



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN
FRAILTY BERDISTRIBUSI *CONDITIONALLY*
AUTOREGRESSIVE (CAR) PADA KEJADIAN DEMAM
BERDARAH *DENGUE* DENGAN PENDEKATAN
BAYESIAN**

**NI LUH PUTU IKA CANDRAWENGI
NRP 062116 4000 0121**

**Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D
Irhamah, M.Si., Ph.D**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020**



TUGAS AKHIR - KS184822

**PEMODELAN *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN
FRAILTY BERDISTRIBUSI *CONDITIONALLY*
AUTOREGRESSIVE (CAR) PADA KEJADIAN
DEMAM BERDARAH *DENGUE* DENGAN
PENDEKATAN BAYESIAN**

**NI LUH PUTU IKA CANDRAWENGI
NRP 062116 4000 0121**

**Dosen Pembimbing
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D
Irhamah, M.Si., Ph.D**

**Program Studi Sarjana
Departemen Statistika
Fakultas Sains Dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
SURABAYA 2020**

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



FINAL PROJECT - KS184822

***SURVIVAL* SPATIAL MODELLING WITH
CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE
DISTRIBUTION FRAILITY IN DENGUE
HEMORRHAGIC FEVER CASE USING BAYESIAN
APPROACH**

**NI LUH PUTU IKA CANDRAWENGI
NRP 062116 4000 0121**

**Supervisor
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D
Irhamah, M.Si., Ph.D**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTHICS
INSTITUTE TECHNOLOGY OF SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020**

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN *FRAILTY* BERDISTRIBUSI *CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE* (CAR) PADA KEJADIAN DEMAM BERDARAH DENGUE DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN

TUGAS AKHIR

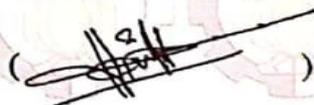
Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Statistika
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Sains dan Analitika Data
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

NI LUH PUTU IKA CANDRAWENGI
NRP. 062116 4000 0121

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir :

Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D
NIP. 19621015 198803 1 002

()

Irhamah, M.Si., Ph.D
NIP. 19780406 200112 2 002

()



Mengetahui,
Kepala Departemen

Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si
NIP. 19691212 199303 2 002

SURABAYA, JANUARI 2020

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**PEMODELAN SURVIVAL SPASIAL DENGAN *FRAILTY*
BERDISTRIBUSI *CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE*
PADA KEJADIAN DEMAM BERDARAH DENGUE
DENGAN PENDEKATAN BAYESIAN**

Nama Mahasiswa : Ni Luh Putu Ika Candrawengi
NRP : 062116 4000 0121
Departemen : Statistika
Dosen Pembimbing I : Prof. Drs. Nur Iriawan,
M.IKomp.,Ph.D
Dosen Pembimbing II : Irhamah, M.Si., Ph.D

Abstrak

Salah satu penyakit yang paling sering dialami di Indonesia khususnya pada saat musim penghujan adalah penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD). Penyakit ini disebabkan oleh virus dengue yang ditularkan oleh nyamuk Aedes aegypti betina. Analisis survival merupakan metode yang digunakan untuk mengetahui ketahanan hidup seseorang salah satunya untuk kasus model survival untuk laju kesembuhan pasien DBD dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Salah satu faktor yang patut dipertimbangkan adalah faktor lingkungan tempat tinggal pasien, sehingga diperlukan suatu analisis dengan mempertimbangkan efek spasial kedekatan antara satu wilayah dengan wilayah lainnya. Penambahan efek random dapat dilakukan untuk menghindari adanya bias penaksiran yaitu dengan menggunakan Prior Conditionally Autoregressive (CAR). Hasil penelitian menunjukkan bahwa kasus demam berdarah di Surabaya Timur paling banyak terjadi di Kecamatan Genteng dan Tambaksari. Pada penelitian ini digunakan dua macam distribusi untuk memodelkan laju kesembuhan pasien yaitu dengan distribusi Weibull dan distribusi Generalized Gamma. Pada penelitian ini terdapat kasus autokorelasi spasial yang ditunjukkan dengan indeks Moran's I. Model yang baik digunakan untuk memodelkan laju kesembuhan pasien DBD adalah dengan menggunakan model survival spasial distribusi Weibull dengan frailty CAR Normal.

Kata Kunci: *Analisis Survival Spasial, Bayesian, Conditionally, Autoregressive (CAR), Demam Berdarah Dengue*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**SURVIVAL SPATIAL MODELLING WITH
CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE FRAILITY
DISTRIBUTION IN DENGUE HEMORRHAGIC FEVER
CASE USING BAYESIAN APPROACH**

Name : Ni Luh Putu Ika Candrawengi
NRP : 062116 4000 0121
Departement : Statistika
Supervisor : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D
Co-Supervisor : Irhamah, M.Si., Ph.D

Abstract

One of the most likely happens disease in Indonesia, especially in the rainy season, is dengue hemorrhagic fever (DHF). This disease is caused by the dengue virus being transmitted through female Aedes aegypti. A method used to know one's lifespan endurance is called survival analysis, in this case survival model of the rate of DHF patient's recovery along with the factors that influence it will be researched. One factor that should be considered is the environmental factor. Analysis is required by considering the spatial effect of proximity between one area and another. In order to avoid any biased assessment, the addition of random effect using prior conditionally autoregressive (CAR) can be performed. The result of the research indicates that the dengue fever case in east Surabaya most likely to happen in Kecamatan Genteng and Tambaksari. This research used two types of distribution to design the rate of DHF patient's recovery, such as Weibull distribution and Generalized Gamma. In this research, there is spatial autocorellation case which is indicated by the moran's I index. A successful model that is used to design the recovery rate of DHF patients is to wield the spatial model of Weibull distribution with frailty CAR.

Keywords : *Survival Spatial Analysis, Bayesian, Conditionally Autoregressive (CAR), Dengue Hemorrhagic Fever*

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada kehadiran Ida Sang Hyang Widhi Wasa yang telah memberikan rahmat, hidayah, karunia serta pertolongannya yang tak pernah henti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir dengan judul **“Pemodelan Survival Spasial dengan Frailty Berdistribusi Conditionally Autoregressive Pada Kejadian Demam Berdarah Dengue dengan Pendekatan Bayesian”** dengan baik, lancar, dan tepat waktu.

Penyusunan laporan Tugas Akhir ini dapat diselesaikan bukan tanpabantuan serta dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan rasa terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Kedua orang tua serta keluarga besar, atas segala do'a, nasehat, kasih sayang, dan dukungan yang diberikan kepada penulis demi kesuksesan dan kebahagiaan penulis
2. Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D dan Irhamah, M.Si., Ph.D selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir
3. Dr. Drs Kartika Fithriasari selaku Ketua Departemen Statistika, yang telah meluangkan waktu dan dengan sangat sabar memberikan bimbingan, saran, dukungan serta motivasi selama penyusunan Tugas Akhir.
4. Adatul Mukarromah, S.Si., M.Si dan Jerry Dwi Trijoyo Purnomo, M.Si., Ph.D selaku dosen penguji yang telah banyak memberi masukan kepada penulis.
5. Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. selaku Sekretaris Program Studi Sarjana yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
6. Dr. Dra. Agnes Tuti Rumiati, M.Sc, selaku dosen wali yang telah banyak memberikan saran dan arahan dalam proses belajar di Departemen Statistika.

7. Dwi Rantini, S.Si selaku pendamping TA yang telah meluangkan waktunya untuk membimbing serta memberi masukan terkait penyelesaian Tugas Akhir.
8. Sahabat-sahabat penulis, Dora, Jessica, Aulia, Sheryn, Finola, Sabilah, Tiwi, Triska, Ratna, dan Puspa yang selama ini telah membantu, mendukung, dan mendengarkan keluh kesah penulis selama masa perkuliahan berlangsung.
9. Teman-teman seperjuangan TA, khususnya Abid, Nadhifa, dan Fitria yang selama ini telah berjuang bersama.
10. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2016, TR16GER, yang selalu memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
11. Teman-teman PSt HIMASTA-ITS 2017/2018, IHMSI HIMASTA ITS, dan TPKH-ITS, yang selama perkuliahan ini memberikan banyak pembelajaran dan mendukung penulis dalam mengembangkan *softskill* penulis.
12. Semua pihak yang turut membantu dalam pelaksanaan Tugas Akhir yang tidak bisa penulis sebutkan satu persatu.

Besar harapan penulis untuk mendapatkan kritik dan saran yang membangun sehingga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terkait.

Surabaya, Januari 2020

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	ii
COVER PAGE	iv
LEMBAR PENGESAHAN	vi
ABSTRAK	viii
ABSTRACT	x
KATA PENGANTAR	xii
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR GAMBAR	xvii
DAFTAR TABEL	xviii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	5
1.3 Tujuan Penelitian	6
1.4 Manfaat Penelitian	6
1.5 Batasan Masalah	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Pengujian Kesesuaian Distribusi	9
2.2 Analisis <i>Survival</i>	10
2.2.1 Fungsi <i>Survival</i>	11
2.2.2 Asumsi <i>Proportional Hazard</i>	13
2.2.3 Model <i>Proportional Hazard</i>	14
2.3 Model <i>Survival</i> Spasial	15
2.4 Autokorelasi Spasial	16
2.5 Model <i>Frailty</i>	17
2.6 Analisis Bayesian	18
2.7 Prior CAR	22
2.8 <i>Watanabe Akaike Information Criterion</i> (WAIC)	23
2.8 Demam Berdarah <i>Dengue</i> (DBD)	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1 Sumber Data	27
3.2 Kerangka Konsep	27

3.3	Variabel Penelitian	29
3.4	Struktur Data	31
3.5	Langkah Analisis	31
3.6	Diagram Alir.....	33
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN		35
4.1	Karakteristik Pasien Demam Berdarah <i>Dengue</i> (DBD).....	35
4.1.1	Karakteristik Pasien Demam Berdarah <i>Dengue</i> Berdasarkan Lama Rawat Inap (Waktu <i>Survival</i>)	37
4.1.2	Karakteristik Pasien DBD Berdasarkan Jenis Kelamin	38
4.1.3	Karakteristik Pasien DBD RSUD Dr. Soetomo Berdasarkan Kecamatan Asal Pasien	40
4.1.4	Karakteristik Pasien Demam Berdarah Berdasarkan Jenis Pekerjaan	41
4.1.5	Karakteristik Pasien Demam Berdarah <i>Dengue</i> Berdasarkan Tingkat Pendidikan.....	41
4.1.6	Karakteristik Pasien Demam Berdarah <i>Dengue</i> Berdasarkan Fase DBD Saat Masuk Rumah Sakit...	42
4.1.7	Pendugaan Distribusi Lama Inap (Waktu <i>Survival</i>) Pasien DBD	43
4.2	Model <i>Survival</i> Spasial Kota Surabaya	45
4.2.1	Pembobot Spasial Kota Surabaya (Surabaya Timur)	45
4.2.2	Autokorelasi Spasial	47
4.2.3	Asumsi <i>Proportional Hazard</i>	48
4.2.4	Join Distribusi dan Penentuan Distribusi Prior	50
4.2.5	Fungsi <i>Survival</i> dan Fungsi <i>Hazard</i>	53
4.2.6	Faktor-faktor yang Signifikan Mempengaruhi Laju Kesembuhan Pasien DBD	54
A.	Faktor yang signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD dengan distribusi Weibull dengan menggunakan CAR.....	55
B.	Faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD dengan distribusi Generalized Gamma dengan CAR	58

4.2.7 Laju Kesembuhan Pasien DBD.....	62
4.2.8 Perbandingan Model <i>Survival</i> dengan Menggunakan Distribusi Weibull dan Generalized Gamma.....	63
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	65
5.1 Kesimpulan	65
5.2 Saran.....	65
DAFTAR PUSTAKA	67
LAMPIRAN	71
BIODATA PENULIS	103

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1	Peta Kota Surabaya	27
Gambar 3. 2	Kerangka Konsep Peneliti	28
Gambar 3. 3	Diagram Alir Penelitian	33
Gambar 4. 1	Jumlah Penderita DBD setiap Kecamatan di Surabaya Timur	35
Gambar 4. 2	Pie Chart Lama Waktu Survival Pasien (dalam hari)	38
Gambar 4. 3	Pie Chart Jenis Kelamin Pasien DBD	39
Gambar 4. 4	Deskriptif Jenis Kelamin Pasien DBD berdasarkan Lama Rawat Inap (dalam hari).....	39
Gambar 4. 5	Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Kecamatan Asal Pasien	40
Gambar 4. 6	Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Jenis Pekerjaan	41
Gambar 4. 7	Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Tingkat Pendidikan.....	42
Gambar 4. 8	Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Fase DBD	43
Gambar 4. 9	Histogram Waktu Lama Rawat Inap Pasien DBD	44
Gambar 4. 11	Scatterplot beserta Indeks Moran's I untuk Jumlah Pasien DBD	47
Gambar 4. 13	Plot Fungsi Hazard Pasien DBD	64

DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1 Variabel Penelitian	30
Tabel 3. 2 Struktur Data Penelitian	31
Tabel 4. 1 Karakteristik Pasien Demam Berdarah Dengue	36
Tabel 4. 2 Uji Distribusi Waktu Survival	44
Tabel 4. 3 List Jumlah Ketetangaan Tiap Kecamatan	46
Tabel 4. 4 Hasil Uji Proporsional Hazard	49
Tabel 4. 5 Estimasi Parameter Distribusi Weibull	53
Tabel 4. 6 Estimasi Parameter Distribusi Generalized Gamma ...	54
Tabel 4. 7 Posterior Summaries Model Survival Weibull.....	55
Tabel 4. 8 Posterior Summaries Model Generalized Gamma dengan CAR.....	59
Tabel 4. 9 Nilai WAIC Masing-masing Model Survival	63

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Tugas Akhir.....	71
Lampiran 2	Hasil Pendugaan Distribusi Lama Rawat Inap dengan EasyFit.....	72
Lampiran 3	Hasil Permutasi Moran's I 999 kali	75
Lampiran 4	Syntax untuk menentukan prior	76
Lampiran 5	Prior Untuk Model	78
Lampiran 6	Syntax <i>Model Survival Spasial Generalized Gamma dengan CAR</i>	79
Lampiran 7	History Plot Model Survival Spasial Generalized Gamma dengan CAR	82
Lampiran 8	Density Plot Model Survival Spasial Generalized Gamma.....	83
Lampiran 9	Output Node Statistik Model Survival Spasial Generalized Gamma	84
Lampiran 10	Syntax Model Survival Spasial Weibull dengan CAR	85
Lampiran 11	History Plot Model Survival Spasial Generalized Gamma dengan CAR	87
Lampiran 12	Density Plot Model Survival Spasial Generalized Gamma.....	89
Lampiran 13	Output Node Statistik Model Survival Spasial Weibull	90
Lampiran 14	Node Statistik Model Survival Generalized Gamma tanpa CAR.....	91
Lampiran 15	Node Statistik Model Survival Spasial Weibull Tanpa CAR	92
Lampiran 16	Syntax dan Output Asumsi Proportional Hazard dengan R	93
Lampiran 17	Plot Schoenfeld Residual.....	94
Lampiran 18	Syntax Menghitung Nilai WAIC	97
Lampiran 19	Output Hasil Nilai WAIC	99
Lampiran 20	Mean Survival Time	100
Lampiran 21	Ethic Clearance Penelitian	101
Lampiran 22	Surat Keterangan Data.....	102

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia merupakan negara iklim tropis yang memiliki dua musim yaitu musim penghujan dan musim kemarau. Banyak fenomena alam yang terjadi di Indonesia sepanjang tahun yang disebabkan oleh kondisi musim. Ketika musim kemarau tidak sedikit wilayah di daerah Indonesia mengalami dampak negatifnya seperti kekeringan, kekurangan air bersih. Di sisi lainnya ketika musim penghujan akan menimbulkan lebih banyak dampak negatif. Dampak positif yang ditimbulkan saat musim penghujan adalah memperlancar aliran irigasi sawah, sementara dampak negatif musim penghujan diantaranya dapat menimbulkan penyakit dan banjir (Day, 2019). Musim penghujan dapat menimbulkan penyakit karena banyaknya virus, bakteri, jamur, dan parasit yang dapat berkembang akibat kelembaban yang tinggi. Salah satu virus yang cepat berkembang saat musim penghujan adalah virus *dengue*, apabila menjangkit manusia akan menimbulkan penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) yang kerap muncul di negara tropis seperti Indonesia (WHO, 2019).

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus *dengue* dengan gejala demam 2-7 hari disertai dengan gejala lainnya seperti nyeri otot dan atau nyeri sendi, leukopenia, ruam, limfadenopati, trombositopenia, dan diatesis hemoragik. Penyakit DBD ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti*. Spesies nyamuk lain yang dapat menularkan virus *dengue* salah satunya adalah *Aedes albopictus*. Demam Berdarah *Dengue* terjadi hampir di seluruh pelosok Indonesia, kecuali di daerah-daerah yang memiliki ketinggian lebih dari 1000 meter di atas permukaan laut. Kelembaban yang tinggi dengan suhu berkisar antara 28-32°C membantu nyamuk *Aedes* bertahan hidup untuk jangka waktu yang lama. Penyakit DBD pada musim penghujan sering menjadi Kejadian Luar Biasa (KLB) di beberapa wilayah di

Indonesia. Penderita DBD di Indonesia semakin meningkat dan penyebarannya semakin luas dan umumnya menyerang anak-anak usia kurang dari 15 tahun atau juga bisa menyerang orang dewasa (Widoyono, 2011).

Menurut data WHO, Asia Pasifik menanggung 75 persen dari beban *dengue* di dunia antara tahun 2004 dan 2010, sementara Indonesia dilaporkan sebagai negara ke-2 dengan kasus DBD terbesar diantara 30 negara wilayah endemis. Kasus Demam Berdarah *Dengue* (DBD) yang terjadi di Indonesia pada tahun 2017 mengalami penurunan signifikan dari tahun 2016 yang mulanya terdapat 204.171 kasus menjadi 68.407 kasus. Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi dengan kasus DBD tertinggi dengan jumlah kasus sebesar 7.866 kasus. Pada tahun 2018 kasus DBD kembali meningkat dengan angka jumlah kasus sebanyak 9.452 kasus. Kasus kematian akibat DBD yang terjadi di Indonesia pada tahun 2017 mengalami penurunan hampir tiga kali lipat. Pada tahun 2017 dan 2018 kasus kematian akibat DBD tertinggi terjadi di Provinsi Jawa Timur dengan banyak kematian 105 kematian (Ditjen P2P, 2018). Surabaya pada tahun 2018 mengalami penurunan kasus penyakit DBD. Walaupun terjadi penurunan kasus demam berdarah tetapi masih ada beberapa kecamatan di Surabaya yang memiliki angka kasus Demam Berdarah tinggi.

Untuk mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD, maka perlu dilakukan penelitian secara statistik untuk dapat mengurangi kasus kematian yang disebabkan oleh DBD. Hal ini dilakukan untuk mengetahui peluang pasien untuk bertahan hidup, serta dalam metode penyembuhan beberapa pasien dapat bertahan dan seberapa besar kegagalan dari metode tersebut. Penelitian sebelumnya sudah ada yang mendalami mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi kesembuhan pasien DBD di Rumah Sakit. Penelitian oleh Kumala (2010) menjelaskan bahwa faktor demografi seperti usia, jenis kelamin, dan tingkat pendidikan merupakan faktor yang dapat mempengaruhi laju kesembuhan pasien. Faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD salah satunya adalah faktor lokasi tempat

tinggal pasien. Faktor-faktor lainnya yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien antara lain faktor *host* (penderita), lingkungan (*environment*), dan faktor virus itu sendiri. Faktor *host* mencakup kerentanan dan respon imun dari penderita seperti jumlah trombosit dan kadar hematokrit dalam tubuh. Faktor lingkungan dapat diketahui melalui kondisi geografis yang meliputi ketinggian daerah, curah hujan, angin, kelembaban dan musim serta beberapa kondisi demografis seperti kepadatan, mobilitas, perilaku, adat istiadat, serta kondisi sosial dan ekonomi penduduk (Suhendro, 2009).

Pada suatu kasus yang diteliti dengan menggunakan variabel respon adalah waktu sampai terjadinya suatu *event* dimana *event* ini dapat beragam seperti waktu sembuh, kekambuhan, dll diperlukan suatu analisis yaitu analisis *survival*. Analisis *survival* adalah analisis mengenai data yang diperoleh dari catatan waktu yang dicapai suatu objek sampai terjadinya peristiwa suatu kejadian (*event*) Waktu ketahanan hidup (*survival time*) atau t merupakan waktu dari awal perlakuan sampai terjadinya respon pertama kali yang ingin diamati. Pada analisis *survival* biasa diketahui adanya data tersensor yaitu kondisi dimana peristiwa yang diharapkan (*event*) belum ditemukan hingga pengumpulan data berakhir (Collet, 1994). Salah satu metode analisis yang sering digunakan untuk data waktu bertahan yang melibatkan beberapa variabel prediktor adalah regresi Cox *proportional hazard*. Analisis *survival* biasanya banyak digunakan dalam bidang medis atau kesehatan. Analisis *survival* biasa dikenal dengan berbagai istilah seperti *event history analysis* dalam bidang sosiologi, analisis *reliability* atau *failure time analysis* dalam bidang teknik dan industri, dan *duration analysis* atau *transition analysis* di bidang ekonomi (Zang, 2008).

