1,066	0,02314	-2,281	-0,2193	1,76
b[39]	-0,0557	0,9875	0,02217	-1,978	-0,0475	1,92
b[40]	0,04444	0,9808	0,01926	-1,852	0,06468	1,983
b[41]	-1,971	1,87	0,1023	-5,686	-1,914	1,785
b[42]	-0,4843	0,949	0,02375	-2,361	-0,4813	1,392
b[43]	-2,1	1,663	0,08031	-5,363	-2,089	1,069
b[44]	-0,4422	1,71	0,04475	-3,799	-0,494	2,946
b[45]	-0,127	0,9595	0,02145	-1,979	-0,1084	1,826
b[46]	-0,8751	1,769	0,04195	-4,343	-0,8774	2,7
b[47]	-0,2969	1,49	0,03116	-3,268	-0,2903	2,607
b[48]	-2,807	1,649	0,0652	-5,987	-2,753	0,4119
b[49]	-2,821	1,523	0,06186	-5,925	-2,81	0,1259
b[50]	0,3377	1,835	0,04225	-3,223	0,282	4,028
b[51]	0,0296	0,9829	0,02653	-1,889	0,02331	1,896
b[52]	-1,04	1,439	0,05904	-3,678	-1,079	1,876
b[53]	-1,892	1,45	0,05189	-4,818	-1,888	1,025
b[54]	-0,02177	0,9864	0,02509	-1,95	-0,04023	1,843
b0	7,107	0,9556	0,03783	5,172	7,122	8,968
k	8,464	1,462	0,06049	6,002	8,308	11,7
lambda	1,54	0,8628	0,008182	0,7377	1,329	3,704
rho	0,6696	0,4696	0,004611	0,07311	0,5669	1,838

Nilai Konvergensi

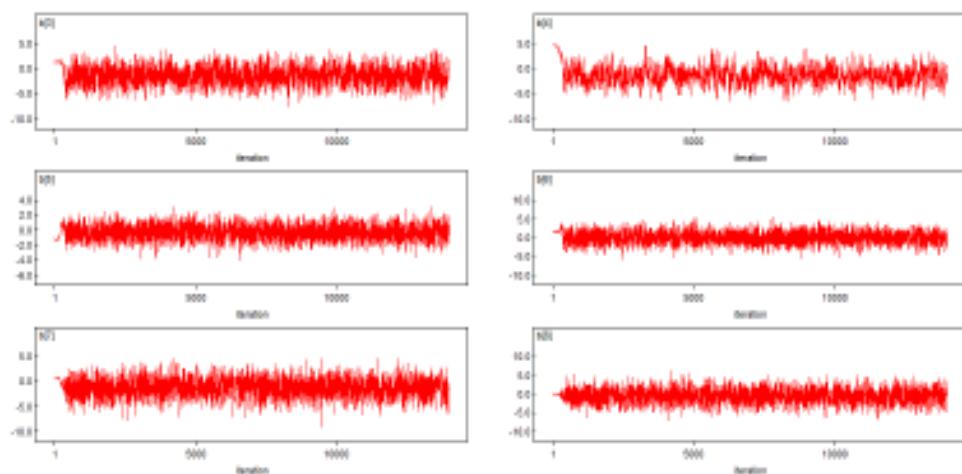
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 27. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Dagum dengan Frailty Normal

Hasil DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	6964,770	6895,570	69,198	7033,970
total	6964,770	6895,570	69,198	7033,970

Hasil Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 12000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W[1]	0,178	0,5692	0,05029	-0,9696	0,2255	1,498
W[2]	-0,1363	0,7773	0,04987	-1,834	-0,09535	1,308
W[3]	0,4651	0,7612	0,04853	-0,995	0,4523	2,045
W[4]	-0,444	0,8749	0,07881	-2,168	-0,3599	1,249
W[5]	0,001726	0,9838	0,009609	-1,943	0,00517	1,974
W[6]	-0,007577	0,9807	0,009854	-1,954	-0,01642	1,919
W[7]	0,004412	0,9771	0,008956	-1,917	-0,004376	1,941
W[8]	-0,008756	0,979	0,008358	-1,917	-0,01859	1,908
W[9]	-0,003948	0,9782	0,008639	-1,893	-0,01558	1,942
W[10]	-0,005889	0,9738	0,009312	-1,916	-0,005354	1,888
W[11]	0,009708	0,9685	0,008782	-1,889	0,00756	1,942
W[12]	0,001186	0,9896	0,008526	-1,956	-0,004084	1,916
W[13]	0,02235	0,9832	0,008825	-1,911	0,01025	1,953
W[14]	-6,794E-4	0,9792	0,009115	-1,917	-0,001124	1,929
W[15]	0,01151	0,9717	0,009106	-1,886	-0,001284	1,97
W[16]	0,01006	0,9811	0,009177	-1,927	0,007936	1,967
W[17]	0,004138	0,983	0,0094	-1,923	-0,002006	1,968
W[18]	-0,01164	0,9847	0,00998	-1,99	-0,003113	1,936
W[19]	0,001568	0,9747	0,009394	-1,903	-0,005951	1,925
W[20]	5,531E-4	0,9769	0,009439	-1,912	0,02043	1,949
W[21]	-0,006936	0,9676	0,007874	-1,932	-0,008311	1,898
W[22]	0,01613	0,9843	0,009017	-1,95	0,02395	1,959
W[23]	-0,006359	0,9794	0,008965	-1,953	-0,00954	1,908
W[24]	0,0134	0,9727	0,007911	-1,911	0,01309	1,934
W[25]	0,01698	0,9691	0,008492	-1,872	0,01771	1,95
W[26]	0,01927	0,9796	0,008854	-1,9	0,02285	1,956
W[27]	-0,008159	0,9711	0,009334	-1,933	-0,001821	1,947
W[28]	0,004713	0,992	0,008889	-1,954	-0,009813	1,935

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W[29]	0,01864	0,9828	0,007688	-1,936	0,01426	1,964
W[30]	0,03133	0,9761	0,008582	-1,896	0,03051	1,974
W[31]	0,001664	0,9808	0,009293	-1,964	0,01573	1,921
W[32]	0,01506	0,9779	0,008408	-1,914	0,01867	1,973
W[33]	0,003881	0,9842	0,008693	-1,922	0,006042	1,962
W[34]	-0,007381	0,9833	0,007842	-1,981	0,002302	1,945
W[35]	-0,00973	0,9719	0,009819	-1,927	-0,004338	1,912
W[36]	-0,009008	0,9917	0,01011	-1,974	-0,00946	1,952
W[37]	0,003662	0,9795	0,008179	-1,965	0,009028	1,929
W[38]	0,008663	0,9849	0,009013	-1,901	-0,0011	1,981
alpha[1]	2,525	1,039	0,04109	1,112	2,327	5,029
alpha[2]	1,501	0,8799	0,02438	0,3293	1,332	3,695
alpha[3]	1,4	0,9317	0,02967	0,2334	1,2	3,795
alpha[4]	3,614	1,563	0,03223	1,261	3,378	7,31
alpha[5]	1,55	1,127	0,02896	0,1879	1,287	4,494
alpha[6]	5,424	1,864	0,03801	2,591	5,152	9,896
alpha[7]	1,889	0,954	0,02083	0,6084	1,698	4,288
alpha[8]	2,347	0,7594	0,0201	1,182	2,245	4,126
alpha[9]	0,01853	0,006762	8,013E-5	0,007097	0,01787	0,03374
alpha[10]	2,935	0,9514	0,03134	1,47	2,807	5,139
alpha[11]	2,091	1,058	0,03472	0,7268	1,855	4,778
alpha[12]	1,518	0,8941	0,01216	0,3153	1,34	3,761
alpha[13]	1,964	1,291	0,03948	0,3054	1,684	5,149
alpha[14]	1,958	0,7697	0,01468	0,8233	1,846	3,771
alpha[15]	2,032	1,057	0,0211	0,5697	1,842	4,608
alpha[16]	2,848	1,23	0,0256	1,066	2,64	5,883
alpha[17]	2,276	1,068	0,02626	0,8329	2,062	4,99
alpha[18]	2,258	1,407	0,028	0,4258	1,949	5,781
alpha[19]	1,541	0,8492	0,0185	0,5031	1,347	3,73
alpha[20]	1,918	1,142	0,02722	0,5568	1,627	4,873
alpha[21]	2,076	1,33	0,04057	0,4205	1,774	5,425
alpha[22]	2,379	1,393	0,02286	0,4993	2,106	5,835
alpha[23]	3,67	1,504	0,02495	1,36	3,453	7,235
alpha[24]	5,782	1,456	0,02887	3,431	5,617	9,172
alpha[25]	1,478	1,037	0,01894	0,1897	1,236	4,109
alpha[26]	2,548	1,16	0,03899	1,013	2,303	5,422
alpha[27]	2,029	1,384	0,03316	0,3211	1,715	5,492
alpha[28]	2,86	1,038	0,02333	1,304	2,696	5,341
alpha[29]	1,512	0,7817	0,01278	0,4348	1,377	3,454
alpha[30]	1,779	0,9645	0,02245	0,6048	1,538	4,311
alpha[31]	2,2	1,211	0,03225	0,6947	1,908	5,248

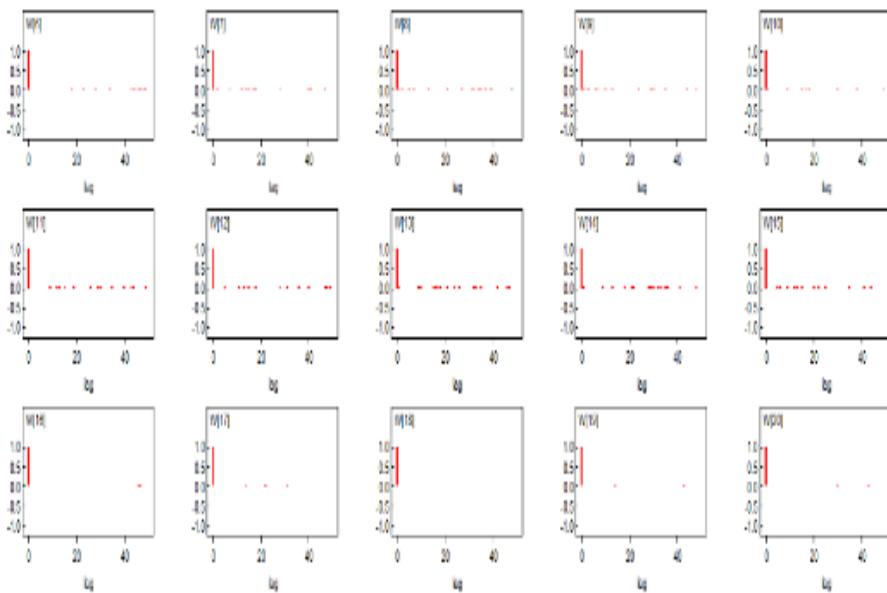
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
alpha[32]	1,27	0,7535	0,01213	0,2841	1,126	3,168
alpha[33]	1,863	0,8656	0,01834	0,7143	1,678	4,078
alpha[34]	2,677	1,223	0,0373	0,9872	2,458	5,661
alpha[35]	1,675	0,9966	0,03843	0,4914	1,421	4,287
alpha[36]	2,108	0,7851	0,01864	0,9747	1,982	4,025
alpha[37]	5,862	1,61	0,04405	3,37	5,647	9,617
alpha[38]	1,449	1,108	0,02657	0,1625	1,165	4,339
b[1]	0,4571	1,385	0,1292	-2,437	0,5238	2,75
b[2]	0,6736	1,244	0,1167	-1,974	0,535	2,941
b[3]	0,9022	1,091	0,08958	-1,325	0,9901	2,844
b[4]	0,382	1,551	0,1465	-2,24	0,802	2,689
b[5]	-0,402	0,9247	0,06178	-2,231	-0,3845	1,36
b[6]	0,2355	1,533	0,02478	-2,762	0,2203	3,261
b[7]	0,2706	1,423	0,1321	-3,006	0,5971	2,39
b[8]	-0,4194	1,043	0,08894	-2,874	-0,3061	1,416
b[9]	-0,098	1,195	0,1111	-2,992	0,08095	1,737
b[10]	0,2639	0,8977	0,08089	-1,479	0,2407	1,842
b[11]	-0,8582	1,174	0,1038	-2,994	-0,7798	1,405
b[12]	-1,015	0,805	0,07366	-2,36	-0,9687	0,7364
b[13]	-0,1639	0,9294	0,08502	-2,139	-0,02831	1,461
b[14]	-0,1255	1,352	0,1252	-2,724	-0,1992	2,473
b[15]	-0,3266	0,8325	0,0702	-1,714	-0,4298	1,536
b[16]	-0,1735	0,8676	0,07706	-1,779	-0,2267	1,59
b[17]	0,09206	0,7572	0,06867	-1,223	0,0155	1,566
b[18]	0,996	1,071	0,09944	-0,827	0,7986	3,988
b[19]	0,6321	1,219	0,1113	-1,344	0,5684	3,495
b[20]	-0,2604	0,9244	0,07737	-2,066	-0,2064	1,43
b[21]	0,2195	0,6673	0,05848	-1,13	0,223	1,586
b[22]	0,04038	0,8662	0,07764	-1,814	-0,0148	1,645
b[23]	-0,5391	1,224	0,09189	-2,915	-0,5435	1,967
b[24]	-0,2473	0,8352	0,07615	-1,71	-0,1923	1,448
b[25]	-116,5	0,06307	0,001036	-116,6	-116,5	-116,4
b[26]	-0,309	0,9416	0,06558	-2,149	-0,308	1,529
b[27]	-0,4424	1,171	0,1028	-2,472	-0,4352	1,85
b[28]	-0,5464	1,123	0,1046	-2,162	-0,7179	1,522
b[29]	0,5649	1,539	0,1452	-2,027	0,2014	3,878
b[30]	0,5367	1,083	0,09958	-1,692	0,7095	2,271
b[31]	-0,477	1,243	0,115	-2,717	-0,3189	1,611
b[32]	-0,08648	1,361	0,1259	-2,197	-0,3856	2,542
b[33]	-0,3548	1,194	0,09593	-3,027	-0,2724	1,687
b[34]	-0,1225	0,8628	0,0766	-2,107	0,04913	1,22