Pada suatu kasus penyakit khususnya penyakit DBD seringkali berhubungan dengan lokasi dimana kasus tersebut berlangsung. Pada data spasial seringkali pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Jika menggunakan model regresi klasik, maka akan menghasilkan kesimpulan yang salah karena terdapat *error* yang tidak memenuhi

asumsi model pada regresi klasik yaitu didapati *error* yang saling berkorelasi (*spatial autocorrelation* atau *spatial dependence*) dan tidak terpenuhi asumsi homogenitas pada *error*, sehingga diperlukan metode lain yang dapat mengatasi variabilitas pada data spasial (Anselin, 2013). Beberapa peneliti menambahkan model efek *random* untuk mengatasi heterogenitas/sumber-sumber variansi yang tidak ter jelaskan dalam model (Darmofal, 2009). Penelitian tersebut antara lain adalah penelitian yang dilakukan oleh Berry (1990) dan Starr (1991), yang pertama kali mengenalkan efek *random (frailty)* yang disertakan dalam model *survival*. Pembobot untuk kebergantungan efek spasial dinyatakan dalam jumlah atau proporsi daerah-daerah yang saling berdekatan. Banerjee dkk., (2003), mengembangkan model *survival* hirarki yang melibatkan dependensi efek *random (frailty)* pada data spasial. Dependensi spasial ini dinyatakan dalam *prior Conditionally Autoregressive (CAR)* yang dikembangkan oleh Besag dkk., (1991). *Prior CAR* memperbolehkan adanya autokorelasi spasial pada efek *random* data waktu hingga suatu *event* terjadi pada daerah yang saling berdekatan dan dinyatakan dalam matriks *adjacent*. Penelitian yang sama juga pernah dilakukan oleh Carlin dan Louis (2010) yang menggunakan pendekatan Bayesian untuk *fitting* model *frailty* hirarkhi menggunakan metode komputasi *Markov Chain Monte Carlo (MCMC)* dengan algoritma *Metropolis-Hasting*. Selain itu, Lawson dan Song (2010) memodelkan penyakit *Chronic Wasting Disease* pada kijang dengan model *survival* Bayesian *space time (spatial temporal)* dan membandingkannya dengan regresi logistik.

Salah satu penelitian yang juga menggunakan analisis *survival* spasial dengan efek *random (frailty)* yaitu Hasyim (2012) yang meneliti kasus demam berdarah *dengue* di Kabupaten Pamekasan dengan metode analisis *mixture survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi CAR. Iriawan dkk. (2010) melakukan penelitian dengan menggunakan pendekatan *Markov Chain Monte Carlo* untuk memodelkan analisis *survival* spasial dengan *frailty Conditionally Autoregressive (CAR)*. Penelitian ini memperoleh kesimpulan bahwa *spatial survival models with frailty CAR*

menghasilkan *error* yang lebih kecil dibandingkan tanpa *frailty*, serta mampu mengatasi sumber kesalahan yang tidak dapat dijelaskan akibat dari adanya korelasi spasial. Penelitian-penelitian sebelumnya mengenai model *survival* yang melibatkan efek spasial (lokasi) pada penelitian (Amalia dkk, 2010) menghasilkan model *survival* spasial akan menghasilkan estimasi yang baik apabila data *survival* di semua lokasi diasumsikan mempunyai suatu distribusi tertentu yang sama. Kenyataannya distribusi dari data *survival* tidak selalu sama di setiap lokasinya.

Berdasarkan uraian tersebut, maka perlu dilakukan penelitian untuk mengkaji waktu kesembuhan pasien penyakit DBD berdasarkan faktor demografi, geografi, dan faktor host dari pasien DBD. Penelitian ini akan membahas faktor-faktor yang diduga mempengaruhi waktu kesembuhan pasien penyakit DBD di RSUD Dr. Soetomo, dimana variabel responnya adalah lama inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo. Pasien yang berobat di RSUD Dr. Soetomo tentu saja berasal dari berbagai daerah karena RSUD Dr. Soetomo merupakan rumah sakit besar di Surabaya. Pada penelitian ini pasien yang diteliti adalah yang berdomisili di Surabaya. Analisis *survival* spasial akan digunakan karena ada faktor kecamatan yang menjadi faktor penyebab DBD. Pada penelitian ini akan digunakan metode Bayesian untuk menentukan parameter dari model *survival* yang dibentuk. Metode Bayesian digunakan ketika menggunakan estimasi parameter dengan menggunakan metode maksimum *likelihood*, OLS, dan *Expectation Maximization* memperoleh hasil yang tidak konvergen. Hasil penelitian diharapkan dapat dijadikan rekomendasi kepada pasien maupun pihak rumah sakit Dr. Soetomo untuk memperhatikan faktor-faktor yang mempengaruhi penyakit DBD, sehingga dapat ditemukan *treatment* yang tepat bagi pasien.

1.2 Rumusan Masalah

Penyakit demam berdarah sering menjadi Kejadian Luar Biasa di Indonesia, khususnya pada musim penghujan. Surabaya merupakan salah satu daerah yang memiliki kasus demam berdarah

yang tinggi walaupun kasusnya sudah lebih menurun dibandingkan tahun 2017. Pasien yang menderita penyakit Demam Berdarah biasanya diketahui beberapa hari setelah dilakukan cek darah di laboratorium. Angka kasus DBD yang beberapa tahun tinggi, dipengaruhi oleh juga oleh faktor lingkungan tempat tinggal pasien. Sedangkan kesembuhan pasien dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor lainnya yang mendukung baik itu dari faktor internal pasien seperti keadaan sel-sel dalam tubuh pasien maupun eksternal (lingkungan). Penelitian ini akan mengidentifikasi karakteristik dari pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo Surabaya berdasarkan faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya. Identifikasi pola data pada waktu lama rawat inap juga dilakukan untuk mengetahui model yang tepat untuk digunakan. Selanjutnya, dilakukan pemodelan dengan *survival* spasial dengan menggunakan *frailty* berdistribusi CAR berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD yang diestimasi dengan Bayesian.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mengidentifikasi karakteristik serta pola data dari lama inap pasien Demam Berdarah Dengue RSUD DR. Soetomo serta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya.
2. Memodelkan laju kesembuhan untuk pasien Demam Berdarah Dengue RSUD Dr. Soetomo beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya dengan menggunakan *survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi *Conditionally Autoregressive* (CAR) Normal.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dapat diperoleh melalui penelitian ini adalah mendapatkan model yang dapat digunakan untuk merepresentasikan laju kesembuhan pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan faktor-faktor yang diduga dapat mempengaruhinya, dimana salah satu faktor tersebut adalah dengan

mempertimbangkan adanya pengaruh daerah. Hasil penelitian ini dapat dijadikan rekomendasi bagi Departemen Kesehatan RI ataupun Dinas Kesehatan Kota Surabaya untuk menyusun langkah strategis baik itu langkah pencegahan kejadian Demam Berdarah ataupun untuk menyiapkan beberapa langkah strategis guna mempercepat laju penyembuhan penderita DBD.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang ditentukan dalam penelitian ini adalah

1. Pasien penyakit DBD yang diamati hanya yang berdomisili di Surabaya Timur dengan waktu rekam medis dari tahun 2016-2019.
2. Prediktor penanganan medis diasumsikan sama untuk semua pasien. Setiap prediktor yang digunakan adalah kondisi pada saat pasien masuk rumah sakit.
3. Prior CAR yang digunakan berdistribusi normal.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Pengujian Kesesuaian Distribusi

Pemeriksaan kesesuaian antara pola distribusi data observasi dengan pola distribusi yang dipilih merupakan salah satu tujuan untuk melakukan pengujian kesesuaian distribusi. Beberapa metode yang sering digunakan untuk pengujian kesesuaian distribusi data, diantaranya yaitu *Anderson Darling*, *Kolmogorov-Smirnov*, dan *Chi-square*. Pada penelitian ini pengujian kesesuaian distribusi yang digunakan adalah menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS). Uji *Kolmogorov-Smirnov* (KS) merupakan pengujian yang didasarkan pada pendekatan distribusi kumulatif atau *Cumulative Distribution Fit* (CDF). Selain itu, uji *Kolmogorov-Smirnov* merupakan uji yang paling sering digunakan dalam *Goodness of Fit Test* (Siegel dan Castellan, 1988). Berikut merupakan Hipotesis uji *Kolmogorov-Smirnov*:

H_0 : $F_n(x) = F_0(x)$ atau data mengikuti pola distribusi tertentu

H_1 : $F_n(x) \neq F_0(x)$ atau data tidak mengikuti pola distribusi tertentu

Nilai statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut.

$$D = \max |F_n(x) - F_0(x)|, \quad (2.1)$$

dengan,

$F_0(x)$: fungsi distribusi yang diduga,

$F_n(x)$: fungsi distribusi data secara empiris.

Daerah penolakan untuk hipotesis ini adalah jika nilai uji D lebih besar dari tabel *critical value Kolmogorov-Smirnov*. Selain menggunakan statistik uji seperti pada Persamaan (2.1) pengujian KS juga dapat dilihat dari p -value. Tolak H_0 apabila p -value kurang dari taraf signifikan α yang digunakan.

2.2 Analisis Survival

Analisis *survival* merupakan salah satu metode dalam statistika yang digunakan untuk menganalisis data yang memiliki variabel respon berupa waktu sampai terjadinya suatu *event*. *Event* merupakan suatu peristiwa ekstrim yang mungkin terjadi pada individu seperti kesembuhan, kekambuhan, ataupun kematian setelah dilakukan suatu proses *treatment*. Respon dari analisis *survival* didefinisikan sebagai *range* waktu dari awal penelitian hingga suatu *event* terjadi atau sampai penelitian berakhir (Kleinbaum dan Klein, 2011). Elemen-elemen yang harus diperhatikan dalam menentukan waktu *survival* adalah sebagai berikut :

1. *Time origin/starting point* atau merupakan titik awal, misalnya waktu awal dimulainya suatu *treatment*.
2. *Failure time* yaitu waktu berakhirnya *failure event*, misalnya tanggal keluar rumah sakit atau tanggal kematian
3. *Measurement scale of time* atau skala pengukuran waktu, misalnya hari atau bulan.

Selain elemen-elemen yang diperhatikan, sumber kesulitan pada data analisis *survival* adalah adanya data tersensor. Data tersensor merupakan kemungkinan beberapa individu tidak bisa diobservasi sampai terjadinya *failure event* atau lama waktu *survival* hanya sebagian (Miller, 2011). Secara umum, ada tiga alasan terjadinya penyensoran (Kleinbaum dan Klein, 2005) adalah sebagai berikut :

1. *Lost of follow up* yaitu jika obyek pengamatan meninggal ataupun pindah.
2. *Drop out* yaitu jika perlakuan harus dihentikan karena suatu alasan tertentu .
3. *Termination of study* yaitu masa penelitian berakhir tetapi objek pengamatan belum sampai pada *failure event*.

Menurut Kleinbaum dan Klein (2005), macam-macam data tersensor dapat dibagi menjadi tiga, yaitu :

1. Data sensor kiri (*left censored*), yaitu ketika obyek pengamatan mengalami *failure event* sebelum waktu pengamatan atau penelitian yang ditentukan.
2. Data sensor kanan (*right censored*), yaitu ketika obyek pengamatan hingga waktu pengamatan atau penelitian berakhir belum mengalami *failure event*.
3. Sensor interval (*interval censored*), yaitu ketika obyek pengamatan mengalami *failure event* pada interval waktu tertentu.

Sedangkan terdapat lagi jenis data tersensor yaitu *Double Censored*, yaitu pengamatan terhadap waktu hidup sampel acak dengan dua yaitu *right censoring* dan *left censoring* (Wijajati dan Purwaningtyas, 2010).

2.2.1 Fungsi Survival

Fungsi *survival* merupakan probabilitas bahwa suatu individu tidak mengalami kejadian lebih dari waktu t . Kleinbaum dan Klein (2005), menyatakan fungsi *survival* $S(t)$ dapat dinyatakan sebagai peluang seorang individu untuk bertahan lebih lama dari suatu waktu t . Berikut merupakan persamaan untuk fungsi *survival*.

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

Fungsi *hazard* merupakan laju kegagalan (*failure*) sesaat ketika mengalami suatu *event* pada waktu ke- t . Berbeda dengan fungsi *survival* yang fokus pada keberhasilan, fungsi *hazard* fokus pada kegagalan ketika kejadian berlangsung. Fungsi *hazard* dapat dinyatakan dalam persamaan berikut.

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{P(t \leq T < t + \Delta t \mid T \geq t)}{\Delta t} \right\} \quad (2.3)$$

$$= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t) - F(t + \Delta t)}{\Delta t} \times \frac{1}{S(t)} \quad (2.4)$$

$$= \frac{F'(t)}{S(t)} \quad (2.5)$$

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (2.6)$$

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

$$F(t) = 1 - S(t) \text{ atau } \int f(t)dt = 1 - S(t) \quad (2.7)$$

jika diturunkan terhadap t maka diperoleh :

$$f(t) = \frac{d(1 - S(t))}{dt} = -\frac{d}{dt} S(t) \quad (2.8)$$

dengan demikian maka,

$$h(t) = \frac{-\frac{d}{dt} S(t)}{S(t)} \text{ atau } -h(t) = \frac{d(S(t))}{S(t)} \quad (2.9)$$

jika $h(t)$ diintegrasikan dan diperoleh hasil sebagai berikut :

$$-\int_0^t h(t) dt = \int_0^t \frac{1}{S(t)} d(S(t)) \quad (2.10)$$

$$-\int_0^t h(t) dt = \ln S(t) \Big|_0^t = \ln S(t) - \ln S(0) = \ln S(t) \quad (2.11)$$

$$S(t) = \exp\left(\int_0^t h(t) dt\right) \quad (2.12)$$

dengan fungsi kumulatif *hazard* atau $H(t)$ sebagai berikut :

$$H(t) = -\int_0^t h(t) dt \quad (2.13)$$

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

$$H(t) = -\ln S(t) \quad (2.14)$$

dengan :

t : Waktu yang diamati

T : Waktu *survival* seorang individu

$F(t)$: Fungsi distribusi kumulatif (CDF) dari distribusi data

$f(t)$: Fungsi kepadatan peluang (PDF)

$S(t)$: Fungsi *survival*

$h(t)$: Fungsi *hazard* proporsional

$H(t)$: Fungsi kumulatif *hazard*

2.2.2 Asumsi *Proportional Hazard*

Pengujian asumsi *proportional hazard* juga dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji *goodness of fit*. Adapun langkah-langkah untuk pengujian asumsi dengan uji *goodness of fit* adalah sebagai berikut.

1. Mendapatkan residual *schoenfeld* untuk setiap variabel prediktor dari model *cox*.
2. Membuat variabel *rank* waktu *survival* dari urutan kecil ke besar
3. Menghitung korelasi antara residual *schoenfeld* dan *rank* dari waktu *survival* menggunakan rumus pada Persamaan

$$r_{RT,PR_i} = \frac{\sum_{j=1}^n (PR_{ij} - \bar{PR})(RT_j - \bar{RT})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (PR_{ij} - \bar{PR})^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n (RT_j - \bar{RT})^2}} \quad (2.15)$$

Keterangan :

PR_{ij} : residual *schoenfeld* untuk variabel prediktor ke- i individu yang mengalami *event* pada $t_{(j)}$.

RT_j : *rank* waktu *survival* yang diurutkan dari kecil ke besar pada $t_{(j)}$.

4. Melakukan pengujian korelasi antara residual *schoenfeld* dan *rank* waktu *survival* dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \rho = 0$$

$$H_1 : \rho \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut,

$$t_{hit} = \frac{r_{RT,PR_i} \sqrt{n-2}}{\sqrt{1-r_{RT,PR_i}^2}} \quad (2.16)$$

Tolak H_0 jika $|t_{hit}| > t_{\alpha/2, n-2}$ atau nilai p -value kurang dari taraf kesalahan (α) yang digunakan. Asumsi *propotional hazard* terpenuhi jika uji korelasi antara residual *schoenfeld* dan *rank* waktu *survival* tidak signifikan atau gagal tolak H_0 (Kleinbaum dan Klein, 2011)

Perhitungan numerik dengan statistik uji global *Grambsch and Therneau* yang berdasarkan residual *schoenfeld* pada regresi cox dengan hipotesis sebagai berikut :

H_0 : Asumsi *proporsional hazard* terpenuhi

H_1 : Asumsi *proporsional hazard* tidak terpenuhi

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

$$G_p = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (\delta_{ij} h(t_{ij}) - \bar{h}) r_{s_{pij}}}{I_p \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N_i} (\delta_{ij} h(t_{ij}) - \bar{h})} \sim \chi_{(1)}^2 \quad (2.17)$$

dengan :

$$r_{s_{pij}} = \delta_{ij} \{x_{ij} - \bar{\alpha}_{pij}\} \quad (2.18)$$

dimana,

$$\bar{\alpha}_{pij} = \frac{\sum_{I \in R_j} x_{pij} \exp(\beta \mathbf{x}_I)}{\sum_{I \in R_j} \exp(\beta \mathbf{x}_I)} \quad (2.19)$$

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

2.2.3 Model Proportional Hazard

Model *proportional hazard* atau *cox proportional hazard* (Cox PH) adalah suatu pemodelan matematis yang digunakan untuk menganalisis data *survival*. Pada model cox PH mampu

mengestimasi koefisien regresi, *hazard* ratio, dan kurva *survival*. Cox PH merupakan model yang robust karena hasil dari model Cox PH mendekati aproksimasi hasil dari model parametrik (Kleinbaum dan Klein, 2011). Model cox PH merupakan model semi-parametrik karena model Cox PH tidak memerlukan informasi tentang distribusi yang mendasari waktu *survival* dan estimasi parameter regresi dari model cox PH tanpa harus menentukan baseline *hazard*.

Adapun persamaan model Cox PH dapat ditulis sebagai berikut (Kleinbaum dan Klein, 2011).

$$h(t, X) = h_0(t) e^{\sum_{i=1}^p \beta_i X_i} \quad (2.20)$$

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \quad (2.21)$$

dimana,

(X_1, X_2, \dots, X_p) : Vektor yang berisi p variabel prediktor

$h_0(t)$: Baseline *hazard* yang menggambarkan model *hazard* ketika semua variabel prediktornya bernilai nol

$(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$: Vektor pada parameter regresi

2.3 Model Survival Spasial

Dalam kehidupan sehari-hari banyak ditemukan data dengan adanya dependensi antar wilayahnya. Model pendekatan spasial *survival* dibentuk dari data *survival* yang tersusun secara spasial dimana *frailties* \mathbf{W}_j dari kelompok yang saling berdekatan menggambarkan kemungkinan bahwa kelompok tersebut memiliki karakteristik yang serupa, contohnya kelompok kecamatan dalam sebuah kabupaten/kota. Susunan spasial dari kelompok-kelompok tersebut dapat dimodelkan dalam beberapa cara yaitu :

1. Pendekatan *geostatistics*, yaitu dengan menggunakan lokasi geografis dari kelompok strata yang ada
2. Pendekatan *lattice*, yaitu dengan menggunakan posisi relatif suatu strata kelompok terhadap kelompok strata yang lain (*neighboring*).

Pada penelitian ini digunakan pendekatan lattice untuk menyusun susunan spasial dari kelompok-kelompok yang ada, sehingga \mathbf{W}_j dapat terganti oleh \mathbf{W}_j^* yang dikarenakan \mathbf{W}^* didefinisikan oleh daerah-daerah dengan indeks diskret dimana daerah-daerah tersebut merupakan bagian dari daerah D . Demikian model *hazard proporsional* yang ditambahkan korelasi spasial menjadi sebagai berikut :

$$h(t : \mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) = h_0 \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X} + \mathbf{W}_j^*) \quad (2.22)$$

Model ini menggunakan metode penggabungan informasi tentang wilayah-wilayah yang saling berdekatan/bertetangga dibandingkan dengan informasi jarak metrik. Akibatnya distribusi dari efek *random* \mathbf{W}^* didefinisikan sebagai,

$$\mathbf{W}^* | \lambda \sim \text{CAR}(\lambda) \quad (2.23)$$

Yaitu model *conditionally autoregressive* yang menyatakan adanya kebergantungan spasial pada susunan kovarian, sehingga λ merupakan parameter distribusi CAR yang menyatakan presisi atau *inverse* dari varians distribusi efek *randomnya* (Wall, 2004).

2.4 Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial merupakan suatu keadaan dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan pada nilai suatu atribut tertentu di daerah-daerah yang saling berdekatan (Aksioma dan Iriawan, 2010). Suatu atribut dapat dikatakan terdapat autokorelasi spasial jika ada pola sistematis dalam sebaran spasial suatu atribut. Terdapat dua macam cara untuk menentukan autokorelasi spasial yaitu dengan *Global* Autokorelasi Spasial dan *Lokal* Autokorelasi Spasial. *Global* autokorelasi spasial dapat ditentukan jika semua elemen ketetanggaan dalam matriks observasi dihitung dalam suatu persamaan yang menghasilkan satu nilai bersama. Contoh metode yang dapat digunakan untuk menghidung autokorelasi *global* adalah dengan Moran's *I*. Sedangkan autokorelasi *lokal* spasial hanya melihat pada nilai korelasi suatu daerah tertentu dan matriks observasi yang sesuai, sehingga nilai

yang diperoleh hanya sebanyak jumlah ketetangaan yang ada. Contoh metode yang digunakan untuk mengecek lokal autokorelasi spasial adalah dengan LISA (*Local Indicator of Spatial Autocorrelation*). Pada penelitian ini jenis pengecekan autokorelasi spasial yang digunakan adalah dengan menggunakan Moran's I. Berikut ini merupakan Statistik Global *Moran's I* :

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.24)$$

dengan :

n : jumlah unit pengamatan,

y_i : nilai atribut masing-masing unit i ,

w_{ij} : pembobot untuk unit pengamatan i dan j .

Interpretasi mengenai hasil *Moran's I* dapat dinyatakan sama dengan korelasi *pearson product moment* yaitu

- Nilai *Moran's I* semakin mendekati nilai +1 menyatakan bahwa nilai autokorelasi spasial semakin positif kuat
- Nilai *Moran's I* mendekati nilai 0 menyatakan autokorelasi spasial acak/*random* (bisa dikatakan tidak ada autokorelasi spasial)
- Nilai *Moran's I* mendekati nilai -1 menyatakan bahwa autokorelasi spasial semakin negatif kuat.

2.5 Model *Frailty*

Model *Frailty* merupakan suatu model efek *random* untuk variabel waktu, dimana *random effect (frailty)* memiliki efek multiplikatif terhadap model *hazard*. Model ini dapat digunakan untuk *failure time* yang bersifat univariate (independent) untuk mendeskripsikan efek dari kovariat yang tidak terdeteksi dalam model *proportional hazard*. Jika model tetap digunakan maka akan dapat mengatasi bias yang terjadi pada pendugaan paramater *survival* (Darmofal, 2009). Terdapat dua pendekatan model *frailty* dimana penggunaan keduanya tergantung pada kepercayaan peneliti

mengenai sifat dari keragaman yang ada. Adapun pendekatan yang dimaksud adalah sebagai berikut :

1. *Unit specific/Individual frailty terms*, dimana setiap unit dalam pengamatan memiliki *frailty* unik masing-masing
2. *Hierarchical/Shared frailty terms*, dimana tiap-tiap unit pengamatan saling mengelompok dan unit-unit dalam kelompok memiliki *frailty* bersama, sedangkan *frailty* antar kelompok bersifat independen.

Penaksir parameter variansi dari efek *random* (θ) dilibatkan untuk pengujian terhadap keragaman yang tidak dapat dijelaskan dalam model. Nilai θ positif menyatakan adanya herogentias yang tidak dapat dijelaskan dalam model, sedangkan nilai $\theta=0$ menyatakan bahwa sumber-sumber variansi telah dapat dijelaskan melalui covariate dalam model (Darmofal, 2009). Pada kejadian *survival* spasial bentuk *frailty* yang digunakan adalah bentuk hirarki atau *stratum-specific frailties* dimana unit pengamatan dikelompokkan dalam wilayah-wilayah *event* yang diteliti.

2.6 Analisis Bayesian

Estimasi parameter suatu model dapat digolongkan ke dalam dua kelompok yaitu data pengamatan saat ini yang bersifat sesaat selama studi dan data yang bersifat *long memory histogram* yang dikumpulkan di masa lampau (Iriawan, 2001). Dasar dari estimasi Bayesian sendiri adalah teorema bayes yang dikenalkan pertama kali oleh Thomas Bayes. Teorema bayes adalah suatu teorema untuk mendapatkan peluang kejadian baru yang didasarkan pada kejadian-kejadian sebelumnya. Bayesian merupakan suatu metode yang melihat parameter sebagai variabel yang menggambarkan informasi awal tentang parameter sebelum pengamatan dilakukan dan kemudian dinyatakan dalam suatu distribusi yang disebut distribusi *prior*. Analisis Bayesian memperlakukan parameter yang tidak diketahui sebagai variabel *random* dan memiliki distribusi, sehingga analisis Bayesian berbeda dengan teori statsitika klasik (Boldstat, 2007). Dasar dari teorema Bayesian adalah distribusi posterior yang merupakan perkalian antara distribusi *prior* dengan data obserbasi penyusun fungsi *likelihood* (Box dan Tiao, 1973). Analisis bayesian

dapat digunakan ketika terdapat data yang terbatas sehingga jika digunakan dengan metode klasik akan mengakibatkan error, sehingga diperlukan estimasi parameter lain yaitu salah satunya adalah dengan bayesian. Yasmirullah dkk. (2017) meneliti mengenai model pertumbuhan ekonomi dengan menggunakan *Hierarchical Bayesian Method*. Pada penelitian ini, terdapat 17 variabel pada level 1 yang dapat digunakan sebagai faktor pertumbuhan ekonomi dan dipilih beberapa provinsi yang memiliki paling sedikit 16 kabupaten/kota sehingga dipilih hanya 11 provinsi dari 34 provinsi di Indonesia. Pada level ke-2 hanya digunakan sebanyak 4 variabel prediktor. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa model dengan menggunakan hierarchical bayesian menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan *one-level Bayesian*.

Pada Penelitian ini, jika diketahui t adalah sebuah variabel *random* dengan fungsi densitas $f(\mathbf{t}|\boldsymbol{\theta})$ dengan mengikuti pola distribusi tertentu dimana α merupakan parameter *scale* untuk distribusi Generalized Gamma dan γ merupakan parameter *shape* untuk distribusi Generalized Gamma dan Weibull. $\boldsymbol{\theta}$ merupakan vektor parameter dengan $\boldsymbol{\theta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p, \lambda, \alpha, \gamma)$ yang memiliki ukuran sebanyak parameter yang digunakan, dalam penelitian ini ukuran parameter yaitu $p+1$, sedangkan t merupakan vektor sampel yang memiliki ukuran n dengan distribusi identik dan independent. *Joint posterior* dari $\boldsymbol{\theta}$ dan t dapat dituliskan dalam bentuk persamaan berikut.

$$f(\boldsymbol{\theta}|t) = \frac{f(\mathbf{t}|\boldsymbol{\theta})f(\boldsymbol{\theta})}{f(t)} \quad (2.25)$$

didapatkan *conditional distribution* yang dituliskan dalam persamaan berikut.

$$f(\boldsymbol{\theta}|t) \propto f(t|\boldsymbol{\theta})f(\boldsymbol{\theta}) \quad (2.26)$$

dengan :

$f(\mathbf{t}|\boldsymbol{\theta})$: fungsi *likelihood*

$f(\boldsymbol{\theta})$: joint distribution $\boldsymbol{\theta}$ sebagai

$$f(\boldsymbol{\theta}) = f(\beta_1).f(\beta_2), \dots, f(\beta_p).f(\lambda).f(\alpha).f(\gamma)$$

$f(t)$: total probabilitas bayes yang berfungsi sebagai konstanta penormal fungsi distribusi densitas

Distribusi *prior* merupakan bagian utama dari inferensi Bayesian dan mewakili informasi mengenai parameter *random* yang dikombinasikan dengan distribusi *likelihood* data sehingga menghasilkan distribusi posterior yang kemudian digunakan untuk kesimpulan dan keputusan. Menurut Box dan Tiao (1973) terdapat beberapa macam distribusi *prior* dalam metode Bayesian. Penentuan distribusi *prior* sangat penting karena mempengaruhi bentuk distribusi posterior yang akan digunakan untuk pengambilan keputusan. Jika tidak terdapat informasi *prior* dapat digunakan *non-informative prior* dengan memberikan nilai yang tidak akan mempengaruhi distribusi posterior. Berikut ini merupakan macam-macam distribusi *prior*, antara lain :

- a. *Informative* dan *noninformative prior* merupakan penentuan *prior* yang didasarkan pada ada atau tidaknya informasi yang diperoleh dari penelitian sebelumnya mengenai pola distribusi data.
- b. *Conjugate* dan *nonconjugate prior* merupakan penentuan *prior* yang didasarkan dari pola *likelihood* data.
- c. *Proper* dan *improper prior* merupakan penentuan *prior* tergantung pada pemberian pembobotan/densitas di setiap titik, apakah terdistribusi secara uniform atau tidak
- d. *Pseudo prior* merupakan penentuan *prior* dengan nilai yang pemberian nilainya didasarkan dan disetarakan dengan hasil elaboras cara frequentist.

Distribusi posterior merupakan distribusi peluang yang berisi informasi mengenai parameter $\boldsymbol{\theta}$ atau dapat dinyatakan dalam $f(\boldsymbol{\theta}|t)$. Distribusi *posterior* merupakan gabungan antara informasi *prior* dan data observasi (fungsi *likelihood*). *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) merupakan suatu pendekatan yang dapat digunakan

untuk memecahkan masalah dalam hal pembaharuan parameter dari sampel melalui distribusi posterior. *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dapat digunakan untuk membentuk model yang sangat kompleks, berdimensi tinggi atau memiliki sifat data yang berkorelasi tinggi. Untuk mendapatkan distribusi *prior* yang stasioner, MCMC memiliki ide dasar dengan membangkitkan sebuah *Markov Chain* dengan simulasi *Monte Carlo* yang beriterasi. Salah satu algoritma dari MCMC yang mencakup iteratif sampling dari setiap distribusi bersyarat adalah *Gibbs sampling*. Algoritma *gibbs sampling* digunakan untuk mengambil sampel dari distribusi kompleks berdimensi tinggi. Algoritma *Gibbs sampling* dapat digunakan walaupun data memiliki distribusi yang rumit dan tidak diberitahu secara eksplisit asalkan distribusi kondisional bersyarat univariat (Gilks dan Wild, 1992). Diberikan $\theta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p, \lambda, \alpha, \gamma)$, dimana bentuk distribusi *full conditional* untuk masing-masing parameter yang digunakan untuk penelitian ini adalah :

$$p(\alpha | \mathbf{x}, \beta_1, \dots, \beta_p, \lambda, \gamma), p(\gamma | \mathbf{x}, \beta_1, \dots, \beta_p, \lambda, \alpha), p(\beta_1 | \mathbf{x}, \beta_2, \dots, \beta_p, \lambda, \alpha, \gamma), \dots, \\ p(\beta_p | \mathbf{x}, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}, \lambda, \alpha, \gamma), p(\lambda | \mathbf{x}, \beta_1, \dots, \beta_p, \alpha, \gamma)$$

atau dapat ditulis dengan $\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(p)}$. Berikut ini merupakan langkah-langkah dari algoritma gibbs sampling :

1. Mengambil nilai $m=0$ dan menentukan nilai inisiasi (*initial value*) dari $\theta^{(0)} = (\beta_1^{(0)}, \beta_2^{(0)}, \dots, \beta_p^{(0)}, \lambda^{(0)}, \alpha^{(0)}, \gamma^{(0)})$

2. Membangkitkan setiap komponen dari $\theta^{(m+1)} = (\beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \dots, \beta_p^{(m+1)}, \lambda^{(m+1)}, \alpha^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)})$

dimana,

Nilai $\alpha^{(m+1)}$ berasal dari $p(\alpha | \mathbf{X}, \beta_1^{(m)}, \beta_2^{(m)}, \dots, \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}, \gamma^{(m)})$

Nilai $\gamma^{(m+1)}$ berasal dari $p(\gamma | \mathbf{X}, \beta_1^{(m)}, \beta_2^{(m)}, \dots, \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}, \alpha^{(m+1)})$

Nilai $\beta_1^{(m+1)}$ berasal dari $p(\beta_1 | \mathbf{X}, \beta_2^{(m)}, \beta_3^{(m)}, \dots, \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}, \alpha^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)})$
 Nilai $\beta_2^{(m+1)}$ berasal dari $p(\beta_2 | \mathbf{X}, \beta_1^{(m+1)}, \beta_3^{(m)}, \dots, \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}, \alpha^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)})$
 \vdots
 Nilai $\beta_p^{(m+1)}$ berasal dari $p(\beta_p | \mathbf{X}, \beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \dots, \beta_{p-1}^{(m+1)}, \lambda^{(m)}, \alpha^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)})$
 Nilai $\lambda^{(m+1)}$ berasal dari $p(\lambda | \mathbf{X}, \beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \dots, \beta_p^{(m+1)}, \alpha^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)})$

3. Melakukan memonitoring terhadap kekonvergenan algoritma. Apabila belum konvergen, maka dibangkitkan lebih banyak observasi dengan mengambil nilai $m_1 = m+1, m_2 = m+1, \dots, m_k = m+k$ dan diulangi Langkah 1 dan Langkah 2.
4. Membuang b observasi pertama (*burn in period*). Hal ini dilakukan untuk menghindari pengaruh *initial value*.
5. Anggap $\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(p)}$ dan sebanyak b observasi pertama sudah dibuang dan diperoleh sampel $\theta^{(b+1)}, \theta^{(b+2)}, \dots, \theta^{(k)}$ untuk analisis posterior,
6. Membuat plot distribusi posterior.
7. Mendapatkan mean, median, standar deviasi, kuantil, dan *MC error* dari posterior

2.7 Prior CAR

Model *survival* standar mengasumsikan bahwa efek random atau efek *frailty* adalah independen (Darmofal, 2009). Hal ini konsisten dengan spesifikasi dimana distribusi dari efek random tergantung pada *hyperparameter* λ , dimana λ merupakan tingkat presisi yang dinyatakan dalam *invers varians* dari distribusi efek random. Prior λ merupakan prior berdimensi tunggal bagi join distribusi vektor efek random dan menggambarkan prior *conditionally autoregressive* yang memasukkan hubungan ketetanggaan melalui matriks *adjacent*. Dalam model spasial *individual frailty*, CAR prior memiliki *joint* distribusi proporsional terhadap:

$$\lambda^{(1-G)/2} \exp\left[-\frac{\lambda}{2} \sum_{i \text{ adj } i'} (\mathbf{W}_i - \mathbf{W}_{i'})^2\right] \propto \lambda^{(1-G)/2} \exp\left[-\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^I m_i \mathbf{W}_i (\mathbf{W}_i - \bar{\mathbf{W}}_i)\right], \quad (2.27)$$

dengan I merupakan jumlah dari unit dalam data, G merupakan jumlah unit yang tidak berdekatan, $i \text{ adj } i'$ mengindikasikan bahwa unit i dan i' merupakan *adjacent*, $\bar{\mathbf{W}}_i$ merupakan rata-rata dari $\mathbf{W}_{i' \neq i}$ ketetanggaan \mathbf{W} , dan m_i merupakan jumlah dari kedekatan atau ketetanggaan (Banerjee dkk., 2003).

Conditional distribution dari efek random spasial yang dihasilkan dari prior CAR adalah sebagai berikut :

$$\mathbf{W}_i | \mathbf{W}_{i' \neq i} \sim N(\bar{\mathbf{W}}_i, 1/(\lambda m_i)), \quad (2.28)$$

Prior CAR merupakan prior improper dengan mean dari distribusi dari efek random spasial tidak terdefiniskan. Konstanta apa pun yang dapat ditambahkan ke efek random dan prior akan tetap tidak berubah. Karena ketidaktepatan dari prior, model CAR hanya dapat digunakan sebagai prior dan bukan sebagai likelihood karena prior CAR merupakan prior pembeda berpasangan yang hanya dapat diidentifikasi sampai konstanta *additive* sehingga *frailties* harus dipaksakan untuk mengidentifikasi *intercept* (Banerjee dkk., 2003).

2.8 Watanabe Akaike Information Criterion (WAIC)

Watanabe Akaike Information Criterion (WAIC) atau yang biasa dikenal dengan *Widely Applicable Information Criterion* adalah salah satu pendekatan bayesian untuk mengestimasi ekspektasi *out-of-sample*. Metode ini dimulai dengan menghitung log dari fungsi densitas posterior dan menambahkan koreksi untuk jumlah parameter efektif yang disesuaikan untuk *overfitting*. Dibandingkan dengan DIC dan AIC, WAIC memiliki sifat yang berada diatas rata-rata diatas distribusi posterior dibandingkan dalam satu estimasi titik. Hal ini sangat relevan digunakan dalam prediksi karena WAIC mengevaluasi prediksi yang sebenarnya digunakan untuk data baru dalam konteks Bayesian (Gelman dkk.,

2014). Rumus untuk menghitung WAIC dapat dilihat pada Persamaan

$$WAIC = lppd - pWAIC \quad (2.29)$$

Dengan,

$$pWAIC = \sum_{i=1}^n \text{var}_{post}(\log p(y_i | \theta)) \quad (2.30)$$

2.8 Demam Berdarah *Dengue* (DBD)

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) adalah penyakit menular yang disebabkan oleh virus *dengue* dan ditularkan oleh nyamuk *Aedes aegypti*. Biasanya, penyakit demam berdarah ini ditandai dengan adanya demam mendadak selama 2-7 hari, lemah/lesu, nyeri ulu hati, nyeri persendian, dan dapat disertai dengan tanda pendarahan dikulit berupa bintik-bintik. Jika penyakit demam berdarah sudah sangat parah maka dapat disertai dengan mimisan, muntah darah, shock, bahkan dapat menimbulkan kematian. Tiga faktor penting yang memegang peranan pada penularan infeksi virus *dengue* yaitu manusia, virus, dan vektor perantara. Virus *dengue* ditularkan kepada manusia melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* betina. Tidak semua orang yang didalam tubuhnya terdapat virus *dengue* akan sakit demam berdarah *dengue*. Beberapa akan mengalami demam ringan dan sembuh dengan sendirinya atau bahkan ada yang sama sekali tanpa gejala sakit.

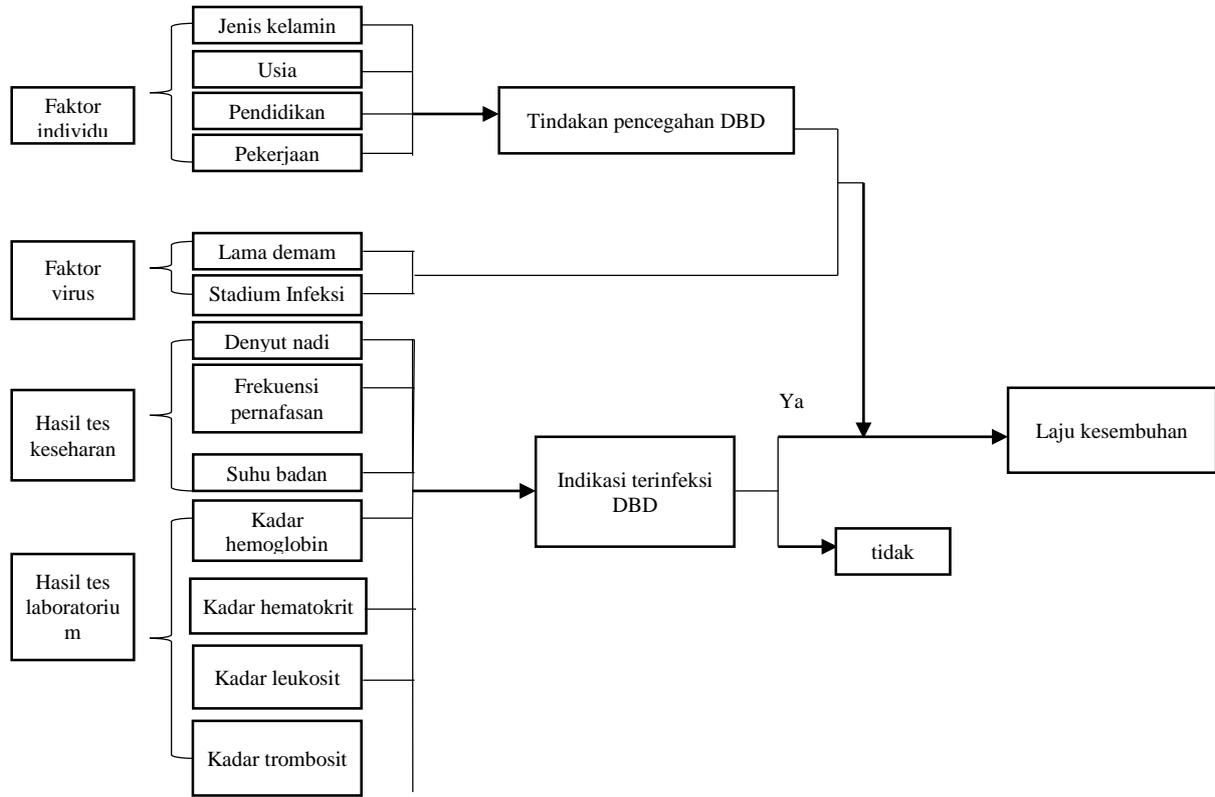
Menurut Kementerian Kesehatan republik Indonesia (2017) DBD pada umumnya akan mengalami fase demam selama 2-7 hari dengan pembagian fase adalah :

1. Fase pertama : 1-3 hari penderita akan demam cukup tinggi hingga 40⁰ Celcius
2. Fase Kedua : penderita mengalami fase kritis pada hari ke 4-5, dimana pada fase ini demam hanya sampai 37⁰ Celcius dan penderita merasa sembuh. Pada fase ini jika tidak mendapatkan pengobatan maka akan berakibat penurunan trombosit secara drastis dan dapat berakibat fatal

3. Fase ketiga : Penderita akan merasa demam, fase ini dinamakan fase pemulihan dan pada fase ini trombosit akan kembali naik.

Penyakit Demam Berdarah Dengue dapat dicegah dengan melakukan perilaku 3M yaitu dengan melakukan pengurasan bak penampungan air secara berkala, menutup tempat penampungan air, mengubur barang-barang bekas, serta menaburkan bubuk lavarsida di tempat penampungan air yang dapat membantu mencegah perkembangbiakan nyamuk *Aedes aegypti*.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)



Gambar 3. 2 Kerangka Konsep Peneliti

Menurut *World Health Organization* (WHO, 1997) penyakit demam berdarah dapat dideteksi oleh beberapa hal yaitu sebagai berikut :

1. Demam atau riwayat demam akut
2. Terdapat minimal satu manifestasi pendarahan
3. Jumlah trombosit ($<100.000/\text{mm}^3$)
4. Terdapat minimal satu dari tanda-tanda plasma leakage oleh karena peningkatan permeabilitas kapiler berikut:
 - a. Hematokrit meningkat $>20\%$ dibandingkan hematokrit rata-rata pada usia, jenis kelamin, dan populasi yang sama
 - b. Hematokrit turun hingga $>20\%$ dari hematokrit awal setelah pemberian cairan.
 - c. Terdapat efusi pleura, asites, hiponatremia, dan hipoalbuminemia.

Selain itu, menurut (WHO, 1997) terdapat 4 derajat spektrum klinis DBD yaitu :

1. Derajat I yaitu demam disertai gejala tidak khas dan satu-satunya manifestasi pendarahan ialah uji bendung
2. Derajat II yaitu seperti pada derajat I tetapi disertai pendarahan spontan di kulit atau pendarahan lain
3. Derajat III yaitu didapatkan kegagalan sirkulasi nadi.
4. Derajat IV yaitu syok berat, nadi tidak dapat diraba, dan tekanan darah tidak dapat diukur.