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[35]	-0,1023	0,7847	0,07124	-1,793	-0,05992	1,276
b[36]	-0,3745	0,8879	0,0793	-2,23	-0,318	1,23
b[37]	-0,4502	1,091	0,01837	-2,592	-0,4577	1,687
b[38]	-0,6479	0,8997	0,04865	-2,511	-0,6269	1,114
b[39]	-0,03501	1,032	0,01938	-2,066	-0,01865	1,992
b[40]	-0,001668	1,002	0,01666	-2,019	0,001514	1,995
b[41]	0,7496	0,9358	0,08648	-1,429	0,9003	2,299
b[42]	-0,1105	0,8812	0,06423	-2,03	-0,07827	1,523
b[43]	0,3597	0,7999	0,07323	-1,401	0,4951	1,738
b[44]	0,6298	1,035	0,08305	-1,397	0,6812	2,446
b[45]	0,2381	0,8275	0,04174	-1,454	0,267	1,725
b[46]	-1,218	1,374	0,1064	-3,936	-1,17	1,445
b[47]	-0,2853	1,534	0,02695	-3,264	-0,2931	2,68
b[48]	-1,702	1,347	0,1232	-3,732	-1,704	0,9682
b[49]	-1,287	1,248	0,1163	-3,198	-1,498	1,344
b[50]	0,03848	1,973	0,03277	-3,88	0,0629	3,816
b[51]	0,02416	1,004	0,01789	-1,942	0,02826	2,032
b[52]	-0,5915	0,909	0,08314	-1,947	-0,826	1,056
b[53]	-0,4426	0,8901	0,07981	-1,82	-0,5407	1,48
b[54]	-0,2582	0,9894	0,04593	-2,179	-0,2603	1,687
b0	7,958	1,342	0,1266	5,058	8,415	9,6
k[1]	0,6312	0,4975	0,02659	0,1633	0,4808	2,041
k[2]	1,61	1,106	0,03393	0,2521	1,356	4,392
k[3]	0,7701	0,6629	0,03053	0,08225	0,5861	2,511
k[4]	0,3109	0,2069	0,006353	0,1035	0,262	0,8097
k[5]	1,337	1,035	0,02173	0,1522	1,069	4,036
k[6]	0,2659	0,1254	0,0033	0,1088	0,2395	0,5858
k[7]	1,18	0,8833	0,03023	0,1881	0,9462	3,478
k[8]	1,373	0,8513	0,04293	0,347	1,18	3,594
k[9]	2,936	1,568	0,01864	0,7317	2,629	6,731
k[10]	0,327	0,1712	0,007979	0,1275	0,2887	0,7354
k[11]	0,6108	0,4993	0,02811	0,1299	0,4714	1,939
k[12]	1,018	0,7922	0,0256	0,135	0,8116	3,091
k[13]	1,321	1,056	0,03862	0,1627	1,034	4,125
k[14]	1,325	0,9863	0,04026	0,23	1,061	3,933
k[15]	1,089	0,8122	0,03744	0,175	0,8748	3,236
k[16]	0,7034	0,4914	0,01567	0,1808	0,5749	1,943
k[17]	1,396	1,004	0,03663	0,2453	1,14	4,004
k[18]	1,108	0,8535	0,02494	0,1529	0,8855	3,347
k[19]	0,6707	0,5203	0,02346	0,1114	0,535	2,042
k[20]	0,7984	0,6062	0,02092	0,1423	0,633	2,457

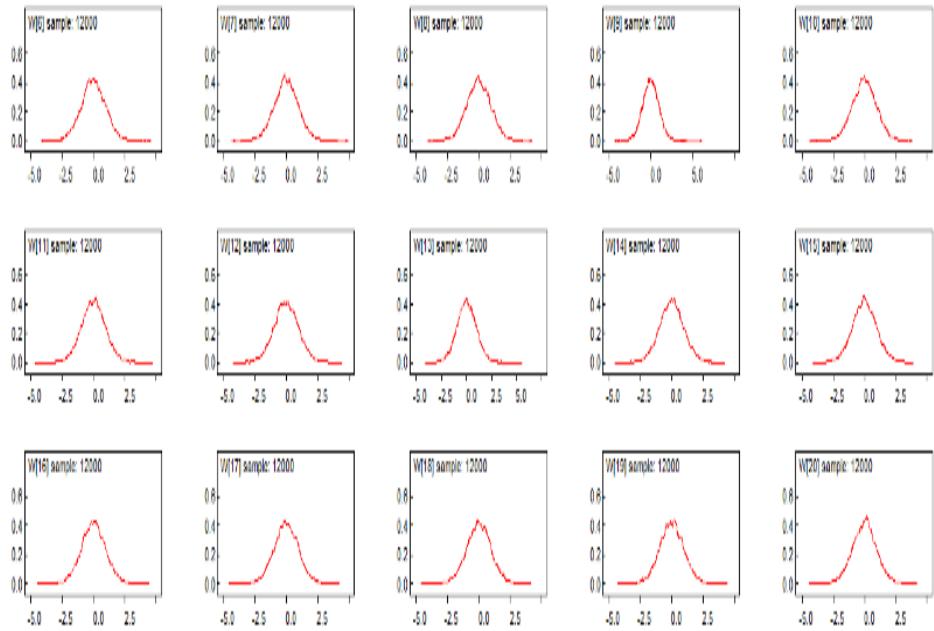
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
k[21]	1,72	1,14	0,02784	0,2924	1,45	4,597
k[22]	1,223	0,9047	0,02789	0,1861	1,0	3,627
k[23]	1,612	1,026	0,03338	0,3466	1,372	4,229
k[24]	0,1788	0,05468	0,001109	0,09472	0,1708	0,3092
k[25]	1,484	1,088	0,0169	0,1756	1,223	4,316
k[26]	0,6791	0,5151	0,02716	0,1569	0,5304	2,083
k[27]	1,191	1,005	0,03396	0,1294	0,9024	3,869
k[28]	0,4355	0,2633	0,008108	0,1478	0,3711	1,119
k[29]	1,062	0,7884	0,02722	0,1612	0,86	3,151
k[30]	1,093	0,8012	0,02597	0,1972	0,883	3,201
k[31]	0,6973	0,5487	0,02229	0,1408	0,5426	2,143
k[32]	1,033	0,7599	0,02819	0,1423	0,8346	2,987
k[33]	0,9432	0,7423	0,02487	0,1695	0,738	2,92
k[34]	0,5305	0,3548	0,01696	0,1388	0,4338	1,44
k[35]	0,7248	0,5183	0,02916	0,1393	0,5876	2,098
k[36]	1,355	1,024	0,04861	0,2291	1,069	4,096
k[37]	0,1846	0,06381	0,001696	0,09223	0,1737	0,3397
k[38]	0,9866	0,8349	0,02442	0,08748	0,7663	3,183
lambda	0,9675	0,1505	0,003925	0,7239	0,9502	1,306
tau2	1,143	0,3403	0,008352	0,5866	1,107	1,909

Hasil Konvergensi

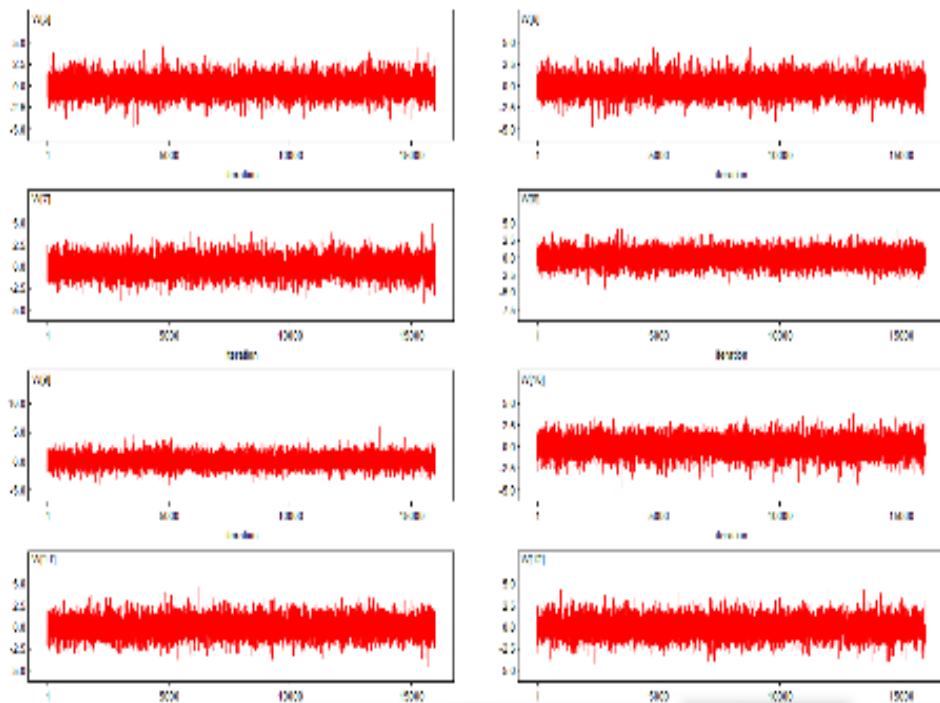
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 28. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Dagum dengan Frailty CAR.

Nilai DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	6993,560	6911,810	81,755	7075,320
total	6993,560	6911,810	81,755	7075,320

Nilai Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 12000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W[1]	-0,1541	0,7053	0,09236	-1,546	-0,216	1,243
W[2]	-0,07777	0,5167	0,05452	-1,092	-0,053	0,9862
W[3]	-0,1023	0,4846	0,04576	-1,167	-0,08554	0,7942
W[4]	0,02604	0,4658	0,05232	-0,8025	0,0196	0,9835
W[5]	0,02381	0,4809	0,02246	-0,8852	0,02105	0,9956
W[6]	-0,00351	0,3577	0,01889	-0,733	-0,00593	0,6929
W[7]	0,03305	0,4002	0,0166	-0,7259	0,02422	0,8461
W[8]	0,01972	0,5928	0,03481	-1,101	0,01076	1,255
W[9]	-0,01499	0,7568	0,05202	-1,518	-0,02187	1,486
W[10]	-0,01937	0,9104	0,05711	-1,807	-0,04234	1,751
W[11]	-0,01178	0,8284	0,05386	-1,557	-0,02984	1,684
W[12]	-0,01758	0,8156	0,05374	-1,547	-0,04933	1,616
W[13]	0,01984	0,571	0,04029	-1,038	0,003334	1,154
W[14]	0,02701	0,421	0,02137	-0,8237	0,03986	0,8496
W[15]	0,02535	0,4308	0,01814	-0,8591	0,03386	0,8803
W[16]	3,51E-04	0,3922	0,01467	-0,7404	0,00622	0,8285
W[17]	0,02282	0,3645	0,01444	-0,6753	0,01982	0,7351
W[18]	-0,02519	0,4212	0,02645	-0,8616	-0,03126	0,8095
W[19]	-0,04299	0,4731	0,03095	-0,9849	-0,03057	0,8732
W[20]	-0,06024	0,6717	0,04091	-1,408	-0,04828	1,241
W[21]	-0,06764	0,6628	0,03274	-1,293	-0,06626	1,247
W[22]	-0,01184	0,5105	0,024	-1,017	-0,01309	1,025
W[23]	-0,00818	0,7878	0,0242	-1,524	-0,0287	1,585
W[24]	0,01186	0,4155	0,01738	-0,7712	0,006617	0,8279
W[25]	0,01096	0,4601	0,0203	-0,8971	0,01358	0,8967
W[26]	0,03689	0,7654	0,04076	-1,485	0,01885	1,585
W[27]	0,03916	1,157	0,07396	-2,281	0,08381	2,317
W[28]	0,08696	1,497	0,1028	-2,968	0,09998	3,042
W[29]	0,09279	1,753	0,116	-3,353	0,07564	3,502

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W[30]	0,003445	0,5673	0,0267	-1,096	8,58E-04	1,128
W[31]	0,0183	0,6446	0,03359	-1,263	0,006389	1,259
W[32]	0,05332	0,6537	0,02045	-1,285	0,04658	1,357
W[33]	0,008436	0,6871	0,03841	-1,415	0,009657	1,351
W[34]	0,03302	0,7694	0,02324	-1,454	0,04731	1,548
W[35]	0,00571	0,5114	0,01746	-1,015	0,00835	1,003
W[36]	-0,04555	0,7661	0,03808	-1,572	-0,05202	1,441
W[37]	0,03765	0,5746	0,02324	-1,175	0,04757	1,095
W[38]	0,0266	0,4472	0,01329	-0,8415	0,02843	0,9354
alpha[1]	2,555	1,101	0,1063	1,054	2,379	5,222
alpha[2]	1,302	0,7853	0,057	0,2767	1,136	3,408
alpha[3]	1,162	0,8059	0,0301	0,2087	0,9573	3,312
alpha[4]	3,498	1,532	0,0804	1,254	3,323	6,956
alpha[5]	1,048	0,7493	0,04294	0,138	0,848	2,999
alpha[6]	4,823	1,722	0,1204	2,348	4,538	9,06
alpha[7]	1,839	0,92	0,04789	0,6002	1,65	4,106
alpha[8]	2,471	0,8931	0,04376	1,172	2,316	4,602
alpha[9]	0,01851	0,006507	1,61E-04	0,007493	0,01799	0,0326
alpha[10]	2,955	0,9298	0,05911	1,494	2,816	5,191
alpha[11]	1,524	0,9794	0,09964	0,4768	1,252	4,113
alpha[12]	1,441	0,89	0,03602	0,2894	1,248	3,57
alpha[13]	2,122	1,281	0,04314	0,4049	1,883	5,341
alpha[14]	1,929	0,7586	0,03111	0,7541	1,834	3,799
alpha[15]	1,935	0,9467	0,03894	0,5603	1,756	4,155
alpha[16]	2,397	1,237	0,09713	0,7693	2,176	5,306
alpha[17]	2,187	1,108	0,06588	0,7246	1,985	5,122
alpha[18]	2,139	1,345	0,06564	0,4234	1,811	5,507
alpha[19]	1,522	0,7802	0,03698	0,5224	1,355	3,456
alpha[20]	1,64	1,027	0,06973	0,4803	1,353	4,4
alpha[21]	2,238	1,457	0,07256	0,441	1,918	5,624
alpha[22]	2,184	1,327	0,06151	0,4174	1,899	5,489
alpha[23]	3,618	1,571	0,05846	1,308	3,405	7,338
alpha[24]	5,273	1,439	0,09002	2,999	5,06	8,665
alpha[25]	1,521	1,125	0,06896	0,2029	1,272	4,426
alpha[26]	2,254	1,133	0,08648	0,9316	1,947	5,373
alpha[27]	2,203	1,487	0,05998	0,4248	1,866	5,993
alpha[28]	2,924	1,141	0,08409	1,275	2,733	5,694
alpha[29]	1,369	0,6782	0,03932	0,3921	1,264	2,986
alpha[30]	1,948	1,004	0,044	0,6534	1,703	4,514
alpha[31]	2,314	1,196	0,06472	0,7304	2,074	5,37

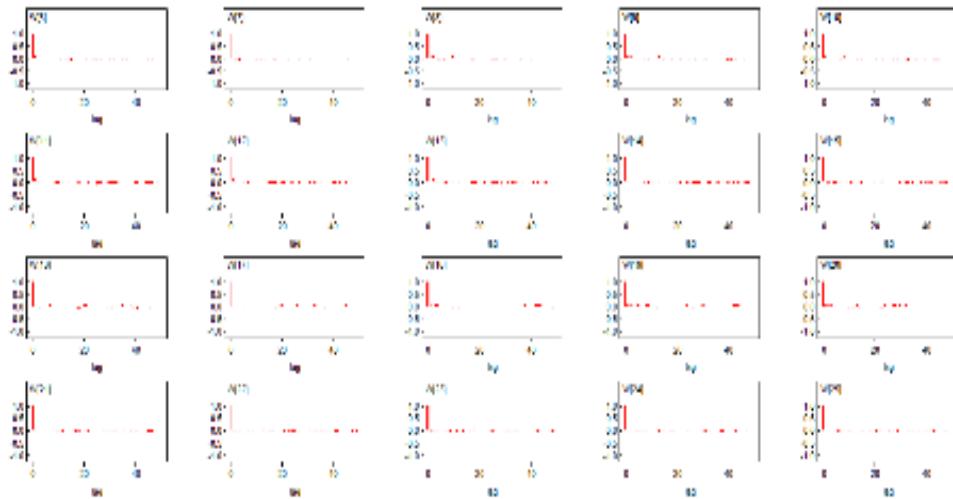
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
alpha[32]	1,321	0,771	0,03058	0,283	1,157	3,172
alpha[33]	1,744	0,7888	0,04224	0,6566	1,582	3,743
alpha[34]	2,301	1,108	0,0925	0,7965	2,094	5,179
alpha[35]	1,698	1,005	0,06012	0,5204	1,439	4,317
alpha[36]	2,086	0,7298	0,03437	1,003	1,98	3,911
alpha[37]	4,786	1,281	0,1026	2,852	4,607	7,91
alpha[38]	1,433	1,127	0,06381	0,163	1,139	4,512
b[1]	2,189	0,7845	0,1131	0,7311	2,354	3,536
b[2]	2,202	0,7418	0,1082	0,784	2,304	3,464
b[3]	0,07547	1,24	0,1779	-3,025	0,2641	2,056
b[4]	-2,405	1,176	0,1748	-4,384	-2,272	-0,4003
b[5]	-0,8393	0,919	0,1061	-3,032	-0,767	0,6632
b[6]	0,3495	1,521	0,07165	-2,704	0,2282	3,372
b[7]	0,5751	0,4865	0,06436	-0,4261	0,6235	1,406
b[8]	0,8246	0,7716	0,1078	-0,6174	0,8075	2,515
b[9]	0,2584	0,6479	0,09369	-0,8256	0,2041	1,618
b[10]	-0,3731	0,434	0,06059	-1,286	-0,3403	0,4012
b[11]	-0,5076	0,8811	0,1273	-2,358	-0,3048	0,8351
b[12]	-1,618	0,5178	0,07519	-2,675	-1,566	-0,7722
b[13]	0,8853	0,3495	0,04975	0,3624	0,8101	1,589
b[14]	-0,2003	0,4327	0,05965	-0,9713	-0,2254	0,6263
b[15]	-1,235	0,8512	0,123	-2,532	-1,383	0,5543
b[16]	-1,29	0,9525	0,1404	-2,862	-1,412	0,8227
b[17]	-0,4957	0,5784	0,08536	-1,469	-0,5019	0,5879
b[18]	2,062	0,5681	0,08377	0,9744	2,189	3,114
b[19]	1,892	0,7026	0,1027	-0,03516	2,094	2,673
b[20]	-1,663	0,7635	0,1099	-3,176	-1,607	-0,2156
b[21]	0,3742	0,9144	0,1354	-1,409	0,7509	1,683
b[22]	-0,8252	0,3188	0,04407	-1,454	-0,7905	-0,2458
b[23]	-0,02484	1,044	0,1326	-1,809	-0,139	2,053
b[24]	0,7875	0,6379	0,09493	-0,1755	0,5557	1,955
b[25]	-116,5	0,06242	0,003469	-116,6	-116,5	-116,4
b[26]	-0,1383	0,9273	0,1263	-2,001	-0,1472	1,516
b[27]	0,4057	0,7324	0,104	-1,294	0,4627	1,682
b[28]	-1,248	0,3368	0,0491	-1,903	-1,23	-0,6364
b[29]	2,677	0,3887	0,05642	1,78	2,727	3,293
b[30]	1,037	0,3439	0,04867	0,3721	1,038	1,643
b[31]	-0,294	0,3231	0,04543	-0,9833	-0,3043	0,2888
b[32]	-0,2316	0,4954	0,07204	-1,193	-0,1625	0,6026
b[33]	-0,1578	0,9507	0,1273	-1,718	-0,3047	1,995

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[34]	-1,233	0,6315	0,09118	-2,263	-1,319	-0,0721
b[35]	1,073	0,4735	0,06951	0,3042	1,016	2,182
b[36]	0,6703	0,6425	0,09441	-0,3465	0,6746	1,808
b[37]	-0,417	1,104	0,05325	-2,416	-0,428	1,793
b[38]	-0,1759	0,9816	0,1105	-1,893	-0,2116	1,905
b[39]	-0,00588	0,9824	0,04577	-1,918	-0,00289	1,876
b[40]	-7,65E-04	1,034	0,05177	-2,07	-0,05675	1,995
b[41]	-0,375	0,6022	0,08945	-1,358	-0,4071	0,9622
b[42]	0,3302	0,7444	0,09256	-1,251	0,3954	1,583
b[43]	1,124	0,3277	0,0479	0,5691	1,093	1,76
b[44]	1,994	0,7582	0,1025	0,666	1,943	3,732
b[45]	0,4857	0,8127	0,07579	-1,302	0,543	1,982
b[46]	-0,9941	1,495	0,2178	-3,507	-1,194	2,327
b[47]	-0,2597	1,562	0,06344	-3,408	-0,1718	2,653
b[48]	-1,58	0,4815	0,06745	-2,489	-1,581	-0,5438
b[49]	-0,1209	0,665	0,09872	-1,513	0,09569	0,7844
b[50]	0,04361	2,02	0,1104	-3,698	0,02947	3,941
b[51]	0,05474	0,9626	0,03951	-1,871	0,06655	1,875
b[52]	-1,974	0,4891	0,07146	-2,775	-2,055	-1,061
b[53]	-1,916	0,4424	0,06347	-2,835	-1,889	-1,133
b[54]	0,1187	0,9028	0,09202	-1,497	0,05533	2,028
b0	7,088	0,3273	0,04805	6,428	7,057	7,774
k[1]	0,6658	0,6204	0,07789	0,1519	0,45	2,51
k[2]	1,889	1,221	0,05776	0,3259	1,591	5,096
k[3]	0,5178	0,3963	0,01711	0,06707	0,4225	1,481
k[4]	0,3195	0,2011	0,01279	0,1038	0,2663	0,8213
k[5]	1,615	1,193	0,03219	0,1839	1,345	4,715
k[6]	0,3026	0,1436	0,01172	0,1228	0,2734	0,6885
k[7]	1,294	0,9186	0,07137	0,2087	1,085	3,541
k[8]	1,061	0,6998	0,06839	0,2345	0,8924	2,935
k[9]	2,995	1,617	0,04976	0,831	2,659	7,134
k[10]	0,3086	0,1465	0,01148	0,1349	0,2774	0,6755
k[11]	1,291	1,118	0,1373	0,1627	0,9037	4,248
k[12]	0,9184	0,734	0,05377	0,1175	0,7231	2,846
k[13]	1,374	1,038	0,06082	0,1974	1,086	4,233
k[14]	1,215	0,9566	0,07175	0,1845	0,9863	3,649
k[15]	1,308	0,8992	0,07782	0,2073	1,094	3,598
k[16]	1,101	0,8924	0,09401	0,2108	0,7902	3,439
k[17]	1,544	1,07	0,08685	0,2941	1,253	4,362
k[18]	1,224	0,9564	0,06571	0,1572	0,9681	3,756

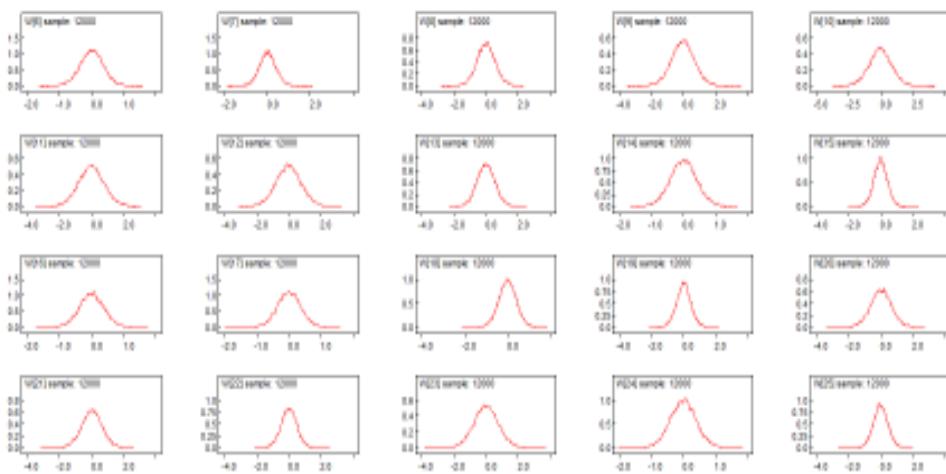
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
k[19]	0,7201	0,5321	0,04245	0,1234	0,5931	2,043
k[20]	1,022	0,7684	0,06595	0,1753	0,8231	3,008
k[21]	1,535	1,006	0,05714	0,2335	1,339	4,146
k[22]	1,19	0,9679	0,07442	0,1548	0,9217	3,921
k[23]	1,565	1,025	0,06729	0,337	1,288	4,083
k[24]	0,1985	0,06509	0,004123	0,09941	0,1886	0,3512
k[25]	1,421	1,085	0,0511	0,1405	1,141	4,271
k[26]	0,8865	0,5944	0,06097	0,1802	0,7444	2,53
k[27]	1,468	1,069	0,05567	0,1992	1,185	4,248
k[28]	0,4313	0,269	0,02461	0,1349	0,3721	1,099
k[29]	1,375	0,9691	0,08181	0,2098	1,121	3,927
k[30]	0,8328	0,5545	0,03308	0,1729	0,6958	2,252
k[31]	0,5861	0,4509	0,03301	0,1328	0,473	1,779
k[32]	0,9158	0,7109	0,05316	0,1362	0,7443	2,661
k[33]	1,088	0,7855	0,06106	0,2081	0,8652	3,15
k[34]	0,6846	0,5069	0,05773	0,16	0,5402	2,07
k[35]	0,7006	0,4508	0,03327	0,145	0,5953	1,842
k[36]	1,274	0,9482	0,08401	0,2537	1,009	3,933
k[37]	0,234	0,07926	0,006071	0,1162	0,221	0,4332
k[38]	0,8048	0,6774	0,03656	0,07512	0,624	2,608
lambda	0,987	0,1527	0,007997	0,742	0,9709	1,326
tau2	1,098	0,3255	0,01596	0,57	1,062	1,821

Hasil Konvergensi

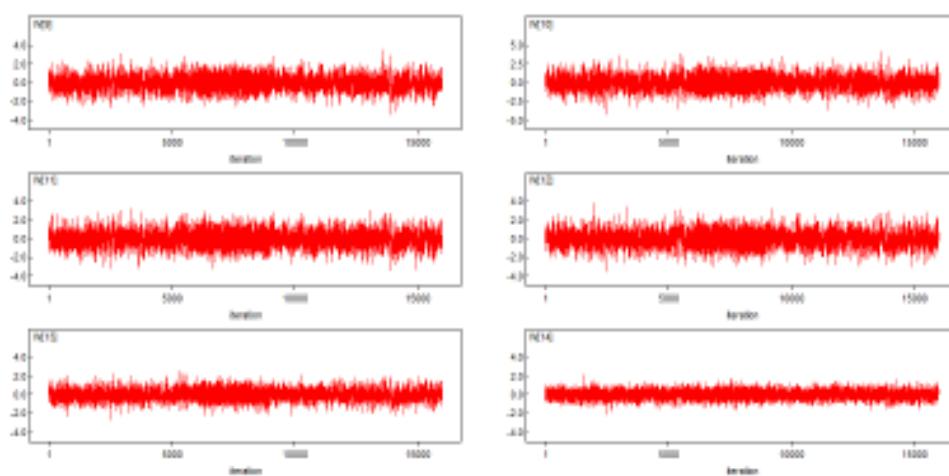
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 29. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Log Normal 3 Parameter tanpa Frailty

Nilai DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	7849,250	7813,430	35,824	7885,070
total	7849,250	7813,430	35,824	7885,070

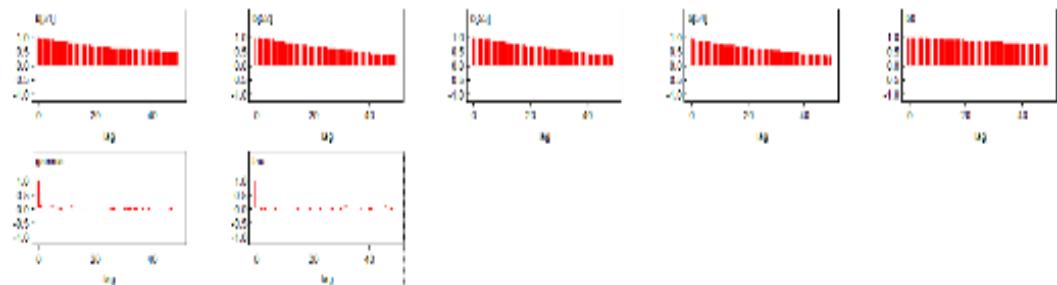
Nilai Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 12000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[1]	-1,243	0,6692	0,06223	-2,266	-1,365	0,6507
b[2]	-1,219	0,667	0,06205	-2,247	-1,342	0,669
b[3]	-0,5642	0,5063	0,04603	-1,554	-0,56	0,37
b[4]	-0,525	0,5022	0,04607	-1,502	-0,5215	0,3955
b[5]	-0,5386	0,5054	0,04566	-1,533	-0,5366	0,3841
b[6]	-0,7884	0,9188	0,08336	-2,158	-1,036	1,198
b[7]	-0,7987	0,9047	0,08457	-2,059	-1,109	1,145
b[8]	-0,7806	0,904	0,08453	-2,047	-1,091	1,168
b[9]	-0,7383	0,9038	0,08465	-1,999	-1,061	1,199
b[10]	-0,7878	0,9013	0,08432	-2,051	-1,101	1,14
b[11]	-0,4204	0,5808	0,05339	-1,495	-0,3835	0,6475
b[12]	-0,4488	0,5789	0,0533	-1,511	-0,413	0,6179
b[13]	-1,062	0,6668	0,06164	-2,081	-1,071	0,7562
b[14]	-1,001	0,6661	0,06175	-2,012	-1,022	0,8259
b[15]	-0,2672	0,5384	0,04899	-1,435	-0,2135	0,688
b[16]	-0,2739	0,538	0,04902	-1,456	-0,213	0,6729
b[17]	-0,2709	0,5391	0,04887	-1,441	-0,2063	0,6674
b[18]	1,258	2,079	0,1985	-2,815	1,386	4,474
b[19]	1,272	2,077	0,1982	-2,795	1,416	4,477
b[20]	0,1594	0,7108	0,06613	-1,54	0,2771	1,375
b[21]	0,1655	0,7084	0,06574	-1,53	0,2842	1,372
b[22]	0,1608	0,7103	0,06615	-1,539	0,2744	1,376
b[23]	0,01068	0,7144	0,06588	-1,674	0,1212	1,23
b[24]	-0,1154	0,6216	0,05742	-1,364	-0,1947	1,16
b[25]	-116,5	0,06375	0,001048	-116,6	-116,5	-116,4
b[26]	-0,1146	0,6286	0,05542	-1,358	-0,1597	1,177
b[27]	0,3094	0,7732	0,07208	-1,042	0,1727	1,951
b[28]	0,2947	0,7742	0,07229	-1,054	0,1549	1,926
b[29]	0,4808	0,6603	0,06113	-0,626	0,4397	1,738