3.3 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dijelaskan pada Tabel 3.1

Tabel 3. 1 Variabel Penelitian

Variabel	Nama Variabel	Skala
t	Lama rawat inap pasien demam berdarah sampai dengan dinyatakan boleh pulang.	Rasio
t.cen	0 = merupakan data tersensor	Nominal
X ₁	Jenis Kelamin Pasien 0 : Perempuan 1 : Laki-laki	Nominal
X ₂	Usia pasien saat dirawat	Rasio
X ₃	Pendidikan terakhir pasien 1: SD 2 : SMP 3: SMA 4 : S1/D3 5 : Lain-lain	Ordinal
X ₄	Pekerjaan pasien : 1: Ibu Rumah Tangga 2: Pegawai Swasta 3: Pegawai Negeri 4: Tidak Bekerja 5: Lain-lain	Nominal
X ₅	Tingkatan/fase DBD yang diidap : 1: I 2: II 3: III 1. IV	Ordinal
X ₆	Lama demam sebelum masuk ke RS	Rasio
X ₇	Banyaknya denyut nadi per menit	Rasio
X ₈	Frekuensi pernafasan pasien	Rasio
X ₉	Suhu badan pasien saat pertama kali datang ke rumah sakit	Rasio
X ₁₀	Kadar Hemoglobin Pasien	Rasio
X ₁₁	Kadar Hematokrit Pasien	Rasio

Tabel 3.1 Variabel Penelitian (Lanjutan)

Variabel	Nama Variabel	Skala
X ₁₂	Kadar sel darah putih pasien	Rasio
X ₁₃	Kadar trombosit dalam darah	Rasio
Kec	Kecamatan tempat tinggal pasien	Nominal

3.4 Struktur Data

Adapun struktur data yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 3.2

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

t	t.cen	X ₁	X ₂	...	X _p	Kec
t ₁	δ_1	X ₁₁	X ₁₂	...	X _{1p}	K ₁
t ₂	δ_2	X ₂₁	X ₂₂	...	X _{2p}	K ₂
.
.
.
t _n	δ_n	X _{n1}	X _{n2}	...	X _{np}	K _n

3.5 Langkah Analisis

Langkah-langkah analisis dalam penelitian ini adalah :

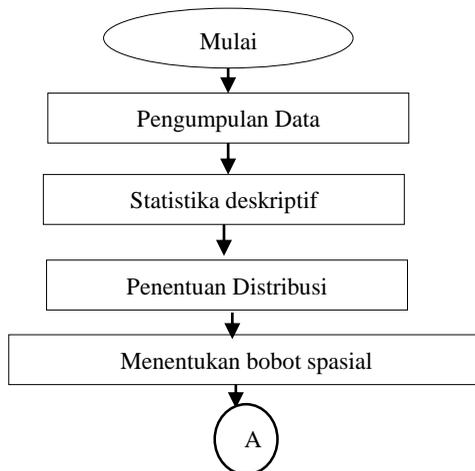
1. Mengkaji karakteristik pasien DBD RS Dr. Soetomo berdasarkan variabel-variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD.
2. Menentukan bobot spasial dengan melakukan input peta wilayah Kota Surabaya ke dalam program OpenBUGS dan kemudian menentukan matriks kedekatan (matriks *adjacent*)
3. Melakukan pengujian autokorelasi spasial pada data jumlah pasien DBD masing-masing kecamatan dengan uji *Moran's I*.
4. Melakukan pengujian asumsi pemodelan *proportional hazard*

5. Menentukan parameter distribusi dari variabel lama rawat inap pasien DBD dengan langkah-langkah sebagai berikut :
 - a. Melakukan pengujian distribusi variabel respon lama rawat inap pasien DBD
 - b. Proses estimasi parameter untuk distribusi dari variabel respon lama rawat inap dengan menggunakan MCMC dan *gibbs sampler*.
6. Menentukan model *survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi CAR pada kejadian DBD di Kota Surabaya berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien menggunakan program WinBUGS. Langkah-langkahnya dapat dijelaskan sebagai berikut.
 - a. Menentukan model dan parameter model *survival* menggunakan MCMC dengan langkah sebagai berikut :
 - i. Menentukan distribusi *prior* yang digunakan berdasarkan informasi dari data
 - ii. Menentukan *joint posterior* model *survival*
 - iii. Menentukan *full conditional* untuk setiap parameter
 - iv. Melakukan inisiasi untuk parameter awal
 - v. Menghitung nilai fungsi *hazard* dan *survival* pasien DBD berdasarkan posterior *summaries* yang diperoleh
 - b. Mengestimasi parameter *survival* dengan efek *random* spasial dengan menggunakan matriks penimbang spasial melalui simulasi MCMC dengan *gibbs sampling* dengan langkah sebagai berikut :
 - i. Menentukan fungsi *likelihood*
 - ii. Menentukan distribusi *prior* dari masing-masing parameter berdasarkan informasi dari data
 - iii. Menentukan initial value untuk masing-masing parameter model dengan 2-step MCMC
 - iv. Membangkitkan T sampel dari distribusi posterior

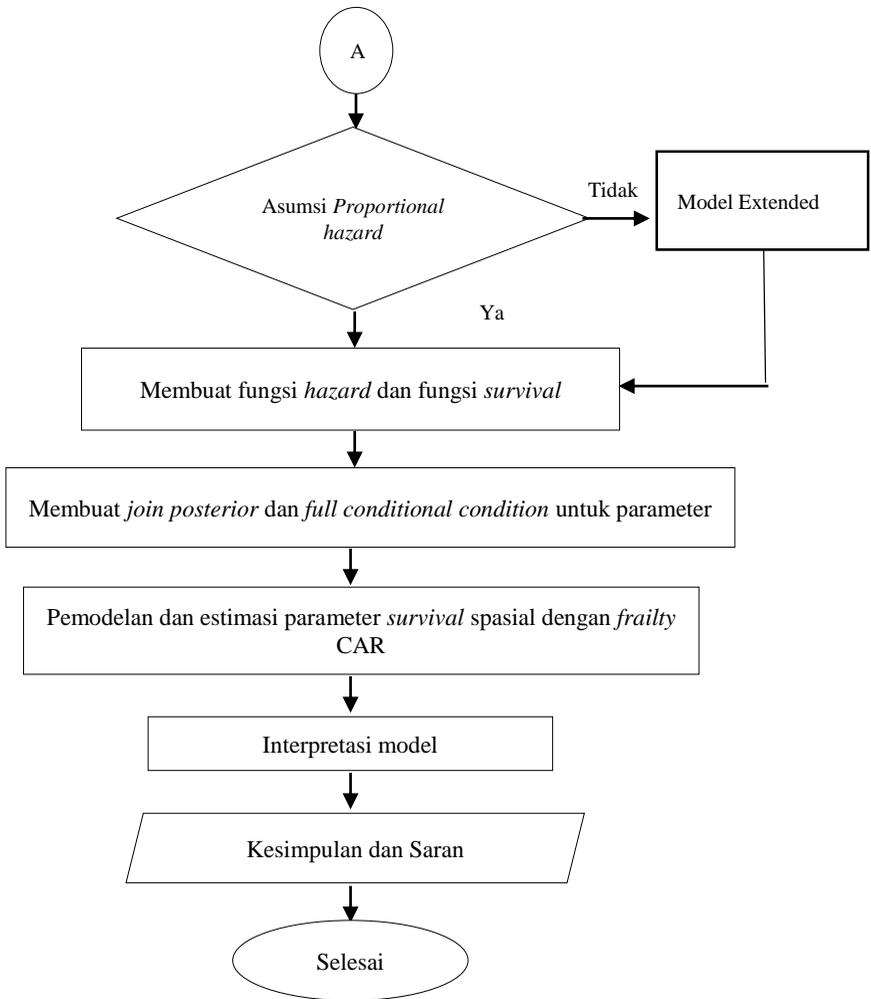
- v. Memonitor kekonvergenan algoritma dengan cara melihat dari *time series plot* dan *density plot* dengan kriteria *irreducible*, *recurrent*, dan aperiodik
 - vi. Mendapatkan estimasi parameter dari distribusi posterior (mean, median, standar deviasi, kuantil, dan *MC error*)
- c. Membentuk model *survival* spasial berdasarkan parameter model yang diperoleh
 - d. Interpretasi model *survival* spasial sehingga diperoleh faktor-faktor yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD.
7. Menarik kesimpulan dan saran

3.6 Diagram Alir

Diagram alir digunakan untuk lebih memperjelas langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian. Berikut merupakan diagram alir yang digunakan pada penelitian ini.



Gambar 3. 3 Diagram Alir Penelitian

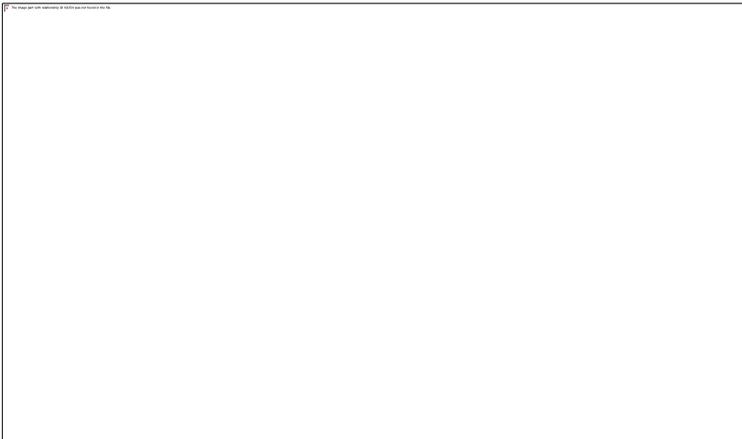


Gambar 3. 3 Diagram Alir Penelitian (Lanjutan)

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD)

Langkah awal yang dilakukan sebelum melakukan analisis *survival* terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) yaitu dengan melakukan analisis statistika deskriptif untuk mengetahui karakteristik pasien DBD yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Gambar 4.1 dan Tabel 4.1 merupakan hasil analisis statistika deskriptif dari jumlah pasien DBD.



Gambar 4. 1 Jumlah Penderita DBD setiap Kecamatan di Surabaya Timur

Pasien Demam Berdarah paling banyak berasal dari kecamatan Tambaksari dan Gubeng dimana terdapat masing-masing 6 pasien, serta kecamatan yang memiliki jumlah pasien yang paling sedikit adalah kecamatan rungkut dan gunung anyar. Pada Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa pada kecamatan yang

berdekatan terdapat persamaan jumlah pasien penderita DBD, sehingga secara visual dapat diketahui bahwa terdapat autokorelasi spasial pada kejadian DBD di kecamatan yang ada di Surabaya Timur. Pasien Demam Berdarah Dengue yang berasal dari daerah Surabaya Timur memiliki waktu *survival* atau lama rawat inap paling cepat 1 hari dan paling lama adalah 7 hari.

Tabel 4. 1. Karakteristik Pasien Demam Berdarah Dengue

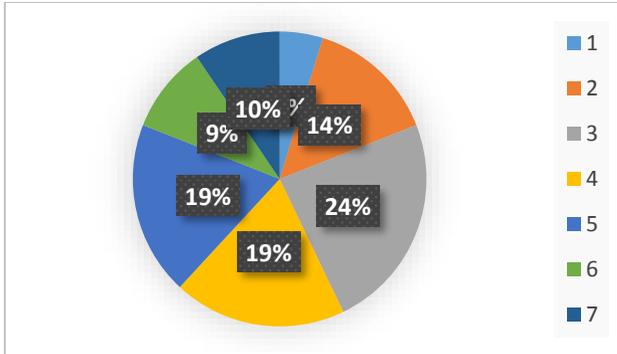
Variabel	Mean	Varians	Minimum	Maksimum
Usia (X_2)	35,62	248,65	18	81
Lama Demam (X_6)	4,190	1,062	3	7
Denyut Nadi (X_7)	89,24	89,99	73	115
Frekuensi Pernafasan (X_8)	19,762	2,990	16	24
Suhu Badan (X_9)	35,910	8,131	27,6	38,9
Kadar Hemoglobin (X_{10})	14,338	3,315	11,5	17,8
Kadar Hematokrit (X_{11})	41,605	19,402	33,9	49,8
Kadar Leukosit (X_{12})	4,849	8,461	1,38	11,7
Kadar Trombosit (X_{13})	74,86	1874,77	4	135

Pasien rata-rata mengalami lama rawat inap selama 4 hari. Rata-rata usia pasien DBD untuk daerah Surabaya Timur adalah sekitar 36 tahun yang tergolong merupakan orang dewasa. Pasien yang terkena DBD biasanya mengalami gejala demam selama kurang lebih selama 5-7 hari sampai diketahui mengidap DBD. Denyut nadi orang normal pada saat istirahat adalah 80-120 BPM untuk balita, 75-110 BPM untuk anak-anak umur 6-17 tahun, dan 60-110 BPM untuk umur lebih dari 18 tahun. Pasien DBD dari daerah Surabaya Timur rata-rata

memiliki denyut nadi per menit sebesar 89,24 BPM yang masih tergolong rata-rata. Sedangkan, denyut nadi paling tinggi adalah sebesar 115 BPM yang diluar batas normal. Denyut nadi diluar batas normal biasanya disebabkan oleh suhu tubuh, rangsangan jantung, dan keadaan toksin jantung. Denyut nadi yang lemah <20 BPM biasanya menandakan adanya shock akibat DBD (WHO, 2018). Gejala lainnya adalah trombositopena 100000/ μ l atau kurang. Rata-rata pasien memiliki trombositopena saat pertama kali masuk rumah sakit adalah sebesar 74,86 yang dapat dikatakan sangat rendah karena sangat jauh dari angka 100000/ μ l. Rata-rata kadar hematokrit pasien ketika pertama kali datang ke RSUD Dr. Soetomo adalah sekitar 41,605%, sedangkan nilai maksimum kadar hematokrit 49,8% yang bisa dikategorikan tinggi karena >46%. Kadar leukosit (*white blood cells*) pasien DBD ketika pertama kali datang ke RSUD Dr. Soetomo adalah sebesar 4,89% serta kadar hemoglobin sebesar 14,338%.

4.1.1 Karakteristik Pasien Demam Berdarah Dengue Berdasarkan Lama Rawat Inap (Waktu *Survival*)

Lama rawat inap pasien Demam Berdarah Dengue biasanya berkisar antara 1-7 hari. Pasien DBD yang masuk masa penyembuhan maka lama rawat inapnya akan menjadi sebentar, sedangkan pasien DBD yang masih dalam fase awal ataupun fase kritis tentu saja membutuhkan waktu untuk rawat inap yang lebih lama. Berikut ini merupakan deskriptif dari lama rawat inap pasien (waktu *survival*) terhitung mulai dari hari pertama pasien masuk RSUD Dr. Soetomo hingga diperbolehkan pulang.

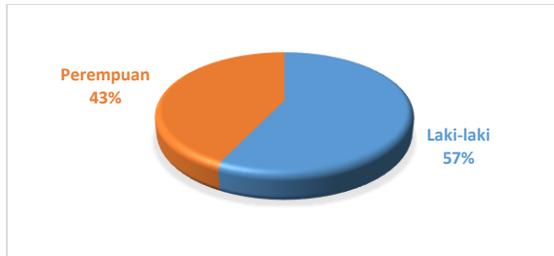


Gambar 4. 2 Pie Chart Lama Waktu *Survival* Pasien (dalam hari)

Pasien DBD yang berasal dari Surabaya Timur seperti pada Gambar 4.2 lebih banyak yang mengalami rawat inap selama 3 hari dengan persentase 24%. Terbanyak kedua adalah lama rawat inap selama 4 hari dan 5 hari dengan persentase masing-masing sebesar 19%. Pasien DBD dari Surabaya Timur paling lama mengalami rawat inap di RSUD Dr. Soetomo selama 7 hari hanya terdapat sebesar 10% dari keseluruhan pasien DBD yang berasal dari Surabaya Timur.

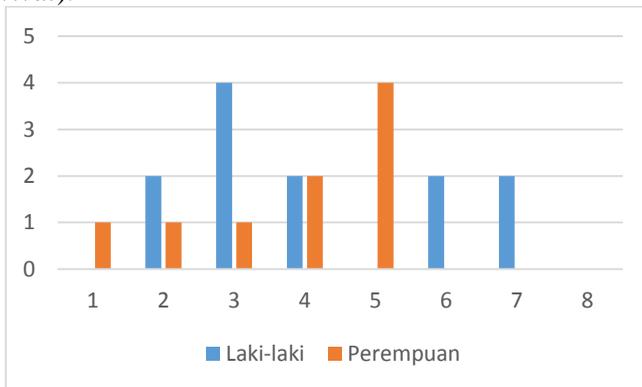
4.1.2 Karakteristik Pasien DBD Berdasarkan Jenis Kelamin

Pada penelitian ini jumlah pasien yang diamati sebanyak 21 pasien yang seluruhnya berasal dari Surabaya Timur dan dirawat di RSUD Dr. Soetomo. Gambar 4.3 menunjukkan bahwa sebagian besar pasien DBD yang berasal dari Surabaya Timur di RSUD Dr. Soetomo berjenis kelamin Laki-laki dengan persentase sebesar 57% dan sisanya (41%) berjenis kelamin perempuan.



Gambar 4. 3 Pie Chart Jenis Kelamin Pasien DBD

Berikut pada Gambar 4.3 merupakan deskriptif dari variabel jenis kelamin berdasarkan lama rawat inap pasien (waktu *survival*).

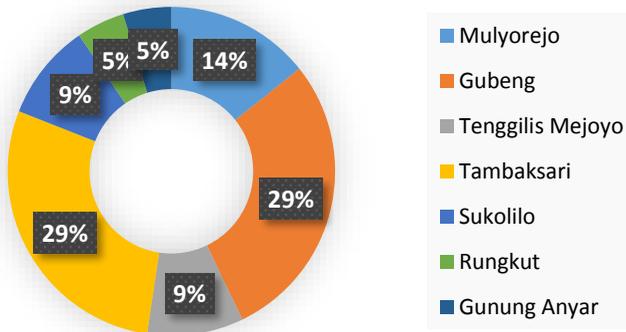


Gambar 4. 4 Deskriptif Jenis Kelamin Pasien DBD berdasarkan Lama Rawat Inap (dalam hari)

Berdasarkan Gambar 4.4, menunjukkan bahwa jumlah pasien yang berjenis kelamin laki-laki dan perempuan berdasarkan plot atau pola memiliki waktu *survival* yang cenderung berbeda, artinya kecepatan sembuh pasien berjenis kelamin laki-laki ataupun perempuan berbeda. Jumlah pasien perempuan yang diperbolehkan pulang pada hari ke 1-4 lebih sedikit dibandingkan laki-laki dan jumlah pasien yang diperbolehkan pulang pada hari ke 5-8 adalah sama untuk jenis kelamin laki-laki maupun perempuan.

4.1.3 Karakteristik Pasien DBD RSUD Dr. Soetomo Berdasarkan Kecamatan Asal Pasien

Pasien Demam Berdarah Dengue yang dirawat di RSUD Dr. Soetomo berasal dari daerah-daerah yang berbeda. Pada penelitian ini pasien yang diteliti hanya berasal dari Surabaya Timur. Gambar 4.5 merupakan karakteristik pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo yang berasal dari Surabaya Timur berdasarkan asal kecamatan daerah tempat tinggal pasien.

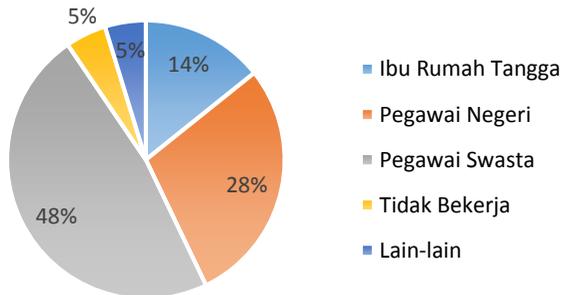


Gambar 4. 5 Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Kecamatan Asal Pasien

Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) Surabaya Timur yang dirawat di RSUD Dr. Soetomo Surabaya berdasarkan Gambar 4.5 paling banyak berasal dari kecamatan Gubeng dan Tambaksari dengan persentase sebesar 29%. Daerah Gubeng dan Daerah Tambaksari diduga banyak terdapat pasien DBD dikarenakan wilayahnya yang padat. Kecamatan yang paling sedikit terjadi kasus DBD adalah kecamatan Rungkut dan Gunung Anyar.

4.1.4 Karakteristik Pasien Demam Berdarah Berdasarkan Jenis Pekerjaan

Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) yang mengalami rawat inap di RSUD Dr. Soetomo khususnya yang berasal dari Surabaya Timur memiliki pekerjaan yang beragam. Gambar 4. 6 merupakan karakteristik pasien DBD berdasarkan jenis pekerjaan pasien.



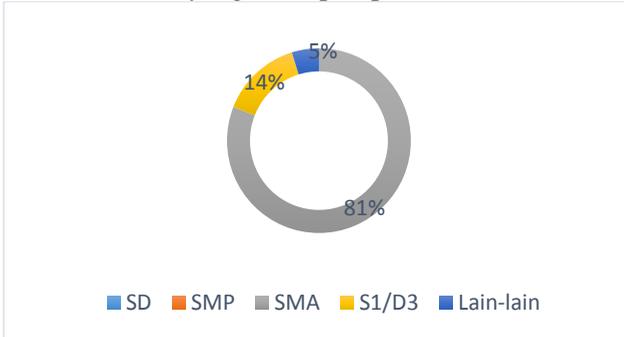
Gambar 4. 6 Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Jenis Pekerjaan

Berdasarkan Gambar 4.6, pasien penderita DBD yang berasal dari daerah Surabaya Timur paling banyak memiliki pekerjaan sebagai pegawai swasta dengan persentase sebesar 48%. Pasien DBD yang memiliki pekerjaan sebagai pegawai negeri memiliki persentase sebesar 28%, sebagai ibu rumah tangga sebesar 14%. Pasien yang tidak memiliki pekerjaan serta bekerja di sektor lainnya masing-masing memiliki persentase sebesar 5%.

4.1.5 Karakteristik Pasien Demam Berdarah Dengue Berdasarkan Tingkat Pendidikan

Tingkat Pendidikan juga mempengaruhi pengetahuan seseorang terhadap penyakit DBD dan cara untuk pencegahannya. Orang yang memiliki pendidikan yang tinggi tentu saja tau bagaimana cara-cara untuk mencegah ataupun

pengobatan yang harus dilakukan jika terkena gejala DBD. Selain itu, kecenderungan orang yang memiliki pendidikan tinggi tentu saja sangat menjaga pola makan serta kebiasaannya sehingga daya tahan tubuh (imun) yang dimiliki lebih kuat dibandingkan dengan yang memiliki pendidikan rendah. Gambar 4.7 merupakan deskriptif pasien untuk tingkat pendidikan terakhir yang ditempuh pasien.



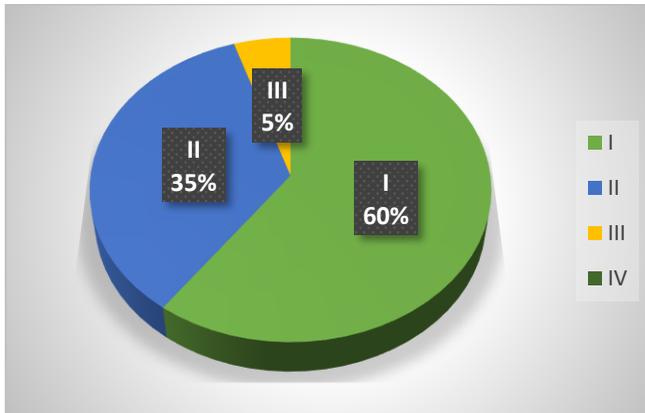
Gambar 4. 7 Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Tingkat Pendidikan

Berdasarkan Gambar 4.7 dapat diketahui bahwa pasien DBD paling banyak memiliki pendidikan terakhir SMA dengan persentase sebesar 81%. Pasien yang memiliki pendidikan terakhir SD, SMA pada penelitian ini tidak ada. Pasien yang memiliki pendidikan terakhir S1/D3 memiliki persentasi 14% dan lain-lain sebesar 5%.