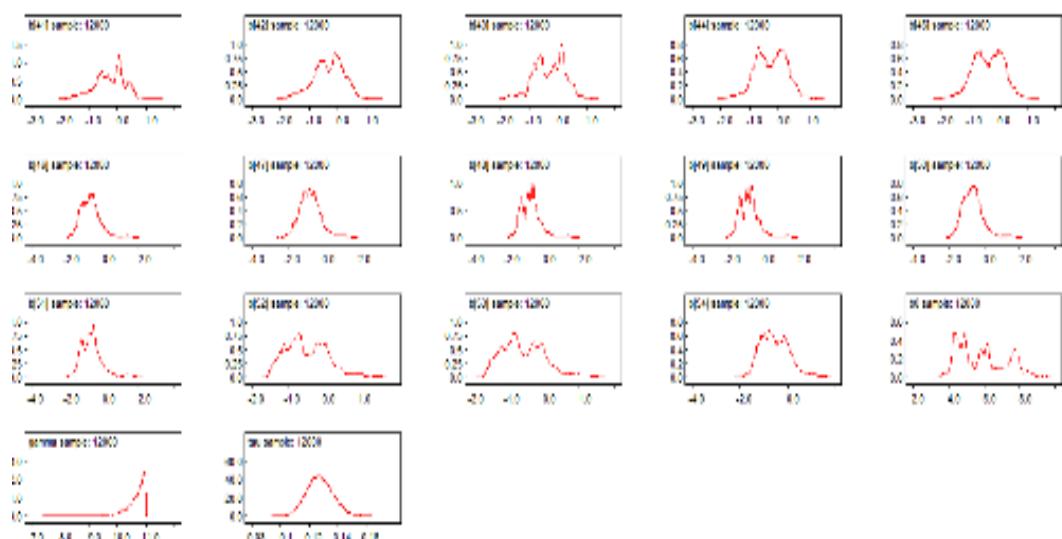
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[30]	0,5392	0,6605	0,06109	-0,5774	0,5032	1,806
b[31]	0,07004	0,617	0,05673	-1,294	0,157	1,139
b[32]	0,05407	0,619	0,05674	-1,312	0,1382	1,125
b[33]	0,008359	0,6193	0,05664	-1,368	0,0876	1,069
b[34]	0,1429	0,6173	0,05661	-1,226	0,2351	1,208
b[35]	-0,2251	0,5002	0,04542	-1,26	-0,2223	0,7034
b[36]	-0,1879	0,5012	0,04509	-1,226	-0,1822	0,7529
b[37]	-0,1694	0,5102	0,04455	-1,226	-0,1639	0,7992
b[38]	-0,1987	0,5098	0,04392	-1,276	-0,189	0,7791
b[39]	-0,2705	0,565	0,04095	-1,465	-0,2519	0,7814
b[40]	-0,02864	0,9897	0,01601	-1,982	-0,01308	1,875
b[41]	-0,2579	0,5446	0,05003	-1,459	-0,2236	0,6506
b[42]	-0,3122	0,5483	0,04957	-1,511	-0,2675	0,6096
b[43]	-0,2871	0,5403	0,04878	-1,396	-0,2579	0,6543
b[44]	-0,2492	0,5509	0,04885	-1,383	-0,2234	0,7352
b[45]	-0,3585	0,5473	0,04798	-1,468	-0,3454	0,6349
b[46]	-0,6633	0,6233	0,05604	-1,623	-0,7224	1,112
b[47]	-0,7005	0,6548	0,05463	-1,802	-0,7521	1,007
b[48]	-0,6835	0,6165	0,05685	-1,601	-0,7411	1,139
b[49]	-0,7737	0,6143	0,0567	-1,685	-0,8352	1,048
b[50]	-0,6047	0,63	0,05657	-1,592	-0,6617	1,152
b[51]	-0,6272	0,615	0,05627	-1,533	-0,6831	1,173
b[52]	-0,4452	0,5961	0,055	-1,386	-0,5332	0,9396
b[53]	-0,5516	0,5992	0,0552	-1,491	-0,6371	0,8377
b[54]	-0,521	0,6061	0,05358	-1,488	-0,5792	0,8573
b0	5,894	1,353	0,1285	4,1	5,774	8,517
gamma	10,62	0,4025	0,01068	9,519	10,74	10,99
tau	0,1276	0,009113	1,027E-4	0,1108	0,1273	0,146

Hasil Konvergensi

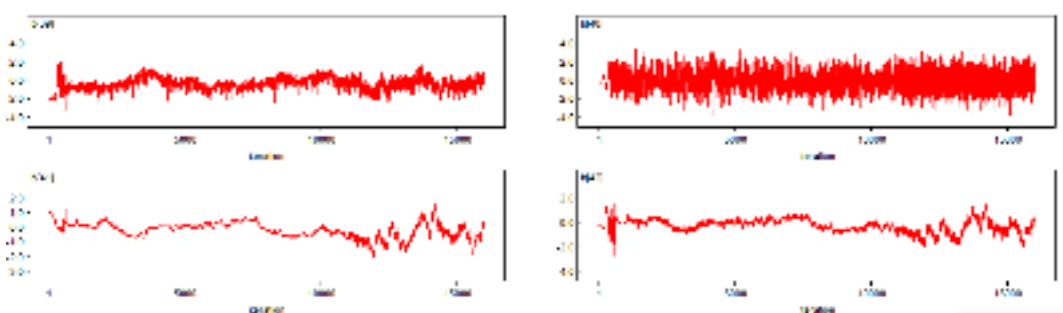
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 30. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Survival Distribusi Log Normal 3 Parameter dengan Frailty Normal.

Hasil DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	7849,810	7813,940	35,874	7885,690
total	7849,810	7813,940	35,874	7885,690

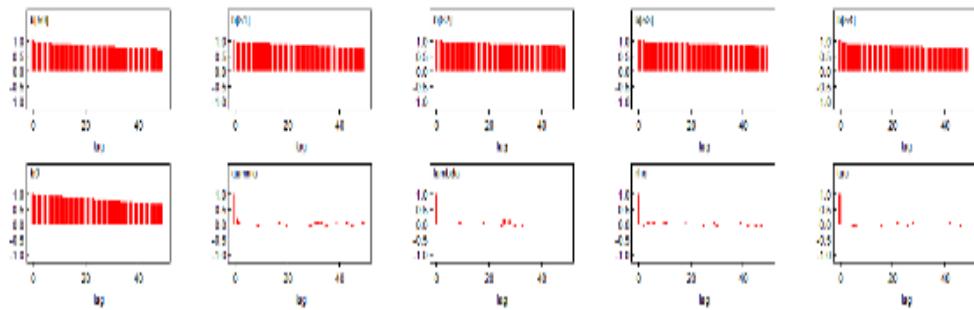
Hasil Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 12000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W	-0,03177	3,176	0,03045	-4,313	-0,03727	4,008
b[1]	-1,335	0,9188	0,08761	-2,754	-1,326	0,2357
b[2]	-1,313	0,9179	0,08754	-2,726	-1,308	0,2485
b[3]	-0,3022	0,7237	0,06864	-1,461	-0,1619	0,8197
b[4]	-0,2554	0,7254	0,0691	-1,41	-0,1201	0,8258
b[5]	-0,276	0,7212	0,06819	-1,427	-0,1409	0,8461
b[6]	-1,085	0,877	0,08087	-2,634	-1,032	0,3496
b[7]	-1,1	0,8515	0,08101	-2,61	-1,073	0,1852
b[8]	-1,08	0,8512	0,08102	-2,591	-1,055	0,1932
b[9]	-1,039	0,8498	0,08103	-2,538	-1,012	0,2178
b[10]	-1,088	0,8474	0,08071	-2,575	-1,067	0,1749
b[11]	1,069	0,4255	0,0399	0,4292	1,016	1,971
b[12]	1,042	0,4266	0,04015	0,4022	0,9836	1,949
b[13]	0,4017	0,429	0,04022	-0,3229	0,3636	1,183
b[14]	0,4537	0,429	0,0404	-0,2785	0,4245	1,228
b[15]	-0,06333	0,5159	0,04878	-1,133	-0,05224	0,7618
b[16]	-0,06981	0,5145	0,04873	-1,152	-0,05113	0,7613
b[17]	-0,06774	0,5148	0,04853	-1,117	-0,05347	0,768
b[18]	-3,607	0,7974	0,07585	-4,6	-3,829	-1,859
b[19]	-3,589	0,7972	0,07561	-4,597	-3,817	-1,855
b[20]	-0,562	0,5485	0,05196	-1,425	-0,6011	0,6614
b[21]	-0,5557	0,5503	0,05193	-1,402	-0,5899	0,6414
b[22]	-0,5608	0,5468	0,05187	-1,415	-0,5989	0,6509
b[23]	-0,7069	0,555	0,0518	-1,608	-0,7465	0,5037
b[24]	-0,4343	0,4454	0,04191	-1,394	-0,3935	0,3823
b[25]	-116,5	0,06237	0,001369	-116,6	-116,5	-116,4
b[26]	-0,4214	0,4701	0,04072	-1,345	-0,4084	0,4698
b[27]	0,4416	0,838	0,07979	-0,7434	0,2585	1,992

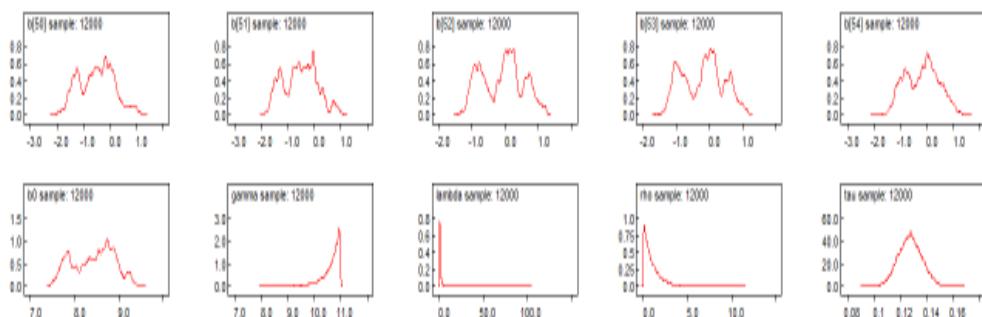
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[28]	0,4248	0,8347	0,07961	-0,7709	0,2574	1,99
b[29]	0,1464	0,4468	0,04195	-0,9233	0,1604	0,9147
b[30]	0,2095	0,4442	0,04162	-0,8849	0,225	0,9854
b[31]	-0,1275	0,4123	0,03872	-0,8685	-0,1463	0,7578
b[32]	-0,1442	0,4171	0,03889	-0,892	-0,1582	0,7503
b[33]	-0,1936	0,4224	0,03927	-0,9387	-0,2171	0,7304
b[34]	-0,05469	0,414	0,03867	-0,799	-0,07396	0,8356
b[35]	0,1386	0,4379	0,04123	-0,9631	0,1803	0,8803
b[36]	0,1632	0,4423	0,0412	-0,9493	0,203	0,9426
b[37]	0,1787	0,4534	0,04054	-0,9076	0,2184	0,95
b[38]	0,1521	0,4647	0,04084	-0,9558	0,2021	0,9687
b[39]	0,04011	0,5324	0,03733	-1,096	0,09806	0,9528
b[40]	-0,02815	0,9768	0,01745	-2,055	-0,0244	1,876
b[41]	-1,473	1,282	0,1225	-3,534	-1,315	0,575
b[42]	-1,511	1,27	0,121	-3,608	-1,305	0,5098
b[43]	0,8389	0,4692	0,04422	0,002538	0,8222	1,567
b[44]	0,8686	0,4816	0,0443	-0,02622	0,8861	1,639
b[45]	0,7475	0,4804	0,04348	-0,1658	0,7473	1,525
b[46]	-0,5722	0,6384	0,05914	-1,7	-0,5438	0,7104
b[47]	-0,6102	0,6793	0,05836	-1,888	-0,5861	0,687
b[48]	-0,5824	0,6372	0,0604	-1,647	-0,5623	0,7671
b[49]	-0,6739	0,635	0,06025	-1,741	-0,6504	0,6674
b[50]	-0,509	0,6509	0,06008	-1,623	-0,4732	0,8246
b[51]	-0,532	0,6336	0,05969	-1,618	-0,5153	0,7593
b[52]	-0,0818	0,6236	0,05923	-1,11	-3,077E-5	1,041
b[53]	-0,1872	0,6236	0,05914	-1,219	-0,1127	0,9288
b[54]	-0,1834	0,6253	0,05704	-1,263	-0,1272	0,9659
b0	8,438	0,4699	0,0444	7,618	8,511	9,263
gamma	10,62	0,3914	0,01168	9,512	10,75	10,99
lambda	1,763	2,457	0,02249	0,5213	1,208	6,321
rho	0,9992	1,006	0,009748	0,02503	0,6852	3,686
tau	0,1274	0,009026	1,159E-4	0,1103	0,1273	0,1455