4.1.6 Karakteristik Pasien Demam Berdarah Dengue Berdasarkan Fase DBD Saat Masuk Rumah Sakit

Fase Demam Berdarah *Dengue* atau DBD terdiri atas 4 fase yaitu fase I, II, III, dan IV yang menggambarkan tingkat keparahan dari DBD yang diidap. Pada kasus ini akan dilihat fase yang diidap pasien saat pertama kali masuk rumah sakit untuk rawat inap. Pasien DBD yang masuk ke RSUD Dr. Soetomo untuk dirawat berdasarkan Gambar 4.8 lebih banyak yang menderita Fase I dengan persentase 60%. Selanjutnya,

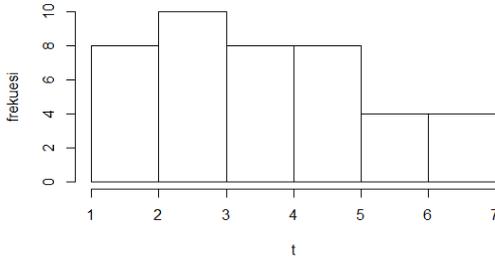
penderita DBD yang menderita Fase II pada saat masuk ke RSUD Dr. Soetomo memiliki persentase sebesar 35% dan yang menderita fasek III memiliki persentase sebesar 5%. Pada penelitian ini tidak ada pasien yang masuk ke RSUD Dr. Soetomo dengan fase IV penyakit DBD.



Gambar 4. 8 Deskriptif Pasien DBD Berdasarkan Fase DBD

4.1.7 Pendugaan Distribusi Lama Inap (Waktu *Survival*) Pasien DBD

Pendugaan distribusi dilakukan terhadap waktu *survival* (t) yaitu lama rawat inap pasien DBD Surabaya Timur di RSUD Dr. Soetomo. Oleh sebab itu, dalam pengujian kesesuaian distribusi digunakan asumsi awal yaitu data dari lama rawat inap pasien DBD berdistribusi Generalized Gamma/Weibull. Secara visual, pola distribusi waktu lama rawat inap pasien DBD dapat dilihat pada Gambar 4.9.



Gambar 4. 9 Histogram Waktu Lama Rawat Inap Pasien DBD

Secara visual, penyebaran data waktu lama rawat inap pasien DBD memiliki pola *skewness* kanan, dimana pola tersebut merupakan ciri-ciri distribusi keluarga eksponensial dan keluarga gamma, sehingga untuk memastikan perlu dilakukan uji kesesuaian distribusi waktu lama rawat inap pasien DBD dengan hipotesa sebagai berikut.

A. Untuk data berdistribusi Weibull

H_0 : Data lama rawat inap pasien DBD berdistribusi Weibull 2P

H_1 : Data lama rawat inap pasien DBD tidak berdistribusi Weibull 2P

B. Untuk data berdistribusi Generalized Gamma

H_0 : Data lama rawat inap pasien DBD berdistribusi *Generalized* Gamma 3P

H_1 : Data lama rawat inap pasien DBD tidak berdistribusi *Generalized* Gamma 3P

Tabel 4.2 merupakan hasil pengujian kesesuaian distribusi menggunakan Kolmogorov-Smirnov pada lama rawat inap pasien DBD.

Tabel 4. 2 Uji Distribusi Waktu *Survival*

Distribusi	Statistik Uji	Nilai Kritis	Keputusan
<i>Generalized</i> Gamma (3P)	0,13276	0,28724	Gagal tolak H_0

Tabel 4. 2 Uji Distribusi Waktu *Survival* (Lanjutan)

Distribusi	Statistik Uji	Nilai Kritis	Keputusan
Weibull (2P)	0,15079	0,28274	Gagal tolak H_0

Hasil uji kesesuaian distribusi pada Tabel 4.2 menunjukkan bahwa waktu lama rawat inap (waktu *survival*) berdistribusi *Generalized* Gamma dan Weibull. Hal ini disebabkan karena nilai statistik uji Kolmogorov-Smirnov dari data lama rawat inap pasien DBD lebih kecil dibandingkan dengan nilai kritis yang ditetapkan sebesar 0,28274. Selain itu, lama waktu rawat inap pasien (waktu *survival*) selalu memiliki nilai yang cenderung positif sehingga distribusi yang sesuai yaitu *Generalized* Gamma dan distribusi Weibull.

4.2 Model *Survival* Spasial Kota Surabaya

Pada bagian ini akan dibahas mengenai analisis *survival* yang melibatkan efek spasial (lokasi) terhadap pasien rawat unap DBD di RSUD Dr. Soetomo, meliputi pembobot spasial, autokorelasi spasial, dan penentuan model *survival*.

4.2.1 Pembobot Spasial Kota Surabaya (Surabaya Timur)

Pendekatan yang digunakan dalam penelitian ini menggunakan pendekatan area jenis pembobot yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Queen Contiguity* yang memiliki konsep dengan menghitung berdasarkan persinggungan sisi dan sudut.

Kecamatan yang saling berdekatan akan disebut sebagai *adjacent* yang kemudian akan disusun dalam sebuah matriks *adjacent*. Pembobot spasial ini akan dijadikan sebagai salah satu parameter dalam prior CAR yang menjadi distribusi dari efek random (*frailty*) dari model *survival*.

Tabel 4. 3 List Jumlah Ketetanggaan Tiap Kecamatan

Kecamatan no-	Kecamatan	Jumlah Tetangga
1	Tenggilis Mejoyo	4
2	Gunung Anyar	2
3	Rungkut	3
4	Sukolilo	4
5	Mulyorejo	3
6	Gubeng	4
7	Tambaksari	2

List pembobot diatas menyatakan jumlah ketetanggaan yang dimiliki oleh masing-masing kecamatan, sedangkan untuk matriks *adjacent* berisikan list kedekatan dari masing-masing kecamatan adalah sebagai berikut.

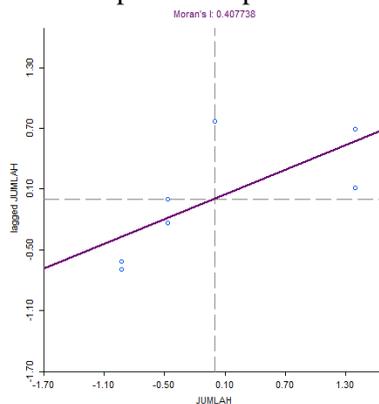
2,3,4,6, 1,3, 1,2,4, 1,3,5,6, 4,6,7, 1,4,5,7, 6,5

Sebagai contoh kecamatan pada baris pertama yaitu kecamatan Tenggilis Mejoyo memiliki tetangga sebanyak 4 yaitu kecamatan Gunung Anyar, Rungkut, Sukolilo dan Gubeng. Kecamatan Gunung Anyar memiliki jumlah tetangga sebanyak 2 Kecamatan yaitu kecamatan Tenggilis Mejoyo dan Kecamatan Rungkut. Kecamatan Rungkut memiliki jumlah ketetanggaan sebanyak 3 Kecamatan, Kecamatan Sukolilo memiliki jumlah ketetanggaan sebanyak 4 kecamatan, kecamatan Mulyorejo sebanyak 3 kecamatan, kecamatan Gubeng sebanyak 4 kecamatan, dan kecamatan Tambaksari memiliki jumlah ketetanggaan sebanyak 2 kecamatan. Secara

keseluruhan matriks *adjacent* ini memiliki 22 ketetanggaan dari 7 kecamatan yang diteliti.

4.2.2 Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial digunakan untuk mengetahui hubungan/korelasi yang menyebabkan adanya persamaan maupun perbedaan yang signifikan antara daerah yang saling berdekatan atau bertujuan untuk mengetahui kebergantungan suatu variabel pada suatu kecamatan terhadap variabel itu sendiri di kecamatan yang berbeda. Pada penelitian ini digunakan perhitungan autokorelasi spasial dengan pendekatan *Global Moran's I*. Scatterplot untuk autokorelasi spasial dan Indeks Moran's *I* terhadap jumlah pasien rawat inap DBD RSUD DR. Soetomo dapat dilihat pada Gambar 4. 10.



Gambar 4. 10 Scatterplot beserta Indeks Moran's *I* untuk Jumlah Pasien DBD

Pengujian autokorelasi spasial ini digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan/keterkaitan antara jumlah pasien DBD di kecamatan lainnya. Indeks Moran's *I* memiliki nilai sekitar -1 sampai dengan 1, dimana jika Indeks Moran's *I* mendekati nilai -1 atau 1 maka kedekatan/hubungan antar kecamatan untuk satu variabel tertentu semakin kuat (ada autokorealsi spasial) dan jika mendekati nilai 0 maka tidak

terdapat hubungan antar kecamatan untuk satu variabel. Gambar 4. 10 menunjukkan indeks Moran's I sebesar 0,407738 maka dapat dikatakan terdapat autokorelasi spasial meskipun sangat kecil karena nilai mendekati 0.

Pengujian autokorelasi spasial selain menggunakan Indeks Moran's I juga dilakukan pengujian signifikansi autokorelasi spasial melalui hipotesis dalam emnentukan ada atau tidaknya autokorelasi spasial pada kejadian DBD di Surabaya Timur. Pengujian ini menggunakan nilai Z-hitung dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : I = 0$ (tidak terdapat autokorelasi spasial)

Terdapat dua macam hipotesis alternatif yaitu:

$H_1 : I > 0$ (memiliki autokorelasi positif)

$H_1 : I < 0$ (memiliki autokorelasi negatif)

Pengujian hipotesis di atas dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji Z-hitung. Dalam menentukan nilai ekspektasi Moran's I atau $E[I]$ dan standar deviasi Moran's I maka dilakukan permutasi sebanyak 999 kali sehingga didapatkan nilai $E[I]$ sebesar -0,1667 dan nilai standar deviasi sebesar 0,2255. Sehingga diperoleh hasil perhitungan statistik uji diperoleh nilai Z_{hitung} sebesar 2,5792 dimana nilai ini lebih besar jika dibandingkan dengan nilai tabel normal pada tingkat signifikansi $\alpha = 0,05$ ($Z_{0,05} = 1,96$) sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa terdapat autokorelasi spasial pada kejadian DBD di Surabaya Timur khususnya untuk daerah-daerah yang berdekatan sesuai dengan matriks *adjacent*.

4.2.3 Asumsi *Proportional Hazard*

Model *cox proportional hazard* menggunakan asumsi pemodelan yang harus dipenuhi dalam *hazard* proporsional adalah bahwa *baseline hazard* adalah fungsi dari t , tetapi tidak menyertakan prediktor, sedangkan fungsi eksponensial mencakup X tetapi tidak melibatkan t , atau X merupakan *time dependent* (Kleinbaum dan Klein, 2011). Pada penelitian ini pengujian asumsi *proportioal hazard* dilakukan dengan uji korelasi antara residual *Schoenfeld* dan waktu *survival*. Uji

global *Grambsch and Thernau* juga digunakan dalam penelitian ini. Pengujian ini menggunakan hipotesis serta statistik uji sesuai dengan Persamaan 2.15. Tabel 4.4 merupakan hasil uji *Schoenfeld residual*.

Tabel 4. 4 Hasil Uji Proporsional *Hazard*

Variabel	Rho	P-value
Jenis Kelamin (1)	0,05481	0,8374
Usia Pasien	0,41291	0,1397
Pendidikan Terakhir (S1/D3)	-0,2339-	0,2671
Pendidikan Terakhir (SMA)	-0,20646	0,3335
Pendidikan Terakhir (lain-lain)	NA	NA
Pekerjaan Pegawai Negeri	0,09771	0,6676
Pekerjaan (Pegawai Swasta)	-0,11479	0,6045
Pekerjaan (Tidak Bekerja)	-0,32063	0,1018
Lama demam sebelum masuk RS	0,33498	0,0936
Fase DBD (II)	-0,20733	0,3648
Fase DBD (III)	-0,01608	0,9337
Denyut Nadi	-0,24943	0,1697

Tabel 4. 4 Hasil Uji Proporsional *Hazard* (Lanjutan)

Variabel	Rho	P-value
Pernafasan	0,10119	0,6304
Suhu	-0,13837	0,5282
HGB	-0,00966	0,9645
HCT	0,16331	0,3972
WBC	-0,24273	0,2864
PLT	-0,31504	0,0627
GLOBAL	NA	0,8076

Hasil pengujian proporsional *hazard* dengan menggunakan korelasi antara residual *Schoenfeld* dengan waktu *survival* yang ditunjukkan dengan nilai Rho menunjukkan untuk seluruh variabel yang digunakan dalam penelitian ini memiliki nilai *P* yang lebih dari taraf signifikansi sebesar 0,05. Sehingga, untuk seluruh variabel kategorik tidak signifikan sehingga gagal menolak hipotesis untuk asumsi proporsional *hazard*. Hasil Uji Global untuk menguji asumsi proporsional *hazard* untuk keseluruhan model secara simultan menunjukkan nilai 0,8076 yang lebih dari taraf signifikansi. Berdasarkan hasil uji Global dapat disimpulkan bahwa asumsi proporsional *hazard* terpenuhi pada model ini. Plot residual *schoenfeld* untuk setiap variabel yang digunakan dapat dilihat pada Lampiran 17.

4.2.4 Join Distribusi dan Penentuan Distribusi Prior

Pada penelitian ini digunakan dua macam distribusi untuk lama inap (waktu *survival*) pasien DBD yaitu distribusi Weibull 2 Parameter dan Generalized Gamma 3 parameter. Fungsi kepadatan peluang (PDF) untuk distribusi Weibull 2 parameter adalah sebagai berikut.

$$f(t | \mu, \gamma) = \mu \gamma t^{\gamma-1} \exp(-\mu t^\gamma)$$

Kemudian fungsi *hazard* untuk distribusi Weibull adalah sebagai berikut,

$$h(t) = \gamma t^{\gamma-1} \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \mathbf{W}_j)$$

sebelum melakukan estimasi terhadap parameter γ dan untuk β , maka terlebih dahulu menentukan distribusi priornya sebagai berikut,

$$\gamma \sim \text{Gamma}(a, b)$$

$$\beta_i \sim \text{Normal}(m, \tau)$$

dimana penentuan distribusi prior tersebut dilakukan berdasarkan gabungan antara prior informatif dan *pseudo* prior.

Pada analisis survival menyertakan data tersensor dalam menentukan join distribusi posterior. Selanjutnya waktu survival t ditentukan sebagai waktu yang diperlukan hingga terjadinya kesembuhan dan \mathbf{x} (vektor *covariate*) merupakan variabel prediktor sehingga diperoleh join distribusi posterior adalah sebagai berikut,

$$p(\boldsymbol{\beta}, \rho, \lambda, \mathbf{W} | t, x) \propto \prod_{i=1}^n \{ \gamma t^{\rho-1} \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \mathbf{W}_j) \} \\ \times p(\boldsymbol{\beta}) p(\gamma) p(\lambda) p(\mathbf{W} | \lambda)$$

Sedangkan untuk parameter ρ , β_i , dan λ memiliki distribusi posterior marginal yaitu sebagai berikut,

$$p(\gamma | \lambda, \beta_i) \propto \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} l(t | \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \\ d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p$$

$$p(\lambda | \gamma, \beta_i) \propto \int_{\gamma} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} l(t | \gamma, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\gamma) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \\ d\gamma d\beta_1 \dots d\beta_p$$

$$p(\beta_1 | \gamma, \lambda, \beta_{i \neq 1}) \propto \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_2} \dots \int_{\beta_p} l(t | \alpha, \gamma, \lambda, \beta_2, \dots, \beta_p) p(\gamma) p(\lambda) p(\beta_2) \dots p(\beta_p) d\gamma d\lambda d\beta_2 \dots d\beta_p$$

⋮

$$p(\beta_p | \gamma, \lambda, \beta_{i \neq p}) \propto \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{p-1}} l(t | \alpha, \gamma, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}) p(\gamma) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_{p-1}) d\gamma d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_{p-1}$$

Untuk distribusi *Generalized Gamma* diketahui fungsi kepadatan peluangnya adalah sebagai berikut,

$$f(t | \gamma, \alpha, \beta) = \frac{\beta}{\Gamma(\alpha)} \frac{t^{\beta\alpha-1}}{\gamma^{\beta\alpha}} \exp\left(-\left(\frac{t}{\gamma}\right)^{\beta}\right)$$

Dengan model

$$h(t) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \mathbf{W}_j)$$

Dimana $h_0(t)$ dari distribusi *Generalized Gamma* merupakan bentuk integral rumit yang memuat parameter α dan γ . Join distribusi posterior dari model adalah sebagai berikut,

$$p(\boldsymbol{\beta}, \alpha, \theta, \lambda, \mathbf{W} | t, x) \propto \prod_{i=1}^n \{h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \mathbf{W}_j)\} \times p(\boldsymbol{\beta}) p(\alpha) p(\gamma) p(\lambda) p(\mathbf{W} | \lambda)$$

Sebelum melakukan estimasi terhadap parameter α, θ dan untuk β , maka terlebih dahulu menentukan distribusi priornya sebagai berikut,

$$\alpha \sim \text{Gamma}(a, b)$$

$$\gamma \sim \text{Gamma}(a, b)$$

$$\beta_i \sim \text{Normal}(m, \text{tau})$$

dimana penentuan distribusi prior tersebut dilakukan berdasarkan gabungan antara prior informatif dan *pseudo* prior.

Sedangkan parameter α, γ, λ , dan β_i memiliki distribusi posterior marginal sebagai berikut,

$$\begin{aligned}
p(\alpha | \gamma, \lambda, \beta_i) &\propto \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} l(t | \gamma, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\gamma) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \\
&\quad d\gamma d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p \\
p(\gamma | \alpha, \lambda, \beta_i) &\propto \int_{\alpha} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} l(t | \alpha, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \\
&\quad d\alpha d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_p \\
p(\lambda | \alpha, \theta, \beta_i) &\propto \int_{\alpha} \int_{\gamma} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_p} l(t | \alpha, \gamma, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\gamma) p(\beta_1) \dots p(\beta_p) \\
&\quad d\alpha d\gamma d\beta_1 \dots d\beta_p \\
p(\beta_1 | \alpha, \gamma, \lambda, \beta_{i \neq 1}) &\propto \int_{\alpha} \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_2} \dots \int_{\beta_p} l(t | \alpha, \gamma, \lambda, \beta_2, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\gamma) \\
&\quad \times p(\lambda) p(\beta_2) \dots p(\beta_p) d\alpha d\gamma d\lambda d\beta_2 \dots d\beta_p \\
&\vdots \\
p(\beta_p | \alpha, \gamma, \lambda, \beta_{i \neq p}) &\propto \int_{\alpha} \int_{\gamma} \int_{\lambda} \int_{\beta_1} \dots \int_{\beta_{p-1}} l(t | \alpha, \gamma, \lambda, \beta_2, \dots, \beta_p) p(\alpha) p(\gamma) \\
&\quad \times p(\lambda) p(\beta_1) \dots p(\beta_{p-1}) \times d\alpha d\gamma d\lambda d\beta_1 \dots d\beta_{p-1}
\end{aligned}$$

4.2.5 Fungsi *Survival* dan Fungsi *Hazard*

Fungsi *survival* dan fungsi *hazard* pasien DBD RSUD Dr. Soetomo dibentuk berdasarkan hasil estimasi parameter dari distribusi Weibull 2-parameter yang telah ditentukan melalui uji kesesuaian distribusi melalui pendekatan bayesian terhadap data waktu *survival* (lama rawat inap) di seluruh kecamatan di Surabaya Timur. Hasil output estimasi parameter secara keseluruhan melalui paket program OpenBUGS14 dapat dilihat pada Lampiran . Berikut disajikan pada Tabel 4. 5, hasil estimasi parameter distribusi yang dilakukan dengan pendekatan bayesian.

Tabel 4. 5 Estimasi Parameter Distribusi Weibull

Node	Mean	2,5%	Median	97,5%
Rho	2,257	1,534	2,244	3,064
Mu	0,04448	0,009201	0,03676	0,1229

Parameter distribusi weibull yang diperoleh kemudian digunakan untuk menentukan fungsi *survival* dan fungsi *hazard* melalui perhitungan sebagai berikut,

$$S(t) = \exp(-\mu t^{\gamma-1}) \text{ untuk fungsi } survival$$

$$h(t) = \mu \gamma t^{\gamma-1} \text{ untuk fungsi } hazard$$

Selanjutnya dilakukan estimasi parameter dengan menggunakan distribusi *Generalized Gamma*. Berikut pada Tabel 4.6 merupakan hasil estimasi parameter distribusi *Generalized Gamma* yang dilakukan dengan pendekatan bayesian.

Tabel 4. 6 Estimasi Parameter Distribusi Generalized Gamma

Node	mean	2,50%	Median	97,50%
Beta	1,984	0,9461	1,813	3,981
Theta	1,889	0,4804	1,651	4,588
Mu	0,3945	0,165	0,3094	1,152

Seperti pada distribusi Weibull, parameter yang didapatkan selanjutnya akan digunakan untuk menentukan fungsi *survival* dan fungsi *hazard* melalui perhitungan sebagai berikut,

$$S(t) = \frac{\Gamma(\alpha, (\frac{t}{\gamma})^\beta)}{\Gamma(\alpha)} \text{ untuk fungsi } survival$$

$$h(t) = \frac{\beta t^{\beta\alpha-1} e^{-\left(\frac{x}{\gamma}\right)^\beta}}{\gamma^{\beta\alpha}} \text{ untuk fungsi } hazard$$

4.2.6 Faktor-faktor yang Signifikan Mempengaruhi Laju Kesembuhan Pasien DBD

Pada penelitian ini, faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD akan dimodelkan ke dalam dua

distribusi berbeda. Distribusi yang digunakan adalah distribusi Weibull dan distribusi *Generalized* Gamma.

A. Faktor yang signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD dengan distribusi Weibull dengan menggunakan CAR

Faktor-faktor yang diduga mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD RSUD Dr. Soetomo yang melibatkan efek lokasi (daerah/spasial) asal pasien meliputi jenis kelamin, usia, pekerjaan, pendidikan terakhir, lama demam, dan fase DBD. Hasil estimasi (*posterior summaries*) terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi kesembuhan pasien DBD secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran. Berikut merupakan hasil estimasi parameter (*posterior summaries*) model *survival* weibull spasial dengan *frailty* CAR disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4. 7 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull

Node	Mean	2,5%	Median	97,5%
Kec[1]	0,1086	-0,3290	0,1018	0,5862
Kec[2]	0,1450	-0,5458	0,1335	0,9080
Kec[3]	0,1127	-0,4467	0,1035	0,7243
Kec[4]	0,0277	-0,4274	0,0255	0,4965
Kec[5]	-0,0309	-0,5978	-0,0283	0,5211
Kec[6]	-0,2101	-0,7419	-0,1935	0,2225
Kec[7]	-0,1531	-0,8109	-0,1435	0,4500
X₁(p)	0,6881	0,3517	0,6890	1,0230
X ₂	-0,3281	-0,8588	-0,3258	0,2079
X ₃ (SMA)	0,1269	-0,4672	0,1259	0,7263
X₃(S1/D3)	0,3949	0,2807	0,395	0,5100
X₄(PNS)	-0,5610	-1,0140	-0,5594	-0,1247
X ₄ (P.Swasta)	-0,3895	-0,9123	-0,391	0,1529
X ₄ (Tidak Bekerja)	0,1412	-0,1604	0,1402	0,4429
X₄(Lain-lain)	0,4707	0,0812	0,4721	0,8550

Tabel 4. 7 *Posterior Summaries Model Survival Weibull (Lanjutan)*

Node	Mean	2,5%	Median	97,5%
X₅(II)	-0,4896	-0,8363	-0,4893	-0,1460
X ₅ (III)	-0,1565	-0,5486	-0,1577	0,2329
X₆	-0,4715	-0,8310	-0,4723	-0,1062
X₇	0,7660	0,2947	0,7685	1,2380
X₈	-0,5030	-0,7498	-0,5021	-0,2618
X ₉	0,2350	-0,0714	0,2366	0,5374
X ₁₀	0,1117	-0,0639	0,1115	0,2884
X ₁₁	-0,0321	-0,0772	-0,0318	0,0111
X₁₂	-0,6835	-0,9468	-0,6846	-0,4118
X₁₃	0,7409	0,4646	0,7420	1,0090
b ₀	-3,8800	-5,0590	-3,8690	-2,7660
Gamma	2,4300	1,7740	2,4220	3,1300

Faktor-faktor yang dianggap signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo adalah jika nilai dari *credible interval* 2,5% hingga 97,5% tidak memuat nilai 0. Tabel 4.7 menunjukkan tidak semua variabel mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo. Berdasarkan Tabel 4. 7, variabel yang berpengaruh terhadap kesembuhan pasien DBD adalah variabel jenis kelamin, pendidikan terakhir pasien, pekerjaan pasien, diagnosis DB ketika masuk ke rumah sakit, lama demam sebelum masuk rumah sakit, denyut nadi per menit, tingkat pernafasan, kadar *White Blood Cells*, dan kadar *platelets* atau trombosit.

Faktor jenis kelamin dengan nilai sebesar 0,6881 secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,6881) = 1,9899$ menunjukkan bahwa pasien DBD dengan jenis kelamin perempuan cenderung lebih cepat untuk sembuh (memiliki laju kesembuhan yang cepat) sebesar 1,9899 kali dari pasien DBD yang berjenis kelamin laki-laki.

Dapat juga diartikan jika pada suatu waktu ke-t terdapat 10 pasien DBD dengan jenis kelamin perempuan yang sembuh maka pada saat itu juga akan terdapat 5 pasien DBD dengan jenis kelamin laki-laki yang sembuh.

Faktor pendidikan terakhir pasien untuk kategori lain-lain mempengaruhi terhadap laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,3949) = 1,4842$ yang artinya pasien yang memiliki tingkat pendidikan S1 akan cenderung lebih cepat sembuh sebesar 1,4842 kali dibandingkan yang memiliki pendidikan lain-lain. Hal ini disebabkan oleh kecenderungan jika pasien memiliki pendidikan yang tinggi maka akan lebih mengetahui bagaimana cara menangani penyakit DBD jika sudah ada gejalanya. Selain itu, pasien yang memiliki pendidikan tinggi cenderung lebih memilih makanan yang sehat serta pola hidup dan lingkungan yang sehat sehingga sistem imun lebih baik dan jika terkena penyakit maka akan lebih cepat sembuh.

Faktor pekerjaan untuk kategori pegawai negeri secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien penyakit DBD sebesar $\exp(-0,5610) = 0,5706$ atau pasien dengan pekerjaan pegawai negeri akan memiliki laju kesembuhan yang lebih lambat sebesar 0,5706 kali dibandingkan pasien yang memiliki pekerjaan ibu rumah tangga. Pasien dengan pekerjaan lain-lain akan memiliki laju kesembuhan sebesar $\exp(0,4707) = 1,6011$ lebih cepat dibandingkan ibu rumah tangga.

Faktor selanjutnya yang secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD adalah diagnosis DBD ketika pertama kali masuk rumah sakit. Secara signifikan pasien yang masuk ke rumah sakit kemudian didiagnosis mengidap penyakit DBD pada fase II akan memiliki laju kesembuhan lebih lambat sebesar $\exp(-0,4896) = 0,6128$ kali dibandingkan pasien yang mengidap DBD fase I.

Faktor lama demam sebelum masuk rumah sakit secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD sebesar $\exp(-0,4715) = 0,6240$ atau setiap pertambahan lama demam pasien sebelum masuk rumah sakit sebesar 1 hari akan

memperlambat laju kesembuhan pasien sebesar 0,6240 hari atau dengan berkurangnya lama demam pasien DBD selama 1 hari akan mempercepat laju kesembuhan pasien DBD sebesar $1/0,6240$ atau sebesar 1,6208 kali.

Faktor denyut nadi per menit mempengaruhi secara signifikan laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,7660)=2,1511$ atau setiap penambahan denyut nadi pasien maka akan mempercepat kesembuhan pasien sebesar 2,1511 hari. Selain itu, faktor yang berpengaruh signifikan terhadap DBD adalah faktor tingkat pernafasan pasien yang secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(-0,0321) = 0,9683$ atau setiap penambahan tingkat pernafasan pasien sebesar 1% maka akan memperlambat laju kesembuhan pasien sebesar 0,9683 hari.

Selanjutnya, faktor kadar *white blood cell* dalam tubuh pasien akan mempengaruhi laju kesembuhan pasien secara signifikan sebesar $\exp(-0,6835) = 0,5048$ atau setiap penambahan *white blood cells* dalam tubuh pasien sebesar 1 satuan, maka akan memperlambat kesembuhan pasien sebesar 0,5048 hari. Hal ini karena jika kadar leukosit di dalam tubuh manusia berjumlah lebih dari 3000-10500 sel darah putih tandanya manusia menderita suatu penyakit tertentu.

Faktor terakhir yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD adalah kadar trombosit atau *platelets* yang secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,7409) = 2,097$ yang artinya setiap penambahan trombosit sebesar 1 satuan akan menyebabkan pasien DBD lebih cepat sembuh sebesar 2, 097 hari.

B. Faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD dengan distribusi Generalized Gamma dengan CAR

Selain dengan menggunakan distribusi Weibull, digunakan pendekatan lainnya untuk mendapatkan model yang tepat untuk memodelkan laju kesembuhan pasien DBD di Surabaya Timur. Salah satu distribusi lain selain weibull yang

digunakan adalah distribusi *generalized gamma*. Berikut ini pada Tabel 4. 8 merupakan faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di Surabaya Timur beserta estimasi parameter yang diperoleh dari *posterior summaries*.

Tabel 4. 8 *Posterior Summaries* Model Generalized Gamma dengan CAR

Node	Mean	2,5%	Median	97,5%
Kec[1]	0,0305	-0,4064	0,0287	0,4782
Kec[2]	0,0586	-0,6209	0,0536	0,7678
Kec[3]	0,0548	-0,4917	0,0504	0,6308
Kec[4]	0,0231	-0,4117	0,0208	0,4729
Kec[5]	-0,0113	-0,5663	-0,0102	0,5354
Kec[6]	-0,0706	-0,5367	-0,0652	0,3622
Kec[7]	-0,0852	-0,7501	-0,0776	0,5363
X₁(p)	0,7235	0,3690	0,7258	1,0660
X ₂	-0,3763	-1,0150	-0,3661	0,2056
X ₃ (SMA)	0,1683	-0,4595	0,1678	0,7995
X₃(S1/D3)	0,3831	0,2545	0,3829	0,5132
X₄(PNS)	-0,5189	-1,0270	-0,5130	-0,0463
X ₄ (P,Swasta)	-0,5847	-1,2330	-0,5723	-0,0142
X ₄ (Tidak Bekerja)	0,0963	-0,3770	0,1082	0,4764
X₄(Lain-lain)	0,5380	0,03565	0,5456	0,9859
X5(II)	-0,5068	-0,8842	-0,5049	-0,1401
X5(III)	-0,1526	-0,5578	-0,1518	0,2464
X6	-0,5153	-1,0340	-0,5058	-0,0715
X7	0,7687	0,1368	0,7816	1,3130
X8	-0,5631	-0,8546	-0,5598	-0,2933
X9	0,2190	-0,1158	0,2217	0,5388
X10	0,1471	-0,0616	0,1489	0,3449
X11	-0,03856	-0,1002	-0,0378	0,0189

Tabel 4. 8 *Posterior Summaries Model Generalized Gamma dengan CAR (Lanjutan)*

Node	Mean	2,5%	Median	97,5%
X12	-0,6474	-0,9712	-0,6432	-0,3541
X13	0,6716	0,3638	0,6748	0,9603
b0	-2,2230	-3,4020	-2,2060	-1,1410

Faktor-faktor yang dianggap signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo jika diduga bahwa lama rawat inap pasien mengikuti pola distribusi *generalized gamma* berdasarkan pada Tabel 4.8 adalah variabel jenis kelamin, pendidikan terakhir untuk kategori S1, pekerjaan untuk kategori pegawai negeri, pegawai swasta, dan lain-lain, fase DBD, lama demam sebelum masuk rumah sakit, fase DBD yang didiagnosis II, denyut nadi per menit, tingkat pernafasan, kadar *white blood cells*, dan kadat *platelets* atau trombosit. Selain faktor-faktor yang disebutkan diatas, dapat diketahui bahwa untuk parameter *frailty* CAR juga signifikan berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD. Hal ini berarti bahwa dalam kasus kejadian DBD memang terdapat hubungan (dependensi) pada efek random (*frailty*).

Faktor jenis kelamin dengan nilai sebesar 0,7334 secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,7235) = 2,061$ menunjukkan bahwa pasien DBD dengan jenis kelamin perempuan cenderung lebih cepat untuk sembuh (memiliki laju kesembuhan yang lebih cepat) pasien DBD dengan jenis kelamin perempuan yang sembuh maka pada saat itu juga akan terdapat 5 pasien DBD dengan jenis kelamin laki-laki yang sembuh.

Faktor pendidikan terakhir pasien untuk kategori S1 mempengaruhi terhadap laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,3831) = 1,4668$ yang artinya pasien yang memiliki tingkat pendidikan S1 akan cenderung memiliki laju kesembuhan sebesar 1,4668 kali lebih cepat dibandingkan yang memiliki pendidikan lain-lain.

Faktor pekerjaan untuk kategori pegawai negeri secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien penyakit DBD sebesar $\exp(-0,5189) = 0,5951$ atau pasien dengan pekerjaan pegawai negeri akan lebih lambat sembuh sebesar 0,5951 kali dibandingkan pasien yang memiliki pekerjaan ibu rumah tangga. Selain itu pasien dengan pekerjaan sebagai pegawai swasta akan memiliki laju kesembuhan sebesar $\exp(-0,5847) = 0,5572$ kali lebih lambat dibandingkan ibu rumah tangga dan pasien dengan pekerjaan lain-lain akan memiliki laju kesembuhan sebesar $\exp(0,538) = 1,712$ kali lebih cepat dibandingkan ibu rumah tangga.

Faktor yang secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD adalah diagnosis DBD ketika pertama kali masuk rumah sakit. Secara signifikan pasien yang masuk ke rumah sakit kemudian didiagnosis mengidap penyakit DBD pada fase II akan lebih lambat sembuh sebesar $\exp(-0,5068) = 0,6024$ kali dibandingkan pasien yang mengidap DBD fase I.

Faktor lama demam sebelum masuk rumah sakit secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD sebesar $\exp(-0,5153) = 0,597$ atau setiap pertambahan lama demam pasien sebelum masuk rumah sakit sebesar 1 hari akan memperlambat laju kesembuhan pasien sebesar 0,597 hari. Faktor denyut nadi per menit mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,7687) = 2,156$ yang artinya setiap pertambahan denyut nadi per menit sebesar 1 satuan akan mempercepat laju kesembuhan pasien sebesar 2,156 hari. Selain itu, faktor yang berpengaruh signifikan terhadap DBD adalah faktor tingkat pernafasan pasien yang secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(-0,5631) = 0,56944$ atau setiap pertambahan tingkat pernafasan pasien sebesar 1 mmHg maka akan memperlambat laju kesembuhan pasien sebesar 0,56944 hari.

Selanjutnya, faktor kadar *white blood cell* dalam tubuh pasien akan mempengaruhi laju kesembuhan pasien secara

signifikan sebesar $\exp(-0,6474) = 0,5234$ atau setiap penambahan *white blood cells* dalam tubuh pasien sebesar 1 satuan maka akan memperlambat kesembuhan pasien sebesar 0,5234 hari. Faktor terakhir yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD adalah kadar trombosit atau *platelets* yang secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien sebesar $\exp(0,6716) = 1,957$ yang artinya setiap penambahan trombosit sebesar 1 satuan akan menyebabkan pasien DBD lebih cepat sembuh sebesar 1,957 hari.

4.2.7 Laju Kesembuhan Pasien DBD

Berdasarkan paramter posterior yang telah disajikan pada Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 maka *hazard rate* (laju kesembuhan) pasien DBD RSUD Dr. Soetomo di masing-masing kecamatan yang berada di daerah Surabaya Timur dapat dimodelkan sebagai berikut.

Model Laju Kesembuhan Pasien Distribusi Weibull

$$h(t) = 2,43t^{1,43} \exp(-3,88 + 0,6881X_{1(\text{perempuan})} + 0,3949X_{3(S1/D3)} - 0,561X_{4(\text{P.Negeri})} + 0,4707X_{4(\text{lain-lain})} - 0,4896X_{5(I)} - 0,4715X_6 + 0,766X_7 - 0,503X_8 - 0,6835X_{12} + 0,7409X_{13} + W_j^*$$

Model Laju Kesembuhan Pasien Distribusi Generalized Gamma

$$h(t) = h_0(t) \exp(-2,223 + 0,7235X_{1(\text{perempuan})} + 0,3831X_{3(S1/D3)} - 0,5189X_{4(\text{P.Negeri})} - 0,5847X_{4(\text{P.Swasta})} + 0,538X_{4(\text{lain-lain})} - 0,5068X_{5(I)} - 0,5153X_6 + 0,7687X_7 - 0,5631X_8 - 0,6474X_{12} + 0,6716X_{13} + W_j^*$$

Nilai W_i^* dianggap signifikan jika nilai dari W_i^* berada diantara selang 2,5% sampai dengan 97,5%. Berdasarkan Tabel 4.7 dan Tabel 4.8 untuk kedua model dengan pendekatan distribusi yang berbeda untuk pendugaan pola distribusi lama rawat inap menghasilkan hasil yang tidak signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD pada selang kepercayaan 95%. Hal ini menunjukkan bahwa pasien DBD di seluruh kecamatan yang ada di Surabaya Timur memiliki laju kesembuhan yang sama. Hal yang menjadi pembeda adalah

lebar interval dari laju kesembuhan pasien dikarenakan parameter *frailty* CAR signifikan berpengaruh terhadap laju kesembuhan. Maka dapat dikatakan bahwa untuk kejadian DBD memang terdapat dependensi spasial pada komponen varians, namun dependensi spasial tidak terjadi pada komponen mean (rata-rata). Perbedaan nilai varians dari efek random spasial di tiap kecamatan mengakibatkan selang kepercayaan untuk estimasi laju kesembuhan pasien menjadi semakin lebar sehingga akan menyebabkan perbedaan di masing-masing kecamatan.

4.2.8 Perbandingan Model *Survival* dengan Menggunakan Distribusi Weibull dan Generalized Gamma

Pada penelitian ini digunakan dua macam model untuk menduga lama waktu rawat inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo. Model yang digunakan adalah dengan menggunakan sebaran distribusi weibull serta distribusi generalized gamma. Untuk mengetahui model yang terbaik digunakan nilai *Watanabe Akaike Information Criterion* (WAIC). WAIC merupakan bentuk *generalized* nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) ke dalam bentuk model statistika yang singular. Model terbaik yang dipilih adalah model yang memiliki nilai WAIC yang lebih kecil. Berikut ini pada

Tabel 4.9 merupakan nilai WAIC dari masing-masing model *survival*.

Tabel 4. 9 Nilai WAIC Masing-masing Model *Survival*

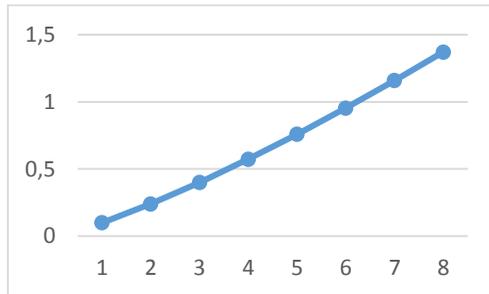
Model	WAIC
Model <i>Survival</i> Spasial distribusi Generalized Gamma dengan <i>Frailty</i> CAR	146,4
Model <i>Survival</i> Spasial distribusi Generalized Gamma tanpa CAR	147,1
Model <i>Survival</i> spasial distribusi weibull dengan CAR	90,9
Model <i>survival</i> spasial distribusi weibull tanpa CAR	93,01

Tabel 4.9 maka model yang dipilih adalah model *survival* spasial dengan distribusi Weibull dengan menggunakan *frailty* CAR. Pemilihan ini dikarenakan nilai WAIC dari model tersebut sebesar 90,9 yang merupakan nilai WAIC terkecil dari model yang ada. Oleh sebab itu maka laju kesembuhan pasien DBD di Surabaya Timur dapat dimodelkan dengan model sebagai berikut.

$$h(t) = 2,43t^{1,143} \exp(-3,88 + 0,6881X_{1(\text{perempuan})} + 0,3949X_{3(S1/D3)} - 0,561X_{4(P.Negeri)} + 0,4707X_{4(\text{lain-lain})} - 0,4896X_{5(I)} - 0,4715X_6 + 0,766X_7 - 0,503X_8 - 0,6835X_{12} + 0,7409X_{13} + W_j^*$$

Berdasarkan hasil estimasi fungsi *survival* dan fungsi *hazard* pada Tabel 4.5, dapat diketahui bahwa nilai fungsi fungsi *hazard* semakin meningkat seiring lama waktu *survival*. Hal ini berarti semakin lama pasien menjalani rawat inap maka kemampuan bertahan akan semakin rendah dan laju kesembuhan pasien akan semakin meningkat..

Gambar 4.13 menunjukkan tren fungsi *hazard* dari waktu ke waktu, dapat diketahui bahwa laju kesembuhan pasien dengan menggunakan distribusi Weibull.



Gambar 4. 11 Plot Fungsi *Hazard* Pasien DBD

Berdasarkan penjelasan sebelumnya, maka dapat disimpulkan bahwa pasien lebih banyak sembuh pada hari ke 5-8 pada hari perawatan, sedangkan kemungkinan pasien untuk bertahan pada hari ke 5-8 lebih rendah.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisa yang telah dilakukan pada bab sebelumnya, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut,

1. Pasien DBD di Surabaya timur paling banyak terdapat di kecamatan Gubeng dan Tambaksari, rata-rata pasien DBD memiliki waktu *survival* atau lama rawat inap hingga dinyatakan boleh pulang adalah rata-rata selama 4 hari serta pasien yang masuk ke RSUD Dr. Soetomo memiliki ciri-ciri yang menunjukkan pasien terkena penyakit DBD, selain itu pasien yang lebih banyak diteliti adalah pasien dengan jenis kelamin laki-laki, pendidikan pasien paling banyak adalah lulusan SMA, dan pekerjaan pasien paling banyak adalah pegawai swasta. Distribusi dari lama rawat inap pasien DBD adalah berdistribusi *generalized gamma* serta berdistribusi *weibull*.
2. Pada penelitian ini terdapat kasus autokorelasi spasial yang ditunjukkan dengan indeks Moran's I sebesar 0,40773 untuk daerah yang bertetangga setiap kecamatannya, serta model memenuhi asumsi *proportional hazard*, sehingga model yang dipilih untuk memodelkan laju kesembuhan pasien DBD adalah model *survival* spasial dengan distribusi *weibull* dengan *frailty* CAR normal.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan berdasarkan hasil dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Pada penelitian selanjutnya perlu dipertimbangkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD, sehingga dihasilkan hasil yang lebih akurat dalam mengestimasi laju kesembuhan pasien DBD.
2. Perlu adanya pengamatan yang lebih detail mengenai faktor-faktor spasial.

3. Untuk memodelkan dapat dipertimbangkan untuk kasus mixture pada data sehingga dapat menghasilkan hasil yang lebih baik.
4. Pemerintah Kota Surabaya dapat mempertimbangkan untuk pencegahan penyakit DBD di beberapa kecamatan yang ada di Kota Surabaya.