Hasil Konvergensi

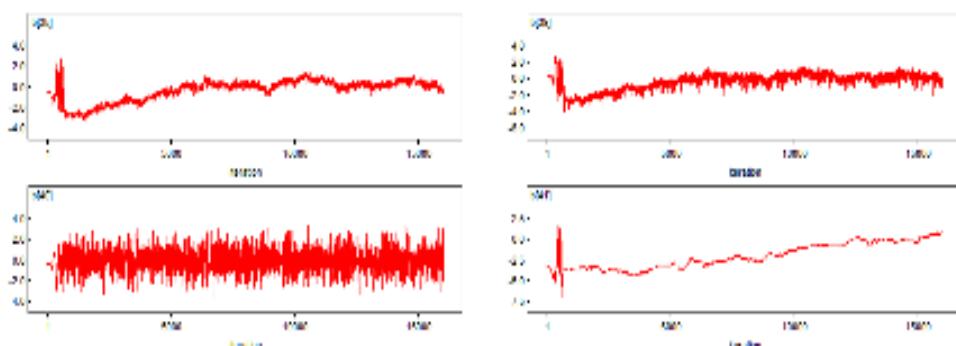
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 31. *Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Log Normal 3 Parameter dengan Frailty Normal*

Nilai DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	7543,690	7504,410	39,285	7582,980
total	7543,690	7504,410	39,285	7582,980

Parameter Spasial Survival dengan Start 4001 dan Sampel 12000

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W[1]	-2,713	0,8076	0,07724	-4,194	-2,56	-1,504
W[2]	-1,425	0,5098	0,04787	-2,326	-1,492	-0,4
W[3]	0,334	0,7448	0,07058	-0,7576	0,2535	1,542
W[4]	-0,2875	0,5543	0,05295	-1,122	-0,3474	0,5876
W[5]	-0,01685	1,144	0,01107	-2,29	-0,004849	2,234
W[6]	0,008497	1,146	0,01085	-2,259	0,01487	2,257
W[7]	0,007022	1,155	0,01114	-2,25	4,546E-4	2,315
W[8]	-0,005783	1,146	0,009829	-2,326	-2,661E-4	2,231
W[9]	7,703E-4	1,154	0,01059	-2,285	-0,002665	2,342
W[10]	-0,004923	1,142	0,01027	-2,264	-0,005575	2,268
W[11]	-0,006232	1,153	0,01038	-2,271	-0,002345	2,266
W[12]	0,009917	1,151	0,01118	-2,253	0,00164	2,277
W[13]	5,377E-5	1,153	0,0108	-2,307	2,817E-4	2,297
W[14]	-0,0121	1,137	0,01087	-2,26	-0,004257	2,245
W[15]	-0,008166	1,143	0,01011	-2,236	-0,02108	2,272
W[16]	0,005567	1,151	0,01172	-2,252	0,01396	2,274
W[17]	0,02599	1,158	0,01181	-2,23	0,01303	2,307
W[18]	-0,01919	1,15	0,01029	-2,322	-0,01256	2,258
W[19]	0,01785	1,155	0,0106	-2,284	0,0294	2,301
W[20]	0,007207	1,15	0,01027	-2,263	0,004001	2,269
W[21]	0,008997	1,146	0,01071	-2,23	-0,00161	2,31
W[22]	0,006723	1,141	0,01056	-2,236	-0,01075	2,303
W[23]	-0,0129	1,152	0,01049	-2,242	-0,01935	2,241
W[24]	0,004766	1,158	0,01099	-2,273	-0,006327	2,296
W[25]	-0,004129	1,145	0,009899	-2,284	-0,00747	2,237
W[26]	0,008601	1,163	0,009787	-2,286	-0,002869	2,289
W[27]	-0,008068	1,166	0,0103	-2,314	-0,01285	2,284
W[28]	0,001531	1,149	0,0104	-2,268	-0,01065	2,259
W[29]	0,001966	1,137	0,01037	-2,184	-0,003995	2,283

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
W[30]	0,02142	1,154	0,01031	-2,235	0,02883	2,345
W[31]	-0,01252	1,147	0,01067	-2,243	-0,01901	2,313
W[32]	-4,62E-4	1,141	0,008868	-2,23	0,00608	2,293
W[33]	0,002313	1,138	0,0106	-2,234	0,007719	2,27
W[34]	-0,004846	1,145	0,01142	-2,264	-0,002965	2,237
W[35]	-0,006217	1,149	0,009934	-2,274	-0,01133	2,255
W[36]	-0,01244	1,143	0,01125	-2,245	-0,01943	2,251
W[37]	0,001328	1,157	0,01041	-2,312	5,711E-4	2,238
W[38]	-0,008487	1,155	0,01034	-2,283	-0,01997	2,311
b[1]	-2,613	1,036	0,09905	-3,891	-3,052	-0,7085
b[2]	-1,203	0,4393	0,04195	-1,87	-1,13	-0,4559
b[3]	4,417	2,702	0,2585	0,8664	4,519	9,564
b[4]	0,07523	0,5564	0,05318	-0,7878	0,2665	0,9176
b[5]	1,644	1,698	0,15	-1,48	1,646	4,637
b[6]	0,2141	1,567	0,03001	-2,763	0,2156	3,268
b[7]	3,318	0,7027	0,0671	2,133	3,36	4,304
b[8]	2,173	0,3393	0,03177	1,559	2,105	2,844
b[9]	-2,988	2,024	0,1934	-5,775	-3,572	-0,2762
b[10]	0,8572	0,3308	0,03146	0,1448	0,817	1,493
b[11]	1,049	0,7959	0,07601	0,0884	0,7919	2,646
b[12]	0,9035	0,2741	0,0261	0,3299	1,001	1,22
b[13]	-1,436	0,2069	0,0195	-1,795	-1,48	-1,011
b[14]	-1,689	0,4875	0,04651	-2,539	-1,743	-0,9067
b[15]	-0,4701	0,5136	0,04843	-1,554	-0,3571	0,4361
b[16]	1,83	0,3216	0,03049	1,239	1,801	2,448
b[17]	0,9916	0,172	0,01622	0,6776	0,9976	1,286
b[18]	-1,52	0,3104	0,02959	-2,038	-1,648	-1,038
b[19]	0,4129	0,7211	0,06872	-0,6496	0,2129	1,689
b[20]	1,217	1,312	0,1255	-0,4008	1,217	3,524
b[21]	1,236	0,2689	0,02554	0,6727	1,288	1,709
b[22]	0,4203	0,5494	0,05242	-0,448	0,4574	1,252
b[23]	1,891	2,545	0,2121	-3,074	2,71	5,988
b[24]	0,32	0,2352	0,02234	-0,03914	0,3113	0,7802
b[25]	-116,5	0,06472	0,001342	-116,6	-116,5	-116,4
b[26]	0,07928	0,5357	0,0504	-0,8163	0,05319	1,072
b[27]	3,235	0,4697	0,04423	2,387	3,187	4,017
b[28]	0,3189	0,3864	0,0369	-0,2776	0,2909	0,8502
b[29]	4,021	0,3935	0,03752	3,483	3,925	4,871
b[30]	0,7205	0,3061	0,02911	-0,03395	0,7501	1,157
b[31]	-0,3424	0,2871	0,02723	-0,8466	-0,34	0,1621
b[32]	1,096	0,639	0,06104	0,1135	1,311	2,087

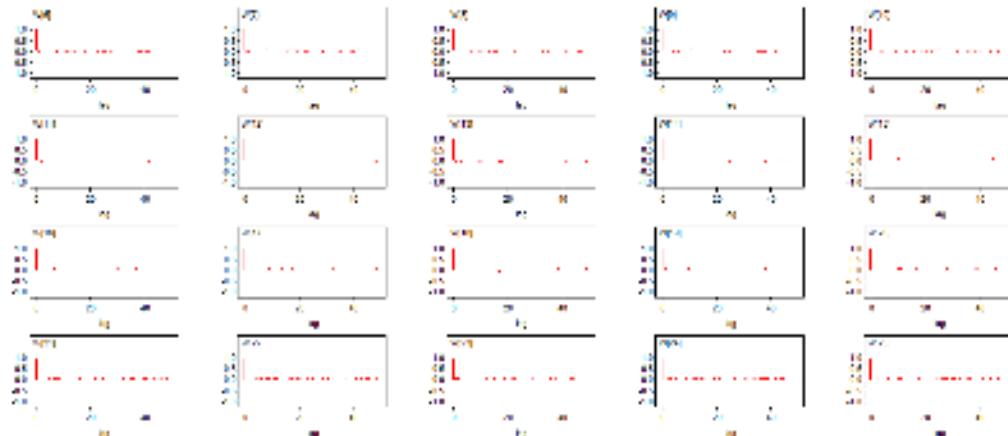
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
b[33]	5,12	1,363	0,1301	2,561	5,358	7,669
b[34]	0,8653	0,6204	0,05904	-0,5616	1,042	1,701
b[35]	-0,2216	0,2095	0,01975	-0,6605	-0,1899	0,07677
b[36]	2,049	0,2845	0,02705	1,535	2,063	2,541
b[37]	-0,4141	1,109	0,02371	-2,622	-0,3959	1,706
b[38]	0,05406	0,5418	0,05076	-0,8732	0,1226	1,002
b[39]	-0,02144	1,025	0,02228	-2,1	-0,04255	1,966
b[40]	-0,007805	0,994	0,02043	-2,014	-0,01969	2,023
b[41]	-2,37	0,4852	0,04637	-3,449	-2,272	-1,724
b[42]	-0,3269	0,4537	0,04213	-1,189	-0,3319	0,658
b[43]	-0,4338	0,2425	0,02307	-0,8356	-0,4712	-0,0089
b[44]	-2,538	0,4829	0,04572	-3,28	-2,559	-1,697
b[45]	0,6771	1,561	0,1135	-1,819	0,3756	3,791
b[46]	0,7956	0,8114	0,07698	-1,077	1,052	1,769
b[47]	-0,2868	1,587	0,03438	-3,397	-0,343	2,791
b[48]	0,3414	1,229	0,1175	-1,722	0,5677	2,284
b[49]	-0,3325	0,166	0,01558	-0,7412	-0,3291	-0,0051
b[50]	0,1164	1,979	0,0408	-3,935	0,2494	3,828
b[51]	-0,01858	1,006	0,02118	-2,037	-0,002827	1,879
b[52]	-1,005	0,681	0,06508	-1,881	-1,016	0,2178
b[53]	-0,07249	0,3239	0,03058	-0,7005	-0,08635	0,7358
b[54]	-0,1034	1,045	0,09643	-1,818	-0,2458	2,161
b0	1,91	0,365	0,03482	1,345	1,789	2,701
gamma[1]	52,74	2,311	0,2107	45,75	53,88	54,0
gamma[2]	2,692	31,44	0,6228	-58,58	2,525	65,11
gamma[3]	4,315	31,85	0,8124	-57,02	3,235	69,1
gamma[4]	-32,74	24,25	0,6807	-83,08	-30,35	7,1
gamma[5]	0,91	31,52	0,6748	-60,56	-0,09448	63,27
gamma[6]	-28,57	26,55	0,6636	-82,15	-26,93	20,06
gamma[7]	5,17	31,2	0,6842	-55,66	5,249	67,48
gamma[8]	13,49	32,22	0,6711	-48,29	13,36	78,36
gamma[9]	1,238	31,15	0,5048	-58,5	1,064	65,23
gamma[10]	-29,05	20,72	0,6113	-73,88	-26,65	4,529
gamma[11]	-20,18	18,24	1,658	-57,91	-19,6	12,41
gamma[12]	1,724	32,29	0,6303	-64,8	3,041	65,6
gamma[13]	2,337	30,5	0,6808	-57,29	2,223	62,81
gamma[14]	7,549	31,91	0,8116	-56,1	7,675	70,16
gamma[15]	6,736	30,95	0,6597	-55,75	7,335	66,39
gamma[16]	-8,18	30,28	0,7419	-68,3	-7,969	49,79
gamma[17]	2,26	31,41	0,5123	-58,98	2,438	62,99
gamma[18]	3,512	32,18	0,648	-61,29	4,324	64,35

node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
gamma[19]	-6,01	16,62	0,9246	-50,09	-0,6903	10,87
gamma[20]	26,81	26,16	1,8	-42,4	41,82	45,0
gamma[21]	0,8534	32,0	0,6201	-61,78	0,6077	63,05
gamma[22]	2,805	31,71	0,7097	-57,97	3,414	65,02
gamma[23]	4,65	31,75	0,6702	-59,26	4,561	65,65
gamma[24]	16,99	0,01833	0,001752	16,95	17,0	17,0
gamma[25]	0,4825	31,07	0,615	-59,71	0,3487	61,47
gamma[26]	1,03	31,41	0,7602	-61,04	1,53	61,06
gamma[27]	3,383	31,15	0,6713	-57,04	3,444	63,71
gamma[28]	-30,65	21,96	0,5461	-77,89	-28,73	7,061
gamma[29]	3,82	32,98	0,6969	-59,29	4,27	67,7
gamma[30]	0,2774	30,74	0,6262	-60,61	-0,04343	60,13
gamma[31]	-10,56	26,99	0,7029	-66,36	-10,05	38,14
gamma[32]	6,299	31,99	0,703	-57,94	7,575	67,8
gamma[33]	5,031	31,69	0,8049	-56,67	4,912	66,96
gamma[34]	-11,86	32,94	2,866	-76,0	-11,66	38,95
gamma[35]	-19,96	23,27	0,7428	-72,8	-16,71	14,43
gamma[36]	16,26	32,16	0,5737	-46,4	15,67	80,25
gamma[37]	-52,76	21,94	0,6085	-98,79	-51,28	-15,32
gamma[38]	1,241	31,48	0,623	-57,67	0,3142	63,22
lambda	1,135	0,1785	0,006974	0,8438	1,114	1,544
tau[1]	0,02777	0,007489	1,533E-4	0,01507	0,02713	0,04441
tau[2]	0,04013	0,02842	3,614E-4	0,004809	0,03353	0,1118
tau[3]	0,936	0,7678	0,02591	0,07804	0,7307	2,906
tau[4]	0,616	0,2856	0,005901	0,1951	0,5702	1,296
tau[5]	0,05537	0,04558	6,14E-4	0,003949	0,04347	0,1758
tau[6]	1,328	0,3445	0,005365	0,7517	1,296	2,106
tau[7]	0,5406	0,7575	0,05532	0,008387	0,05937	2,531
tau[8]	0,2411	0,6308	0,0538	0,009675	0,02965	2,377
tau[9]	0,03121	0,01999	2,545E-4	0,005003	0,02696	0,08156
tau[10]	0,827	0,2577	0,005683	0,4133	0,7999	1,407
tau[11]	0,6361	0,3323	0,01691	0,04837	0,5963	1,404
tau[12]	0,8489	0,7537	0,02625	0,05095	0,6259	2,859
tau[13]	0,7091	1,064	0,0697	0,007404	0,0945	3,655
tau[14]	0,8446	0,8881	0,06459	0,0106	0,6874	2,942
tau[15]	0,04112	0,02631	5,156E-4	0,007085	0,03544	0,1065
tau[16]	1,157	0,5455	0,007986	0,3497	1,074	2,448
tau[17]	1,69	0,9794	0,01327	0,3376	1,515	4,089
tau[18]	0,05921	0,04367	0,001065	0,006815	0,0482	0,1716
tau[19]	0,6277	0,5162	0,02503	0,06262	0,4911	1,962
tau[20]	0,1551	0,3	0,02166	0,00868	0,03683	1,092

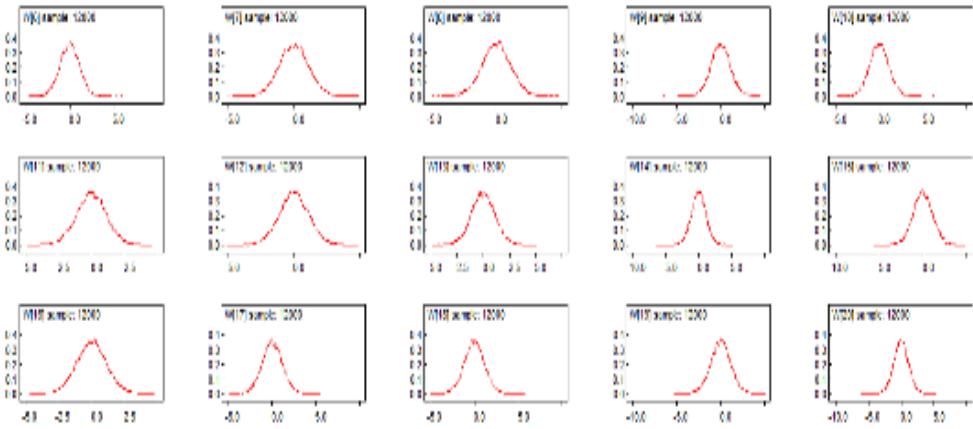
node	mean	sd	MC error	2,5%	median	97,5%
tau[21]	1,532	1,218	0,02566	0,1421	1,217	4,664
tau[22]	0,04263	0,02976	3,765E-4	0,00529	0,03612	0,1174
tau[23]	0,487	1,187	0,09564	0,00793	0,03421	4,196
tau[24]	0,09565	0,1054	0,009801	0,01493	0,02414	0,3056
tau[25]	0,05142	0,0422	4,998E-4	0,003626	0,04064	0,1591
tau[26]	1,074	0,5183	0,01263	0,3088	0,9911	2,31
tau[27]	1,462	1,229	0,02579	0,06971	1,146	4,63
tau[28]	0,937	0,3107	0,005783	0,4348	0,8982	1,644
tau[29]	0,8238	0,6246	0,01842	0,08135	0,6715	2,388
tau[30]	0,854	0,5128	0,007829	0,1636	0,751	2,133
tau[31]	0,6887	0,3864	0,006704	0,1552	0,6174	1,627
tau[32]	0,0692	0,07708	0,004596	0,00646	0,04756	0,2909
tau[33]	0,9577	0,5398	0,009072	0,2189	0,8548	2,253
tau[34]	0,6223	0,4392	0,03109	0,01728	0,6133	1,578
tau[35]	0,5531	0,3817	0,01089	0,09168	0,4623	1,53
tau[36]	0,02912	0,01323	1,714E-4	0,00907	0,02722	0,06032
tau[37]	1,439	0,2525	0,005086	1,001	1,419	1,985
tau[38]	0,9038	0,9916	0,04325	0,02	0,5694	3,57
tau2	0,8333	0,2532	0,009588	0,4197	0,8057	1,405

Hasil Konvergensi

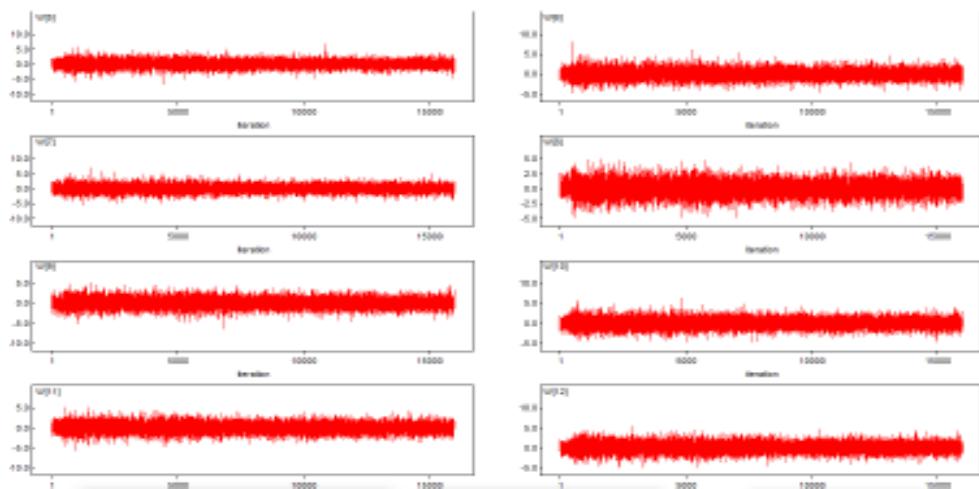
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density



❖ History Kernel



Lampiran 32. Output WinBuGS Pada Estimasi Parameter Spasial Survival Distribusi Log Normal 3 Parameter dengan Frailty CAR

Nilai DIC

Dbar = post.mean of -2logL; Dhat = -2LogL at post.mean of stochastic nodes

	Dbar	Dhat	pD	DIC
obs,t	8678,830	8531,410	147,418	8826,240
total	8678,830	8531,410	147,418	8826,240

Nilai Parameter dengan Start 4001 dan Sampel 10000

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%
W[1]	5,885	15,35	1,331	-8,004	1,211	51,2
W[2]	-0,03732	9,605	0,4175	-18,91	-0,03345	16,94
W[3]	0,1242	10,31	0,4393	-18,43	-0,02602	18,51
W[4]	-2,179	8,258	0,4424	-24,21	-0,2576	8,449
W[5]	-0,8686	9,396	0,2392	-20,63	-0,1469	15,34
W[6]	-0,6297	7,173	0,2254	-16,28	-0,1042	10,99
W[7]	-0,2208	7,756	0,1335	-13,6	-0,06238	12,9
W[8]	0,3405	11,59	0,2798	-18,03	0,007682	22,04
W[9]	0,6577	14,4	0,4954	-21,27	0,06844	27,49
W[10]	0,8889	17,18	0,5896	-26,33	0,1015	35,41
W[11]	0,7009	15,94	0,5253	-23,56	0,07165	30,2
W[12]	0,7422	15,98	0,5489	-24,45	0,08668	29,59
W[13]	0,5177	11,17	0,3897	-17,29	0,0152	23,48
W[14]	0,1579	8,082	0,1446	-13,88	-0,00367	16,09
W[15]	0,04196	8,274	0,1604	-14,65	-0,01015	15,17
W[16]	-0,0354	7,33	0,1344	-13,75	-0,02533	13,51
W[17]	-0,1634	7,06	0,1312	-13,87	-0,04709	12,83
W[18]	-0,3998	8,028	0,1914	-16,67	-0,09217	13,46
W[19]	-0,3386	8,777	0,204	-17,7	-0,08404	14,91
W[20]	-0,1104	12,74	0,254	-22,16	-0,06374	22,35
W[21]	-0,1273	13,12	0,2594	-23,02	-0,04998	22,98
W[22]	-0,08449	9,979	0,151	-18,22	-0,04667	17,91
W[23]	-0,0305	15,63	0,1832	-28,93	-0,04881	28,62
W[24]	-0,1095	7,71	0,1424	-14,87	-0,02479	13,75
W[25]	-0,2155	9,287	0,1975	-18,35	0,008843	15,43
W[26]	-0,3728	14,83	0,3515	-29,79	-0,006343	24,68
W[27]	-0,5156	22,47	0,6337	-44,61	0,07217	38,38
W[28]	-0,5428	28,72	0,8694	-56	0,1342	48,69
W[29]	-0,3636	33,85	0,9334	-68,45	0,1472	60,55
W[30]	-0,8026	10,79	0,2557	-22,81	-0,1245	16,95

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%
W[31]	-1,503	12,86	0,374	-28,75	-0,198	18,01
W[32]	-0,2216	13,52	0,1516	-23,57	-0,08533	22,43
W[33]	0,2695	13,53	0,2775	-22,72	0,01284	26,54
W[34]	0,2164	14,6	0,1758	-25,22	-0,00901	27,94
W[35]	0,0107	9,439	0,1217	-18,27	-0,02406	17,47
W[36]	-0,1602	16,48	0,3362	-26,21	-0,07324	27,32
W[37]	-0,2097	11,67	0,206	-21,84	-0,01036	20,72
W[38]	-0,3114	8,259	0,1498	-17,37	-0,05528	14,48
b[1]	-131,9	22,73	2,252	-173,6	-138,2	-87,12
b[2]	-131	27,53	2,741	-189,7	-123,1	-92,78
b[3]	-4,715	5,818	0,5158	-18,89	-3,865	4,935
b[4]	-43,52	18,89	1,889	-74,88	-41,11	-6,357
b[5]	-0,8394	2,785	0,2218	-7,521	-0,5117	3,614
b[6]	0,1481	1,848	0,0544	-3,013	0,1624	3,279
b[7]	-3,418	5,902	0,5282	-17,28	-2,128	5,267
b[8]	0,4336	3,462	0,1519	-6,236	0,3459	7,393
b[9]	-4,126	7,324	0,7005	-18,73	-5,242	12,79
b[10]	-3,337	6,25	0,5975	-16,75	-3,162	6,976
b[11]	2,99	6,882	0,6224	-7,92	1,671	21,55
b[12]	-1,384	4,959	0,4861	-9,978	-0,3683	5,63
b[13]	-0,4915	6,544	0,6489	-12,86	-2,295	9,786
b[14]	-1,596	7,653	0,7335	-18,41	0,01151	10,39
b[15]	0,1114	1,513	0,05427	-1,956	0,02236	2,251
b[16]	7,069	5,119	0,4942	-0,7931	5,882	17,42
b[17]	6,425	4,236	0,4053	-1,731	7,323	14,04
b[18]	9,243	8,746	0,8724	-3,393	6,499	23,88
b[19]	16,35	8,567	0,8504	-0,5944	18,13	31,93
b[20]	5,5	6,12	0,571	-6,039	6,587	15,91
b[21]	0,03579	1,063	0,03139	-1,997	0,08155	1,985
b[22]	11,03	5,671	0,5635	-0,9149	12,02	22,52
b[23]	0,006866	1,75	0,03703	-3,324	0,01528	3,358
b[24]	5,73	3,103	0,3083	-2,568	5,99	10,48
b[25]	-116,5	0,08898	0,003003	-116,6	-116,5	-116,4
b[26]	-0,00947	1,048	0,02412	-1,992	-0,01874	1,939
b[27]	0,378	3,508	0,0849	-5,757	0,301	6,994
b[28]	7,195	3,831	0,3823	-1,225	8,235	14,37
b[29]	33,34	10,79	1,084	15,21	33,92	52,4
b[30]	2,632	3,388	0,3216	-1,682	2,113	10,84
b[31]	10,33	5,797	0,5738	-3,776	10,49	21,5
b[32]	0,1092	3,236	0,1272	-6,015	0,03594	6,376
b[33]	-0,2693	2,962	0,1048	-5,455	-0,3963	6,113

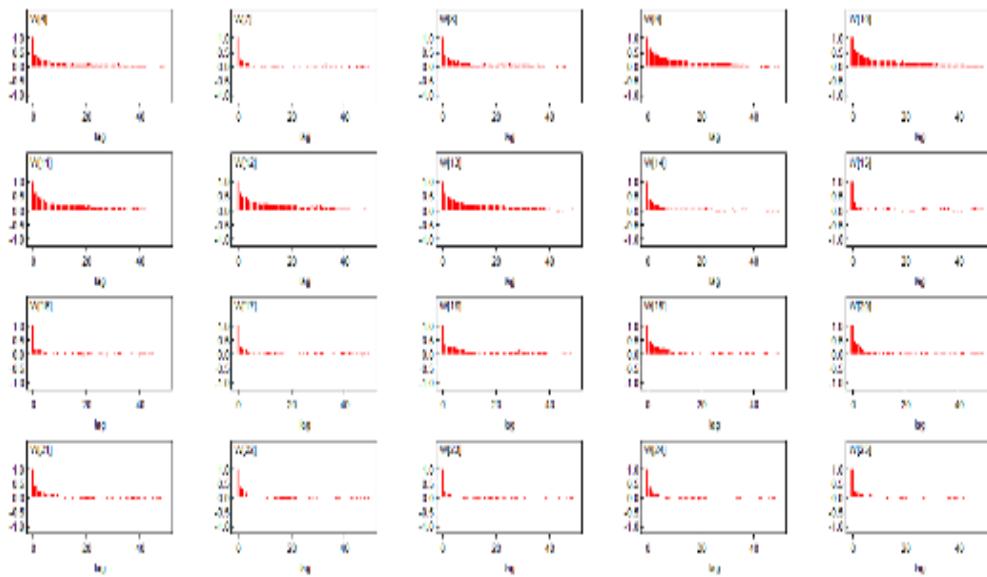
node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%
b[34]	7,56	5,457	0,5417	-1,23	8,101	16,67
b[35]	7,303	4,555	0,455	-3,695	7,928	14,19
b[36]	3,36	3,066	0,2825	-1,903	3,377	9,648
b[37]	-0,4227	1,14	0,02335	-2,549	-0,4278	1,764
b[38]	-0,1441	1,319	0,05816	-2,499	-0,2001	2,53
b[39]	-0,05093	1,129	0,02981	-2,112	-0,01055	2,037
b[40]	0,009963	1,163	0,03227	-2,055	0,01996	1,943
b[41]	14,73	4,04	0,4046	8,011	14,48	23,4
b[42]	0,02909	1,215	0,03684	-1,993	-0,01597	2,086
b[43]	17,06	2,87	0,2874	12,41	16,26	22,46
b[44]	0,6161	2,272	0,08495	-3,414	0,3973	5,515
b[45]	-0,02278	1,11	0,02849	-1,955	-0,01963	1,966
b[46]	-0,2947	1,949	0,04537	-4,094	-0,3106	3,44
b[47]	-0,3167	1,562	0,03341	-3,344	-0,2475	2,504
b[48]	0,1079	3,045	0,1315	-5,26	-0,008873	6,58
b[49]	17,56	3,818	0,3832	10,18	17,82	24,2
b[50]	0,1607	2,257	0,05672	-3,812	0,1398	4,207
b[51]	0,0606	1,13	0,0323	-1,992	0,0449	1,994
b[52]	3,644	3,42	0,2841	-2,901	3,665	10,34
b[53]	17,85	2,185	0,2182	13,78	17,93	23,08
b[54]	-0,03565	1,03	0,02446	-2,007	-0,05332	1,88
b0	11,49	2,076	0,2073	7,58	11,8	14,85
gamma[1]	4,729	3,926	0,1063	-1,426	4,839	11,23
gamma[2]	3,803	3,235	0,07268	-2,471	3,789	10,11
gamma[3]	3,364	8,641	0,512	-2,951	3,862	10,53
gamma[4]	3,894	6,331	0,2738	-4,304	4,369	12,37
gamma[5]	3,684	3,586	0,09539	-2,479	3,735	10,32
gamma[6]	4,412	4,723	0,2044	-2,073	4,587	11,01
gamma[7]	3,854	4,692	0,1448	-2,405	4,026	10,08
gamma[8]	3,837	3,879	0,08753	-2,483	3,967	10,01
gamma[9]	3,84	3,147	0,0679	-2,454	3,892	9,963
gamma[10]	6,756	7,05	0,4198	-4,199	7,754	12,97
gamma[11]	6,055	3,739	0,09812	-1,263	5,929	12,91
gamma[12]	3,474	5,115	0,1632	-2,755	3,641	9,903
gamma[13]	3,906	3,271	0,06711	-2,182	3,931	10,3
gamma[14]	3,492	4,61	0,1394	-2,84	3,669	9,739
gamma[15]	3,884	3,693	0,1019	-2,874	3,986	10,18
gamma[16]	3,874	4,347	0,1638	-3,322	4,119	10,77
gamma[17]	3,922	4,287	0,1715	-2,878	4,132	10,39
gamma[18]	3,798	3,645	0,101	-2,702	3,817	10,17
gamma[19]	7,442	3,234	0,1151	0,2803	8,042	10,98