DAFTAR PUSTAKA

- Aksioma, D.F. dan Iriawan, N. (2010), "Spatial Autocorrelation of the DHF Outbreaks in the City of Surabaya", *Proceeding of The Third International Conference on Mathematics and Natural Sciences (ICMNS)*,.
- Amalia, S., Iriawan, N., dan Dwi P., D. (2010), *Analisis Survival dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kesembuhan Pasien Demam Berdarah dengan Menggunakan Bayesian Mixture Survival*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Anselin, L. (2013), *Spatial econometrics: methods and models*, Springer Science & Business Media.
- Banerjee, S., Wall, M.M., dan Carlin, B.P. (2003), "Frailty modeling for spatially correlated survival data, with application to infant mortality in Minnesota.", *Biostatistics (Oxford, England)*, Vol. 4, No. 1, hal. 123–142. doi:10.1093/biostatistics/4.1.123.
- Berry, F.S. dan Berry, W.D. (1990), "State Lottery Adoptions as Policy Innovations: An Event History Analysis", *American Political Science Review*, Vol. 84, No. 2, hal. 395–415. doi:10.2307/1963526.
- Besag, J., York, J., dan Mollié, A. (1991), "Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics", *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, Vol. 43, No. 1, hal. 1–20. doi:10.1007/BF00116466.
- Boldstat, W.M. (2007), *Introduction to Bayesian Statistics*, 2nd Ed., John Wiley & Sons. Inc, New Jersey.
- Box, G.E.P. dan Tiao, G.C. (1973), "Bayesian Inference in Statistical Analysis, Addison-Wesley", Reading, MA.,
- Carlin, B.P. dan Louis, T.A. (2010), *Bayes and empirical Bayes methods for data analysis*, Chapman and Hall/CRC.
- Collet, D. (1994), *Modelling Survival Data in Medical Research*, Chapman and Hall/CRC, London.
- Darmofal, D. (2009), "Bayesian spatial survival models for

- political event processes", *American Journal of Political Science*, Vol. 53, No. 1, hal. 241–257. doi:10.1111/j.1540-5907.2008.00368.x.
- Day, B. (2019), *Musim Hujan Tiba, Begini Dampak Negatif Yang Muncul*. Diambil 1 Januari 2019, dari <https://www.climate4life.info/2019/11/musim-hujan-tiba-begini-dampak-negatif-yang-muncul.html>.
- Ditjen P2P, K.R.I. (2018), *Situasi Penyakit Demam Berdarah di Indonesia Tahun 2017*.
- Gelman, A., Hwang, J., dan Vehtari, A. (2014), "Understanding predictive information criteria for Bayesian models", *Statistics and computing*, Vol. 24, No. 6, hal. 997–1016.
- Gilks, W.R. dan Wild, P. (1992), "Adaptive Rejection Sampling for Gibbs Sampling", *Applied Statistics*, Vol. 41, No. 2, hal. 337. doi:10.2307/2347565.
- Hasyim, M. (2012), *Survival Spasial dengan Frailty Conditionally Autoregressive (CAR) pada Kasus Kejadian Demam Berdarah Dengue di Kabupaten Pamekasan*, Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Iriawan, N (2001), "Studi tentang 'Bayesian Mixture Normal'dengan menggunakan metode Markov Chain Monte Carlo (MCMC)", *Laporan Penelitian*,.
- Iriawan, Nur, Astutik, S., dan Prastyo, D.D. (2010), *Markov Chain Monte Carlo – Based Approaches for Modeling the Spatial Survival with Frailty Conditional Autoregressive (CAR)*, Vol. 10, No. 12, hal. 1–7.
- Kleinbaum, D.G. dan Klein, M. (2011), "Survival Analysis: A self-learning text, 2005", *New York, Springer-Verlag*,.
- Kumala, F.. (2010), *Demam Berdarah Dengue*. Diambil 3 September 2019, dari <http://www.infopenyakit.com/2008/03/penyakitdemam-berdarah-dengue.dbd.html>.
- Lawson, A. dan Song, H.R. (2010), "Semiparametric space-time survival modeling of chronic wasting disease in deer", *Environmental and Ecological Statistics*, Vol. 17,

- No. 4, hal. 559–571. doi:10.1007/s10651-009-0118-z.
- Miller Jr, R.G. (2011), *Survival analysis*, John Wiley & Sons.
- Siegel, S. dan Castellan, J.J.N. (1988), "Nonparametric Statistics for the Behavioral Sciences", *New York, Springer-Verlag*.
- Starr, H. (1991), "Democratic Dominoes: Diffusion Approaches to the Spread of Democracy in the International System", *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 35, No. 2, hal. 356–381. doi:10.1177/0022002791035002010.
- Suhendro (2009), *Demam Berdarah Dengue*. Diambil 31 Agustus 2019, dari digilib.unila.ac.id.
- Wall, M.M. (2004), "A close look at the spatial structure implied by the CAR and SAR models", *Journal of Statistical Planning and Inference*, Vol. 121, No. 2, hal. 311–324. doi:10.1016/S0378-3758(03)00111-3.
- WHO, W.H.O. (2019), *No Title*. Diambil 1 Januari 2019, dari <https://www.who.int/westernpacific/news/detail/11-06-2019-dengue-increase-likely-during-rainy-season-who-warns>.
- WHO, W.H.O. (1997), *Dengue Haemorrhagic Fever*, Geneva.
- Widoyono (2011), "Penyakit Tropis: Epidemiologi, Penularan, Pencegahan & Pemberantasannya", *Semarang: Erlangga*, hal. 112–125.
- Wijajati, F.A. dan Purwaningtyas, T. (2010), "Estimasi Model Eksponensial Lifetime dengan Double Censoring", *Limits*, Vol. 7, No. 2.
- Yasmirullah, S.D.P., Iriawan, N., dan Sipayung, F.R. (2017), "An economic growth model based on financial credits distribution to the government economy priority sectors of each regency in Indonesia using hierarchical Bayesian method", *AIP Conference Proceedings*, AIP Publishing, hal. 50045, doi:10.1063/1.5012264.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Tugas Akhir

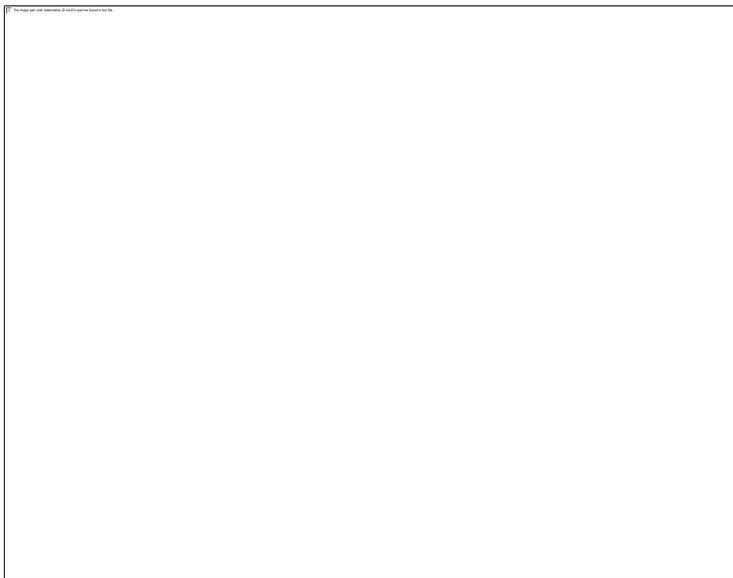
t	t _{cen}	X ₁	X ₂	X _{3_1}	X _{3_2}	X _{4_1}	X _{4_2}	X _{4_3}	X _{4_4}	X _{5_1}	X _{5_2}	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃
5	1	0	27	1	0	0	0	0	0	0	0	4	94	20	36,5	14,4	38,2	4,35	34
2	1	0	36	1	0	0	0	0	0	0	0	5	88	20	30,8	14,2	44,3	10,1	13,2
1	1	0	21	1	0	1	0	0	0	0	0	3	82	18	36	12,5	35,7	2,65	12,9
3	1	1	59	1	0	0	1	0	0	0	0	3	98	20	36	12,2	37,8	5,69	29,1
7	1	1	19	1	0	0	1	0	0	0	0	3	87	20	37,1	16,1	45,6	4,79	12,6
6	1	1	19	1	0	0	1	0	0	0	0	5	80	20	38,9	14,9	45,6	3,54	71
5	1	0	50	1	0	1	0	0	0	1	0	5	90	20	37,8	13,8	40,3	4,99	83
.
.
2	1	1	35	0	1	0	1	0	0	0	0	4	82	20	36,7	17,8	44,5	10,89	22

Lampiran 2 Hasil Pendugaan Distribusi Lama Rawat Inap dengan EasyFit

#	<u>Distribution</u>	<u>Kolmogorov Smirnov</u>		<u>Anderson Darling</u>		<u>Chi-Squared</u>	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
31	Johnson SB	0,11987	1	0,33607	1	0,10836	22
39	Log-Pearson 3	0,12467	2	0,3385	2	0,13786	29
11	Error	0,12749	3	0,37222	7	0,04454	5
62	Wakeby	0,12862	4	0,3549	4	0,08583	10
21	Gen. Extreme Value	0,13203	5	0,34518	3	0,09416	12
18	Frechet (3P)	0,13214	6	0,41593	22	0,22857	35
22	Gen. Gamma	0,13276	7	0,42555	24	0,205	33
49	Pearson 6	0,13326	8	0,43152	26	0,20162	32
3	Burr (4P)	0,13537	9	0,37159	6	0,12564	26
51	Pert	0,13578	10	0,37792	9	0,09537	14
10	Erlang (3P)	0,13591	11	0,39904	18	0,09454	13
19	Gamma	0,13628	12	0,45555	28	0,19541	31
56	Rayleigh (2P)	0,13639	13	0,39655	17	0,1835	30
64	Weibull (3P)	0,13647	14	0,37324	8	0,12459	25
61	Uniform	0,13701	15	7,513	60	N/A	
60	Triangular	0,1371	16	0,45179	27	0,103	21
20	Gamma (3P)	0,14131	17	0,38371	10	0,10905	23
2	Burr	0,14199	18	0,37125	5	0,09974	17
50	Pearson 6 (4P)	0,14259	19	0,38414	11	0,10116	19
54	Power Function	0,14286	20	2,6366	48	0,07142	8

4	Cauchy	0,14304	21	0,67341	36	3,2891E-7	1
16	Fatigue Life (3P)	0,14391	22	0,3861	12	0,10038	18
58	Rice	0,14427	23	0,46325	29	0,05211	6
42	Lognormal (3P)	0,14541	24	0,38764	13	0,09543	15
48	Pearson 5 (3P)	0,14554	25	0,38911	14	0,09559	16
25	Gen. Pareto	0,14785	26	4,1296	53	N/A	
43	Nakagami	0,14904	27	0,42804	25	0,13398	28
63	Weibull	0,15079	28	0,4119	21	0,08942	11
26	Gumbel Max	0,15132	29	0,57746	33	0,20747	34
38	Log-Logistic (3P)	0,15165	30	0,4088	19	0,10235	20
44	Normal	0,15352	31	0,39642	16	0,03936	4
24	Gen. Logistic	0,15355	32	0,41037	20	0,06818	7
29	Inv. Gaussian	0,15358	33	0,76388	38	0,23356	36
7	Dagum	0,15486	34	0,39411	15	0,07857	9
41	Lognormal	0,15501	35	0,54178	31	0,31992	38
30	Inv. Gaussian (3P)	0,16581	36	0,42545	23	0,12939	27
55	Rayleigh	0,16664	37	0,54811	32	0,11366	24
15	Fatigue Life	0,17117	38	0,59876	35	0,31478	37
40	Logistic	0,17581	39	0,49519	30	0,0388	3
53	Phased Bi-Weibull	0,18128	40	2,4361	46	0,4887	39
37	Log-Logistic	0,19119	41	0,68252	37	1,1501	46
28	Hypersecant	0,19122	42	0,59526	34	0,03822	2
47	Pearson 5	0,1956	43	0,80108	40	0,95319	43
36	Log-Gamma	0,19894	44	2,5525	47	1,0808	44
27	Gumbel Min	0,19894	45	1,0937	41	3,9275	55
23	Gen. Gamma (4P)	0,21338	46	4,5879	54	N/A	

33	Laplace	0,21383	47	0,78262	39	5,0712	56
8	Dagum (4P)	0,22709	48	4,7296	55	N/A	
1	Beta	0,23233	49	8,3491	61	N/A	
9	Erlang	0,24631	50	1,5992	45	2,2213	51
17	Frechet	0,24977	51	1,2947	42	0,73556	41
5	Chi-Squared	0,2517	52	1,4509	44	1,3492	47
6	Chi-Squared (2P)	0,26974	53	1,3967	43	1,1296	45
14	Exponential (2P)	0,29611	54	3,2153	49	0,68481	40
46	Pareto 2	0,34369	55	3,2927	50	2,0225	49
13	Exponential	0,34585	56	3,3276	51	2,0943	50
52	Phased Bi-Exponential	0,34615	57	5,8013	57	2,2748	52
57	Reciprocal	0,3741	58	5,8259	58	2,5714	53
32	Kumaraswamy	0,37685	59	11,964	62	N/A	
45	Pareto	0,3836	60	5,8906	59	3,4023	54
35	Levy (2P)	0,41465	61	3,7282	52	1,8776	48
34	Levy	0,50028	62	5,6389	56	0,93312	42
12	Error Function	0,83638	63	56,333	64	N/A	
59	Student's t	0,88272	64	52,6	63	N/A	
65	Johnson SU	No fit					

Lampiran 3 Hasil Permutasi Moran's I 999 kali

Lampiran 4 Syntax untuk menentukan prior

```

model;
{
for (i in 1:N){
    Y[i]~dggamma(pGamma,Mu[i],Beta)l(t.cen[i],)
    Mu[i]~exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kec[i]])
}
for (i in 1:sumNumNeigh)
{weights[i]<-1}
W[1:s]~car.normal(adj[],weights[],num[],tau)

pGamma~dgamma(1,1)
Beta~dgamma(1.0,1.0)

b0~dnorm(0,1)
b[1]~dnorm(0,1)
b[2]~dnorm(0,1)
b[3]~dnorm(0,1)
b[4]~dnorm(0,1)
b[5]~dnorm(0,1)
b[6]~dnorm(0,1)
b[7]~dnorm(0,1)
b[8]~dnorm(0,1)
b[9]~dnorm(0,1)
b[10]~dnorm(0,1)
b[11]~dnorm(0,1)
b[12]~dnorm(0,1)
b[13]~dnorm(0,1)
b[14]~dnorm(0,1)
b[15]~dnorm(0,1)
b[16]~dnorm(0,1)
b[17]~dnorm(0,1)
b[18]~dnorm(0,1)

tau~dgamma(5,1)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

list(N=21, s=7,
num = c(4,2,3,4,3,4,2),
adj=c(
2,3,4,6,
1,3,
1,2,4,

```


Lampiran 5 Prior Untuk Model

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
b[1]	0.7197	0.2143	0.02182	0.3403	0.7382	1.112	1	8132
					-			
b[2]	-0.3787	0.4384	0.04614	-1.072	0.2501	0.2388	1	8132
b[3]	0.2518	0.4029	0.04223	-0.1672	0.0938	1.233	1	8132
b[4]	0.3923	0.0857	0.008419	0.2097	0.387	0.5829	1	8132
					-			
b[5]	-0.4163	0.3689	0.03851	-1.004	0.3621	0.1363	1	8132
					-			
b[6]	-0.6723	0.4167	0.04381	-1.719	0.5978	-0.1612	1	8132
b[7]	0.09651	0.4124	0.04334	-0.5703	0.0253	0.7534	1	8132
b[8]	0.6396	0.3949	0.04133	0.02635	0.5616	1.677	1	8132
					-			
b[9]	-0.543	0.2307	0.02372	-1.087	0.5284	-0.1842	1	8132
					-			
b[10]	-0.1805	0.2235	0.02284	-0.7469	0.1443	0.1419	1	8132
					-			
b[11]	-0.5026	0.4687	0.04923	-1.453	0.4943	0.2056	1	8132
b[12]	0.8659	0.5242	0.05527	0.0502	0.8149	1.773	1	8132
					-			
b[13]	-0.5675	0.2164	0.02205	-1.123	0.5209	-0.2619	1	8132
b[14]	0.2307	0.2337	0.02395	-0.1173	0.187	0.7519	1	8132
b[15]	0.144	0.1359	0.01337	-0.1053	0.1518	0.4525	1	8132
b[16]	-0.0383	0.0453	0.003427	-0.1242	-0.033	0.0126	1	8132
					-			
b[17]	-0.6652	0.2194	0.02279	-1.027	0.6309	-0.1858	1	8132
b[18]	0.7286	0.211	0.02192	0.2824	0.6973	1.079	1	8132
b0	-0.9495	0.8789	0.02051	-2.511	-1.001	0.8917	1	8132

Lampiran 6 Syntax *Model Survival Spasial Generalized Gamma dengan CAR*

```

model;
{
for (i in 1:N){
    Y[i]~dggamma(pGamma,Mu[i],Beta)I(t.cen[i],)
    Mu[i]<-exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kec[i]])
    }
for (i in 1:sumNumNeigh)
{weights[i]<-1}
W[1:s]~car.normal(adj[],weights[],num[],tau)

pGamma~dgamma(0.929,10)
Beta~dgamma(0.7,10)

b[1]~dnorm(0.7197,21.77487436)
b[2]~dnorm(-0.3787,5.203060898)
b[3]~dnorm(0.2518,6.160351106)
b[4]~dnorm(0.3923,136.0294812)
b[5]~dnorm(-0.4163,7.348229125)
b[6]~dnorm(-0.6723,5.759078511)
b[7]~dnorm(0.09651,5.879801799)
b[8]~dnorm(0.6396,6.412475702)
b[9]~dnorm(-0.543,18.78904952)
b[10]~dnorm(-0.1805,20.01911826)
b[11]~dnorm(-0.5026,4.55208217)
b[12]~dnorm(0.8659,3.63920036)
b[13]~dnorm(-0.5675,21.35430725)
b[14]~dnorm(0.2307,18.30975678)
b[15]~dnorm(0.144,54.14534017)
b[16]~dnorm(-0.03831,488.1697909)
b[17]~dnorm(-0.6652,20.77431696)
b[18]~dnorm(0.7286,22.46131039)
b0~dnorm(-0.9495,1.294556683)

for (i in 1:N){
    loglike[i]<-
log((Beta/1.046319796)*pow(Mu[i],(Beta*pGamma))*pow(Y[i],(Beta*pGamma)-1)*exp(-(Mu[i]*pow(Y[i],Beta))))
    loglike2[i]<-log(Beta)-
log(1.046319796)+((Beta*pGamma)*log(Mu[i]))+(((Beta*pGamma)-1)*log(Y[i])-(Mu[i]*pow(Y[i],Beta)))}

```

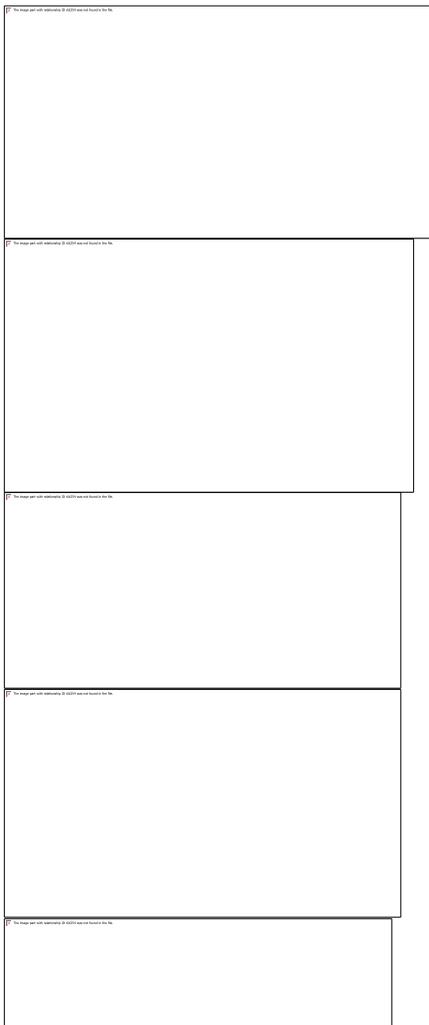
```
tau~dgamma(5,1)
sigma<-1/sqrt(tau)
}
```

```
inits
list(b=c(0.7197,-0.3787,0.2518,0.3923,-0.4163,-0.6723,0.09651,0.6396,-
0.543,-0.1805,-0.5026,0.8659,-0.5675,0.2307,0.144,-0.03831,-
0.6652,0.7286),b0=-0.9495)
```

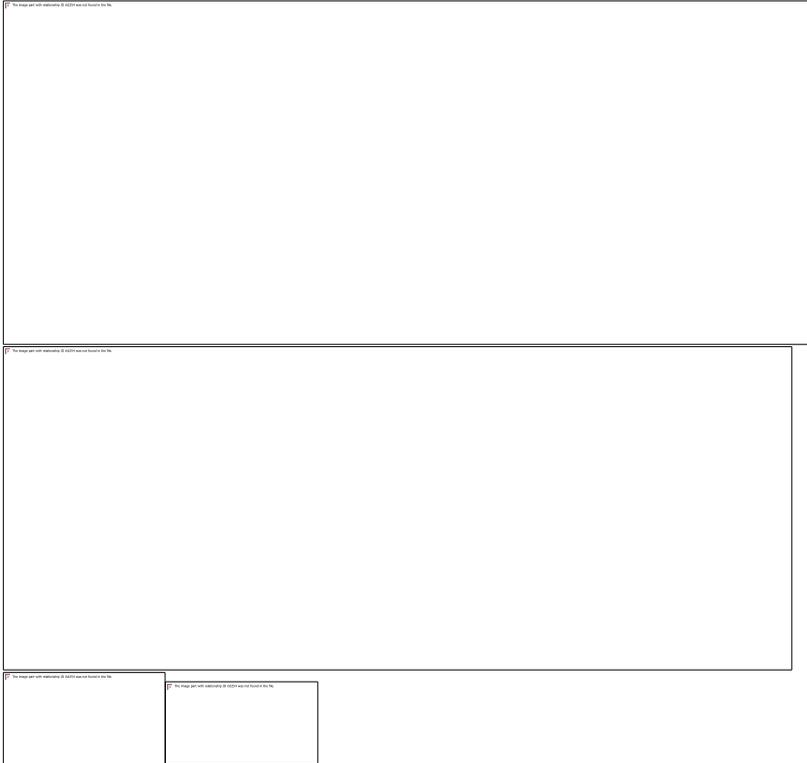
```
list(N=21, s=7,
num = c(4,2,3,4,3,4,2),
adj=c(
2,3,4,6,
1,3,
1,2,4,
1,3,5,6,
4,6,7,
1,4,5,7,
6,5
),sumNumNeigh=22,
Y=c(5,2,1,3,7,6,5,7,3,3,4,2,4,6,3,4,5,5,4,3,2),
t.cen=c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1),kec=c(5,6,6,1,7,6,6,6,7,1,5,
7,6,3,7,7,4,5,7,2,4),
X=structure(.Data= c(0,0,0,1,1,1,0,1,1,0,1,1,1,1,1,0,0,0,0,1,1,
27,36,21,59,19,19,50,30,41,36,57,38,19,34,36,18,25,27,81,40,35,
1,1,1,1,1,1,1,1,0,1,1,1,1,0,1,0,1,1,1,0,
0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,
0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,0,0,
0,0,0,1,1,1,0,0,0,0,1,1,0,1,1,0,0,1,0,1,1,
0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,
0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,1,1,0,1,1,0,0,
0,0,0,0,0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,
4,5,3,3,3,5,5,7,4,5,3,4,5,5,4,4,3,4,3,5,4,
94,88,82,98,87,80,90,81,83,98,84,93,98,80,90,115,100,83,73,95,82,
20,20,18,20,20,20,20,22,20,18,17,20,24,16,20,22,20,20,18,20,20,
36.5,30.8,36,36,37.1,38.9,37.8,37.4,36.7,27.6,37,37,30,36,36.8,38.6,36.7,37,
,36,37.5,36.7,
14.4,14.2,12.5,12.2,16.1,14.9,13.8,13.9,14.7,12.2,17.8,15.5,13.9,13.8,17.4,1
2.5,12.7,14.3,11.5,15,17.8,
38.2,44.3,35.7,37.8,45.6,45.6,40.3,40.8,43,37.8,49.8,45.9,41.1,41.3,49.8,37.
```