node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%
gamma[20]	4,007	3,604	0,09191	-2,288	4,033	10,29
gamma[21]	3,884	3,362	0,06204	-2,592	3,904	10,31
gamma[22]	3,231	7,608	0,3857	-3,194	3,858	10,06
gamma[23]	3,837	4,175	0,1424	-2,44	3,927	10,28
gamma[24]	3,678	8,459	0,5174	-9,533	3,173	17
gamma[25]	3,434	4,812	0,2195	-3,157	3,708	10,07
gamma[26]	3,83	4,32	0,1595	-2,64	4,021	10,13
gamma[27]	3,903	3,128	0,06352	-2,26	3,858	9,852
gamma[28]	5,619	3,376	0,07607	-0,6775	5,538	12,39
gamma[29]	3,974	3,088	0,07096	-2,162	3,907	9,86
gamma[30]	3,988	3,19	0,07078	-2,31	4	10,3
gamma[31]	4,26	3,248	0,06328	-2,294	4,327	10,61
gamma[32]	3,859	3,244	0,07226	-2,571	3,896	9,983
gamma[33]	4,249	3,211	0,07683	-2,059	4,408	10,29
gamma[34]	4,118	3,466	0,07705	-2,331	4,104	10,5
gamma[35]	4,967	3,408	0,08018	-1,448	4,885	11,96
gamma[36]	3,989	3,221	0,06391	-2,406	3,908	10,21
gamma[37]	10,31	3,609	0,1933	2,239	11,06	13,99
gamma[38]	3,918	3,153	0,07994	-2,168	3,9	10,04
lambda	10,65	16,72	1,442	0,6422	4,287	58,76
tau[1]	0,03078	0,02553	4,53E-04	0,01714	0,02949	0,04685
tau[2]	0,07822	0,03938	4,79E-04	0,02171	0,07187	0,1677
tau[3]	0,1656	0,1913	0,009923	0,03068	0,1112	0,7706
tau[4]	0,2408	0,1898	0,009791	0,0141	0,2223	0,6529
tau[5]	0,1609	0,1757	0,01067	0,03064	0,1173	0,6897
tau[6]	0,02586	0,04271	0,001299	0,01497	0,02392	0,03622
tau[7]	0,05585	0,04923	0,001043	0,01761	0,0507	0,1113
tau[8]	0,04747	0,1688	0,003756	0,01476	0,03502	0,0751
tau[9]	0,05677	0,02604	3,21E-04	0,01803	0,05277	0,1183
tau[10]	0,17	0,2365	0,01728	0,01777	0,03665	0,7342
tau[11]	0,03914	0,01394	1,46E-04	0,01651	0,0377	0,07049
tau[12]	0,08785	0,08334	0,002294	0,02197	0,07697	0,1965
tau[13]	0,0838	0,04223	5,23E-04	0,02385	0,07778	0,1825
tau[14]	0,4308	0,4698	0,02847	0,01887	0,2692	1,562
tau[15]	0,06906	0,03488	4,88E-04	0,02081	0,06393	0,1459
tau[16]	0,04618	0,1096	0,004421	0,01377	0,03334	0,08563
tau[17]	0,08412	0,2036	0,01111	0,0136	0,042	0,6724
tau[18]	0,09012	0,0435	4,92E-04	0,02563	0,08325	0,1895
tau[19]	0,1138	0,1175	0,001536	0,03906	0,1057	0,2209
tau[20]	0,05441	0,038	5,66E-04	0,01859	0,05069	0,1073
tau[21]	0,06584	0,04567	0,001003	0,01807	0,05923	0,1425

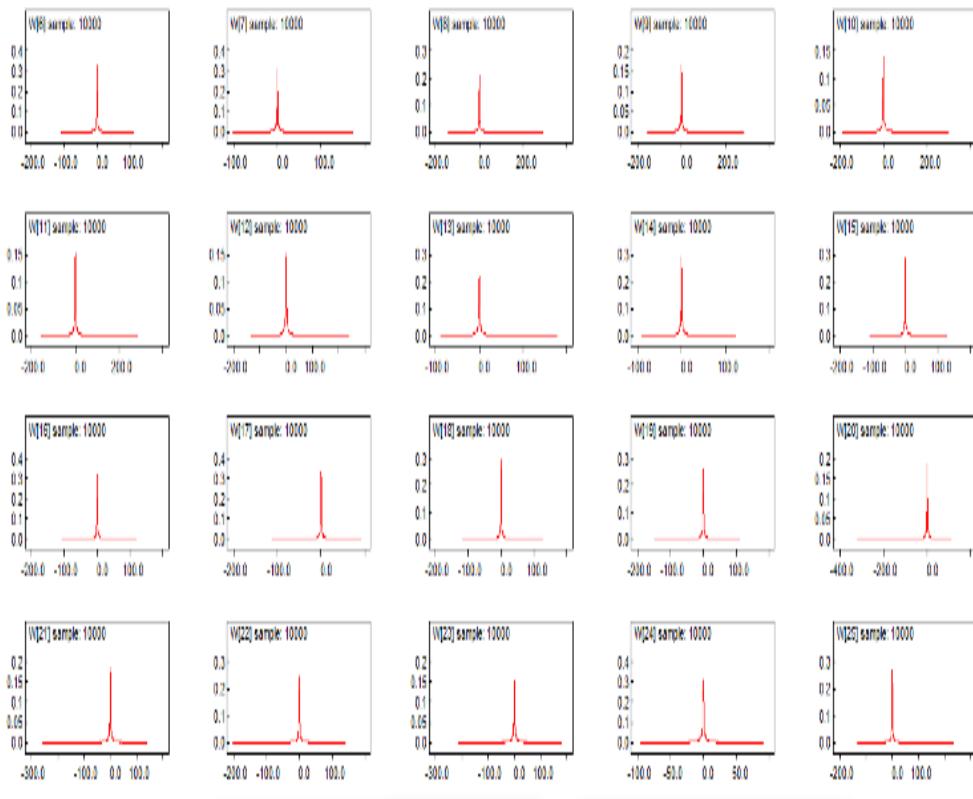
node	mean	sd	MC error	2.5%	median	97.5%
tau[22]	0,1478	0,2257	0,01262	0,02215	0,08576	0,8704
tau[23]	0,04615	0,07905	7,43E-04	0,0161	0,04275	0,09018
tau[24]	0,4767	0,3083	0,02142	0,0176	0,5591	0,9379
tau[25]	0,1675	0,1999	0,01129	0,02568	0,1134	0,8047
tau[26]	0,3394	0,4046	0,02374	0,01591	0,1254	1,356
tau[27]	0,08886	0,04287	5,02E-04	0,02624	0,08193	0,1905
tau[28]	0,03081	0,0186	3,66E-04	0,01693	0,0296	0,04768
tau[29]	0,08871	0,1144	0,005574	0,02211	0,06726	0,3652
tau[30]	0,04826	0,04187	7,38E-04	0,0174	0,04453	0,09364
tau[31]	0,04483	0,04804	0,001065	0,01658	0,03993	0,08274
tau[32]	0,1355	0,1652	0,008144	0,02527	0,09143	0,6669
tau[33]	0,09324	0,174	0,01084	0,02035	0,05355	0,6653
tau[34]	0,08027	0,1649	0,008954	0,0142	0,03451	0,6016
tau[35]	0,06711	0,05913	0,002358	0,02069	0,05727	0,1632
tau[36]	0,04106	0,01702	1,91E-04	0,0168	0,03921	0,07457
tau[37]	0,02473	0,003326	3,34E-05	0,01856	0,02459	0,03165
tau[38]	0,1686	0,1732	0,00947	0,03479	0,1243	0,7271
tau2	0,3676	0,6906	0,0561	2,90E-04	0,05456	2,427

Hasil Konvergensi

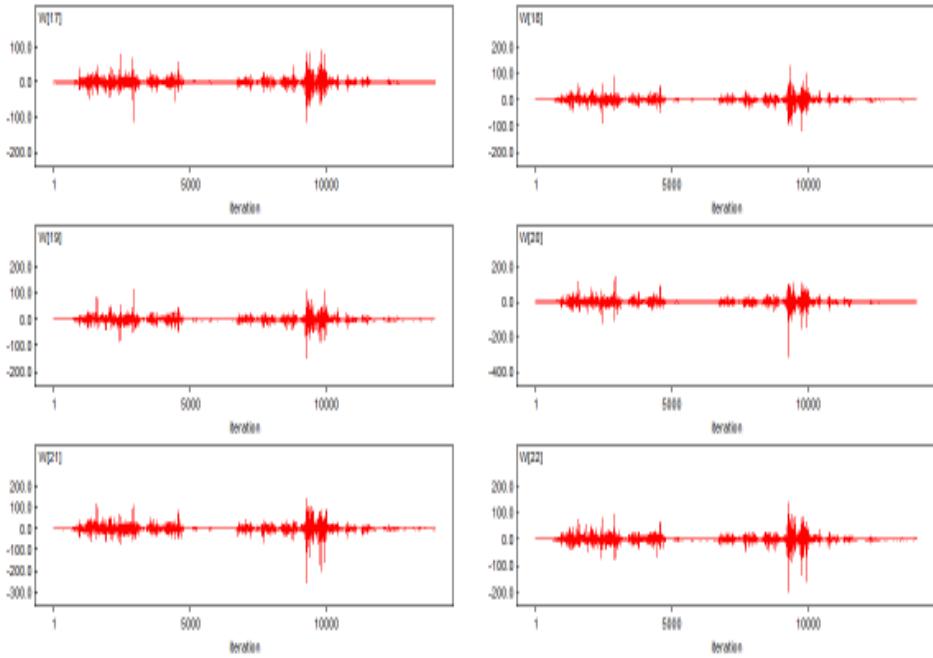
❖ Hasil Autocorrelation Function



❖ Hasil Density

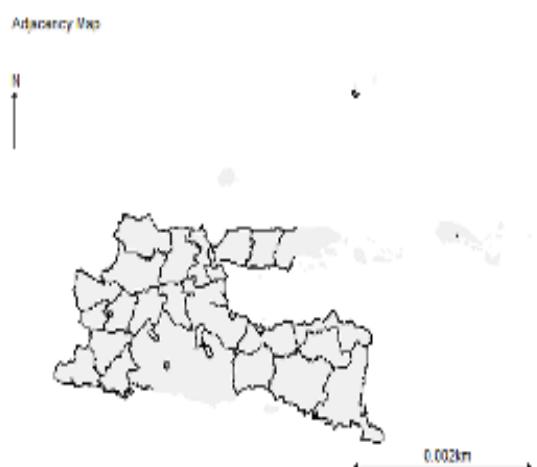


❖ History Kernel

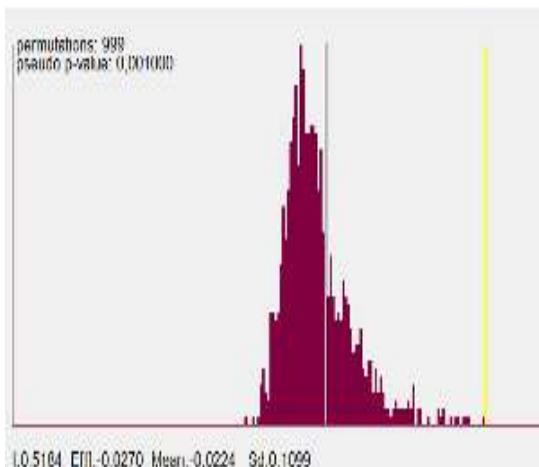
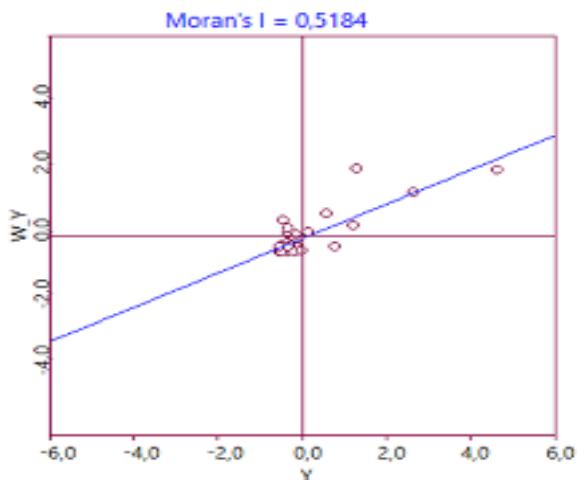


Lampiran 33. Susunan *Adjacent* Dengan Pembobot *Queen Contiguity* Berdasarkan Kota/Kabupaten di Jawa Timur

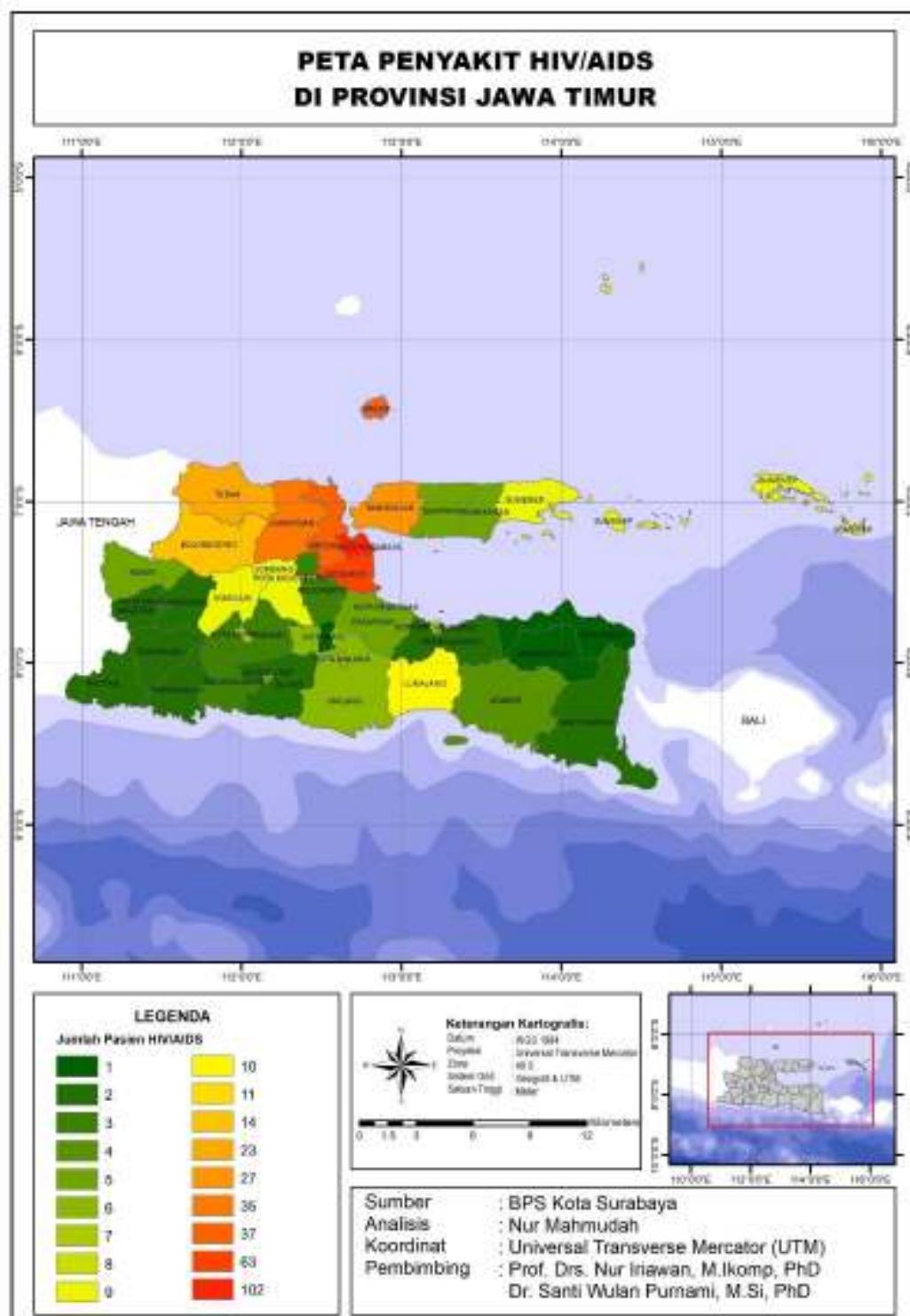
```
list( num = c(2, 7, 6, 8, 6, 12, 9, 5, 5, 3,
4, 4, 7, 9, 8, 9, 10, 9, 9, 4,
4, 6, 2, 9, 7, 3, 2, 2, 1, 4,
3, 3, 3, 2, 5, 3, 4, 7
),
adj = c(
3, 2,
20, 19, 18, 6, 4, 3, 1,
19, 18, 6, 4, 2, 1,
31, 30, 19, 18, 6, 5, 3, 2,
38, 31, 30, 7, 6, 4,
38, 31, 30, 19, 18, 17, 16, 7, 5, 4, 3, 2,
38, 32, 17, 16, 14, 13, 8, 6, 5,
33, 14, 13, 9, 7,
13, 12, 11, 10, 8,
12, 11, 9,
13, 12, 10, 9,
13, 11, 10, 9,
33, 14, 12, 11, 9, 8, 7,
38, 34, 33, 32, 16, 15, 13, 8, 7,
37, 35, 34, 25, 24, 17, 16, 14,
38, 35, 25, 24, 17, 15, 14, 7, 6,
38, 35, 25, 24, 22, 18, 16, 15, 7, 6,
30, 24, 22, 19, 17, 6, 4, 3, 2,
36, 22, 21, 20, 18, 6, 4, 3, 2,
36, 21, 19, 2,
36, 22, 20, 19,
24, 23, 21, 19, 18, 17,
24, 22,
37, 35, 25, 23, 22, 18, 17, 16, 15,
37, 35, 26, 24, 17, 16, 15,
37, 27, 25,
28, 26,
29, 27,
28,
18, 6, 5, 4,
6, 5, 4,
38, 14, 7,
14, 13, 8,
15, 14,
25, 24, 17, 16, 15,
21, 20, 19,
26, 25, 24, 15,
32, 17, 16, 14, 7, 6, 5
),
sumNumNeigh = 206)
```



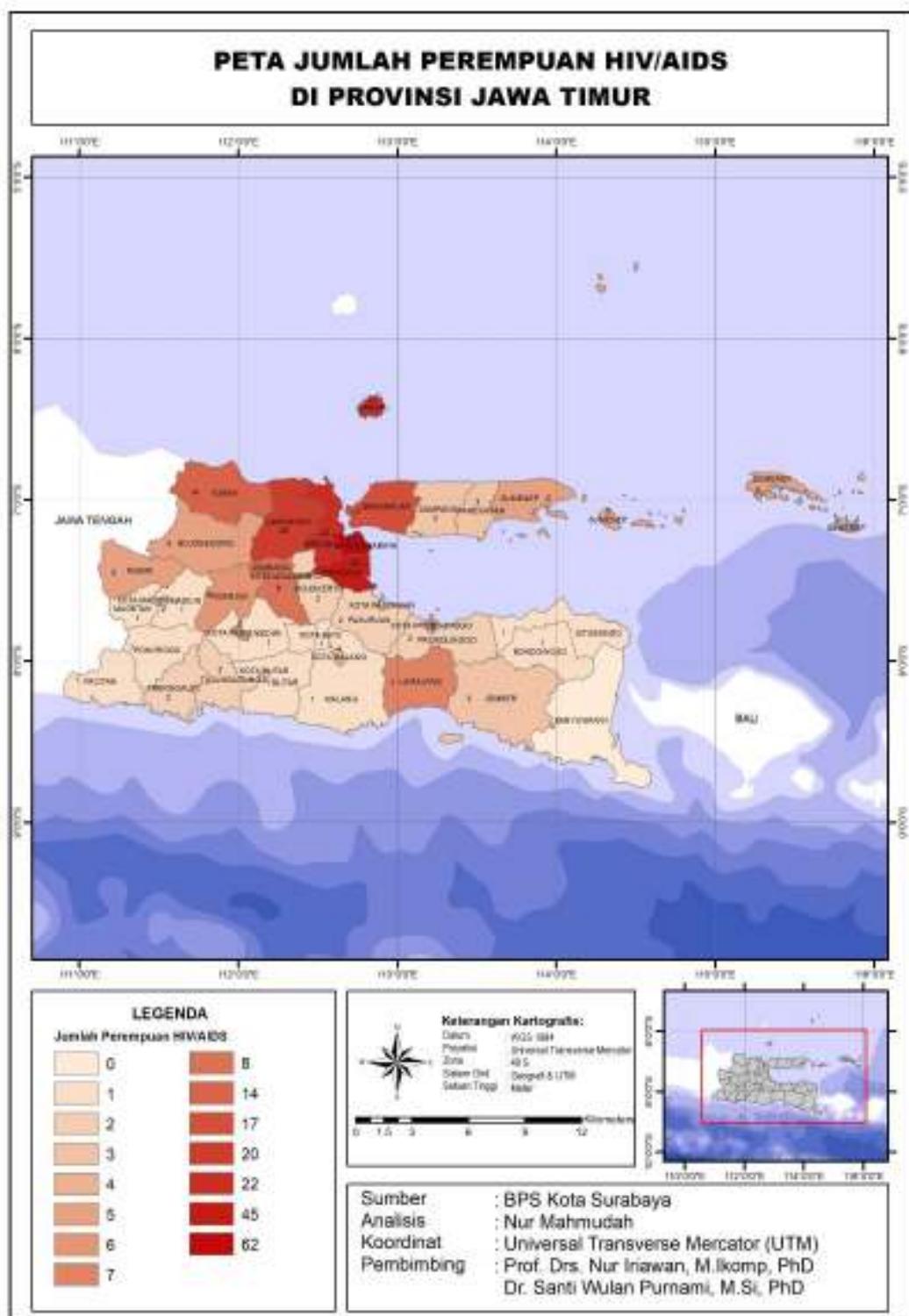
Lampiran 34. Autokorelasi Spasial



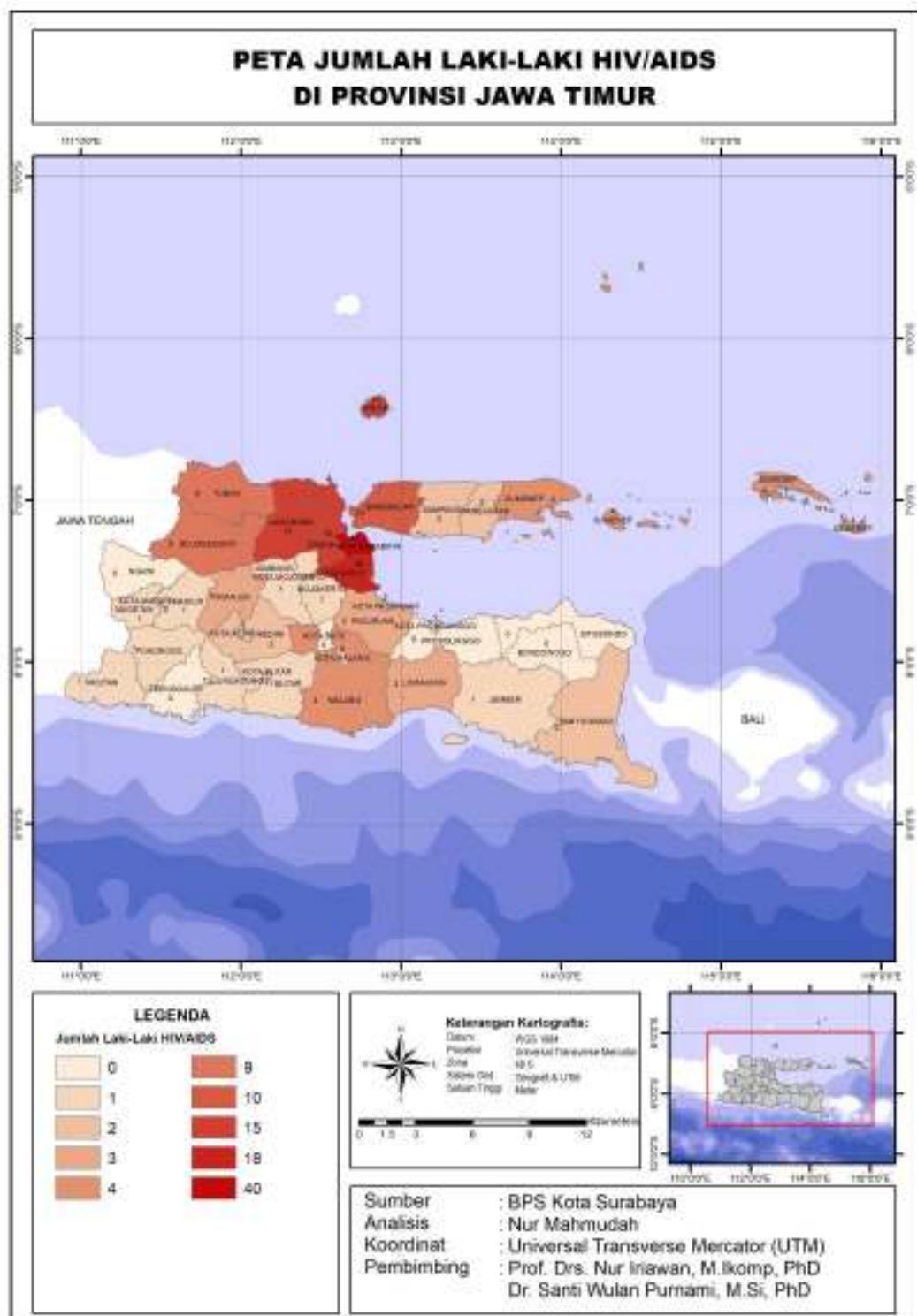
Lampiran 35. Peta Penyebaran Berdasarkan Jumlah Penderita Perawatan HIV/AIDS di Jawa Timur



Lampiran 36. Peta Penyebaran Berdasarkan Jumlah Penderita Perawatan HIV/AIDS yang berjenis kelamin Perempuan



Lampiran 37. Peta Penyebaran Berdasarkan Jumlah Penderita Perawatan HIV/AIDS yang berjenis kelamin Laki-laki



BIOGRAFI PENULIS

“Nur Mahmudah” nama lengkap penulis, dengan sapaan akrab Nurma, Ma, Nuy, Nur, Udah atau Mahmud, lahir di Tuban pada tanggal 05 Mei 1992. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara. Pendidikan Formal yang pernah di tempuh penulis MI Muniroh Kujung (Tahun 1998–2004), MTS Darul Ulum Widang (Tahun 2004– 2007), dan SMAN 1 Widang Tuban (Tahun 2007–2010), kemudian melanjutkan jenjang Sarjana Jurusan Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Brawijaya Malang dengan Beasiswa Bidik Misi (Tahun 2010–2014). Setelah itu penulis bekerja di salah satu kantor Data Analysis di Kota Malang FNI Statistik (2014-2015) sebagai Konsultan Statistik. Penulis melanjutkan ke jenjang Magister Statistika ITS pada tahun 2016 dengan Beasiswa LPDP (Lembaga Pengelola Dana Pendidikan). Selama Kuliah penulis menekuni bidang Time Series, Spasial, Survival dan Bayesian. Penulis mempunyai prinsip dalam hidup, yaitu “*Do The Best, Let God Do The Rest*”. Segala kritik dan saran yang membangun dapat dikirimkan melalui email penulis yaitu : [Mu-dah15@gmail.com](mailto:NurMahmudah15@gmail.com).