2,37.2,44.1,33.9,39.8,44.5,
4.35,10.1,2.65,5.69,4.79,3.54,4.99,5.82,2.85,2.63,4.36,3.93,2.87,2.34,5.24,1
.87,1.38,2.42,11.17,7.94,10.89,
34,132,129,29.1,126,71,83,95,94,116,49,86,84,6,135,59,4,112,90,16,22),.Di
m=c(21,18))

Lampiran 7 *History Plot* Model *Survival* Spasial Generalized Gamma dengan CAR



Lampiran 8 *Density Plot Model Survival Spasial Generalized Gamma*



Lampiran 9 *Output Node* Statistik Model *Survival* Spasial
Generalized Gamma

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
Beta	1.026	0.5385	0.0183	0.4628	0.8719	2.637	2	399999
W[1]	0.03051	0.2225	5,30E-01	-0.4064	0.02872	0.4782	2	399999
W[2]	0.05864	0.3488	7,75E-01	-0.6209	0.05357	0.7678	2	399999
W[3]	0.05487	0.2816	6,43E-01	-0.4917	0.05039	0.6308	2	399999
W[4]	0.02312	0.2217	3,74E-01	-0.4117	0.02077	0.4729	2	399999
W[5]	-0.01134	0.2763	7,42E-01	-0.5663	-0.01018	0.5354	2	399999
W[6]	-0.07064	0.226	3,95E-01	-0.5367	-0.06516	0.3622	2	399999
W[7]	-0.08516	0.3239	9,62E-01	-0.7501	-0.07759	0.5363	2	399999
b[1]	0.7235	0.1777	0.002069	0.369	0.7258	1.066	2	399999
b[2]	-0.3763	0.3091	0.005856	-1.015	-0.3661	0.2056	2	399999
b[3]	0.1683	0.321	0.005045	-0.4595	0.1678	0.7995	2	399999
b[4]	0.3831	0.06575	3,94E-01	0.2545	0.3829	0.5132	2	399999
b[5]	-0.5189	0.2483	0.003744	-1.027	-0.513	-0.04632	2	399999
b[6]	-0.5847	0.3078	0.0057	-1.233	-0.5723	-0.01424	2	399999
b[7]	0.09633	0.215	0.003108	-0.377	0.1082	0.4764	2	399999
b[8]	0.538	0.2394	0.002987	0.03565	0.5456	0.9859	2	399999
b[9]	-0.5068	0.1894	0.001818	-0.8842	-0.5049	-0.1401	2	399999
b[10]	-0.1526	0.2052	0.002203	-0.5578	-0.1518	0.2464	2	399999
b[11]	-0.5153	0.2438	0.003334	-1.034	-0.5058	-0.07146	2	399999
b[12]	0.7687	0.2963	0.005337	0.1368	0.7816	1.313	2	399999
b[13]	-0.5631	0.1419	0.001317	-0.8546	-0.5598	-0.2933	2	399999
b[14]	0.219	0.1662	0.001455	-0.1158	0.2217	0.5388	2	399999
b[15]	0.1471	0.1032	9,51E-01	-0.0616	0.1489	0.3449	2	399999
b[16]	-0.03856	0.02977	1,13E-01	-0.1002	-0.03786	0.01894	2	399999
b[17]	-0.6474	0.1562	0.002442	-0.9712	-0.6432	-0.3541	2	399999
b[18]	0.6716	0.1518	0.00179	0.3638	0.6748	0.9603	2	399999
b0	-2.223	0.565	0.009983	-3.402	-2.206	-1.141	2	399999

Lampiran 10 *Syntax Model Survival* Spasial Weibull dengan CAR

```

model;
{
for (i in 1:N){
    Y[i]~dweib(pGamma,Mu[i])|(t.cen[i],)
    Mu[i]~exp(b0+inprod(b[],X[i,])+W[kec[i]])
}
for (i in 1:sumNumNeigh)
{weights[i]<-1}
W[1:s]~car.normal(adj[],weights[],num[],tau)

pGamma~dgamma(2.949,1)

b[1]~dnorm(0.7197,21.77487436)
b[2]~dnorm(-0.3787,5.203060898)
b[3]~dnorm(0.2518,6.160351106)
b[4]~dnorm(0.3923,136.0294812)
b[5]~dnorm(-0.4163,7.348229125)
b[6]~dnorm(-0.6723,5.759078511)
b[7]~dnorm(0.09651,5.879801799)
b[8]~dnorm(0.6396,6.412475702)
b[9]~dnorm(-0.543,18.78904952)
b[10]~dnorm(-0.1805,20.01911826)
b[11]~dnorm(-0.5026,4.55208217)
b[12]~dnorm(0.8659,3.63920036)
b[13]~dnorm(-0.5675,21.35430725)
b[14]~dnorm(0.2307,18.30975678)
b[15]~dnorm(0.144,54.14534017)
b[16]~dnorm(-0.03831,488.1697909)
b[17]~dnorm(-0.6652,20.77431696)
b[18]~dnorm(0.7286,22.46131039)
b0~dnorm(-0.9495,1.294556683)

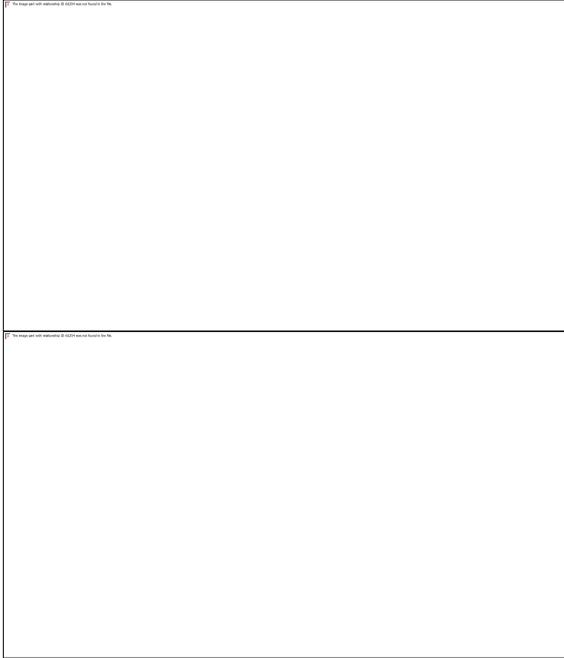
tau~dgamma(5,1)
sigma<-1/sqrt(tau)
}

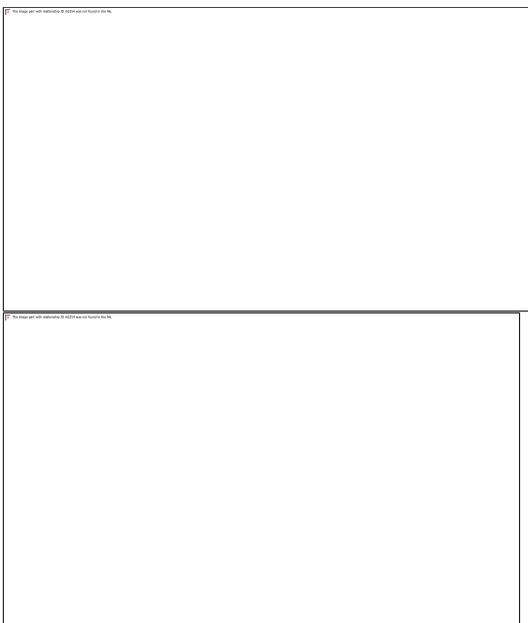
inits
list(b=c(0.7197,-0.3787,0.2518,0.3923,-0.4163,-0.6723,0.09651,0.6396,-
0.543,-0.1805,-0.5026,0.8659,-0.5675,0.2307,0.144,-0.03831,-
0.6652,0.7286),b0=-0.9495)

list(N=21, s=7,

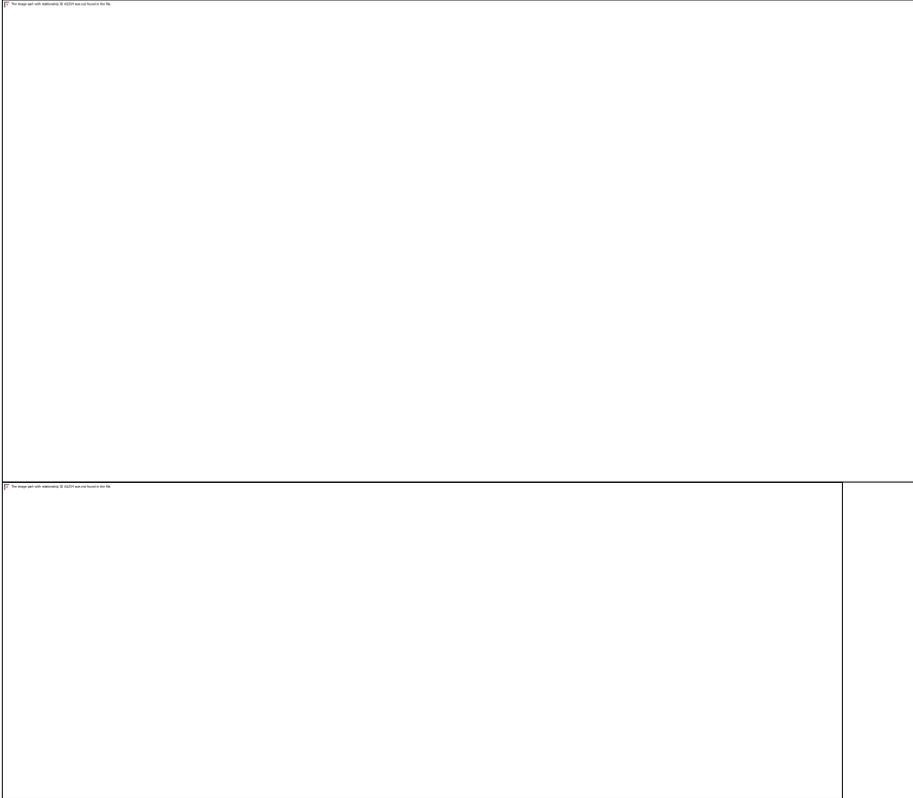
```


Lampiran 11 *History Plot* Model *Survival* Spasial
Generalized Gamma dengan CAR





Lampiran 12 *Density Plot Model Survival Spasial* Generalized Gamma



Lampiran 13 *Output Node* Statistik Model *Survival* Spasial Weibull

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
W[1]	0.1086	0.2297	8.11E-04	-0.329	0.1018	0.5862	1	400000
W[2]	0.145	0.3652	8.64E-04	-0.5458	0.1335	0.908	1	400000
W[3]	0.1127	0.2938	7.32E-04	-0.4467	0.1035	0.7243	1	400000
W[4]	0.02773	0.2313	4.96E-04	-0.4274	0.02553	0.4965	1	400000
W[5]	-0.03085	0.2804	0.001023	-0.5978	-0.02832	0.5211	1	400000
W[6]	-0.2101	0.2431	6.65E-04	-0.7419	-0.1935	0.2225	1	400000
W[7]	-0.1531	0.3181	0.001522	-0.8109	-0.1435	0.45	1	400000
b[1]	0.6881	0.1717	0.003612	0.3517	0.689	1.023	1	400000
b[2]	-0.3281	0.2693	0.008119	-0.8588	-0.3258	0.2079	1	400000
b[3]	0.1269	0.3058	0.008348	-0.4672	0.1259	0.7263	1	400000
b[4]	0.3949	0.05833	8.14E-04	0.2807	0.395	0.51	1	400000
b[5]	-0.561	0.2253	0.005724	-1.014	-0.5594	-0.1247	1	400000
b[6]	-0.3895	0.2734	0.007534	-0.9123	-0.391	0.1529	1	400000
b[7]	0.1412	0.1534	0.0034	-0.1604	0.1402	0.4429	1	400000
b[8]	0.4707	0.1967	0.003712	0.08122	0.4721	0.855	1	400000
b[9]	-0.4896	0.1764	0.003368	-0.8363	-0.4893	-0.146	1	400000
b[10]	-0.1565	0.1987	0.00409	-0.5486	-0.1577	0.2329	1	400000
b[11]	-0.4715	0.1837	0.004314	-0.831	-0.4723	-0.1062	1	400000
b[12]	0.766	0.2414	0.006902	0.2947	0.7685	1.238	1	400000
b[13]	-0.503	0.1244	0.001985	-0.7498	-0.5021	-0.2618	1	400000
b[14]	0.235	0.1559	0.002576	-0.07144	0.2366	0.5374	1	400000
b[15]	0.1117	0.08959	0.001492	-0.06394	0.1115	0.2884	1	400000
b[16]	-0.03213	0.02242	2.37E-04	-0.07725	-0.0318	0.01114	1	400000
b[17]	-0.6835	0.1368	0.002792	-0.9468	-0.6846	-0.4118	1	400000
b[18]	0.7409	0.1391	0.002827	0.4646	0.742	1.009	1	400000
b0	-3.88	0.5855	0.002547	-5.059	-3.869	-2.766	1	400000
pGamma	2.43	0.3465	0.001315	1.774	2.422	3.13	1	400000

Lampiran 14 Node Statistik Model *Survival* Generalized Gamma tanpa CAR

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
Beta	0.8649	0.2453	8.45E-04	0.4602	0.8395	1.414	2	399999
b[1]	0.7327	0.1713	0.002073	0.3939	0.7338	1.065	2	399999
b[2]	-0.3398	0.2768	0.005393	-0.8807	0.3398	0.2067	2	399999
b[3]	0.1719	0.3068	0.005114	-0.4301	0.1721	0.7748	2	399999
b[4]	0.3812	0.0626	4.49E-04	0.2595	0.3808	0.5052	2	399999
b[5]	-0.4973	0.227	0.003391	-0.9396	0.4972	-0.0481	2	399999
b[6]	-0.5489	0.2775	0.004628	-1.1	0.5463	-0.01517	2	399999
b[7]	0.1183	0.1723	0.002378	-0.2214	0.1191	0.4552	2	399999
b[8]	0.5492	0.2086	0.00231	0.1408	0.5486	0.9592	2	399999
b[9]	-0.4938	0.1819	0.001869	-0.8513	0.4939	-0.1371	2	399999
b[10]	-0.1472	0.2001	0.002228	-0.541	-0.147	0.2448	2	399999
b[11]	-0.49	0.1952	0.002971	-0.8759	0.4885	-0.1099	2	399999
b[12]	0.7913	0.248	0.004571	0.3049	0.7916	1.276	2	399999
b[13]	-0.5521	0.1287	0.001141	-0.8056	0.5517	-0.3008	2	399999
b[14]	0.2251	0.1568	0.00138	0.08149	0.2247	0.534	2	399999
b[15]	0.153	0.097	8.82E-04	0.03897	0.1535	0.3418	2	399999
b[16]	0.03886	0.0267	1.31E-04	0.09365	0.0382	0.01241	2	399999
b[17]	-0.626	0.1388	0.001509	-0.8984	0.6261	-0.3545	2	399999
b[18]	0.6793	0.1418	0.001528	0.4019	0.6795	0.9574	2	399999
b0	-2.154	0.4915	0.001695	-3.113	-2.159	-1.163	2	399999

Lampiran 15 Node Statistik Model *Survival* Spasial Weibull Tanpa CAR

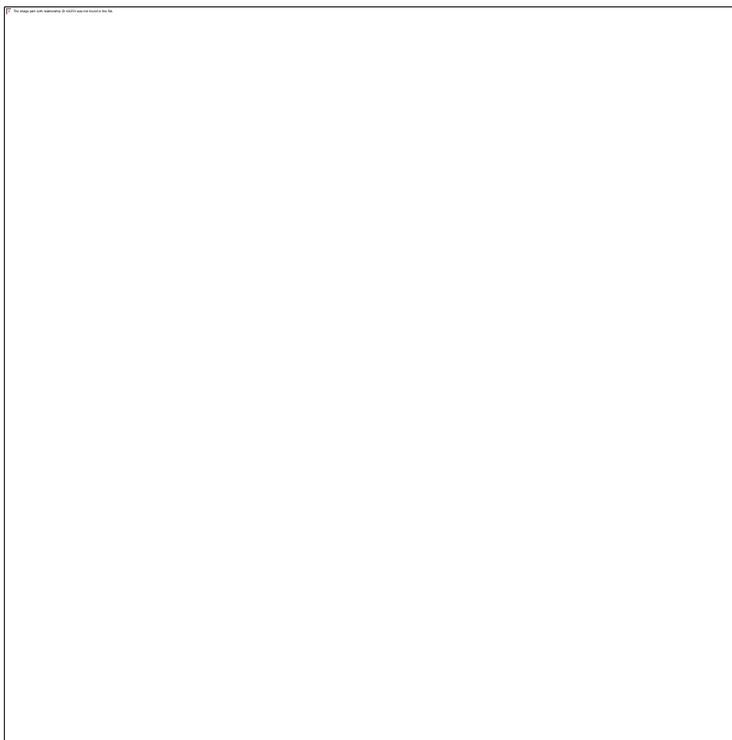
	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
b[1]	0.6833	0.163	0.003283	0.3625	0.6847	1	1	400000
b[2]	-0.2953	0.259	0.007449	-0.7983	0.2954	0.2036	1	400000
b[3]	0.1116	0.296	0.007909	-0.4674	0.1124	0.707	1	400000
b[4]	0.3896	0.056	7.91E-04	0.2786	0.3896	0.4995	1	400000
b[5]	-0.5509	0.212	0.005219	-0.964	0.5526	-0.1332	1	400000
b[6]	-0.4019	0.254	0.006716	-0.9001	0.3995	0.09293	1	400000
b[7]	0.1399	0.15	0.003382	-0.1592	0.1405	0.4311	1	400000
b[8]	0.4727	0.188	0.003417	0.09999	0.4752	0.8367	1	400000
b[9]	-0.4902	0.171	0.00312	-0.8247	0.4904	-0.1563	1	400000
b[10]	-0.1435	0.2	0.003956	-0.5346	0.1425	0.2452	1	400000
b[11]	-0.462	0.178	0.003994	-0.8106	0.4625	-0.1137	1	400000
b[12]	0.74	0.228	0.006313	0.2856	0.7433	1.179	1	400000
b[13]	-0.5048	0.121	0.001803	-0.7453	0.5042	-0.2711	1	400000
b[14]	0.2336	0.15	0.002357	0.05999	0.2328	0.5284	1	400000
b[15]	0.1178	0.088	0.001449	0.05504	0.1176	0.2917	1	400000
b[16]	-0.03534	0.022	2.22E-04	0.07939	-0.035	0.00643	1	400000
b[17]	-0.6802	0.137	0.002736	-0.9486	0.6801	-0.4101	1	400000
b[18]	0.7391	0.14	0.002775	0.4648	0.739	1.012	1	400000
b0	-3.898	0.566	0.00262	-5.038	-3.887	-2.821	1	400000
pGamma	2.368	0.329	0.001266	1.743	2.361	3.033	1	400000

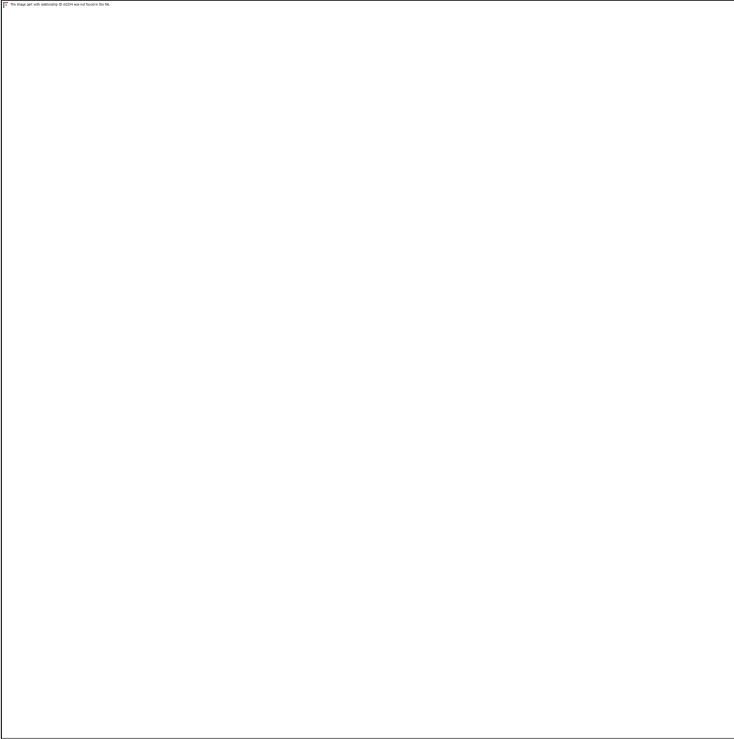
Lampiran 16 Syntax dan Output Asumsi Proportional Hazard dengan R

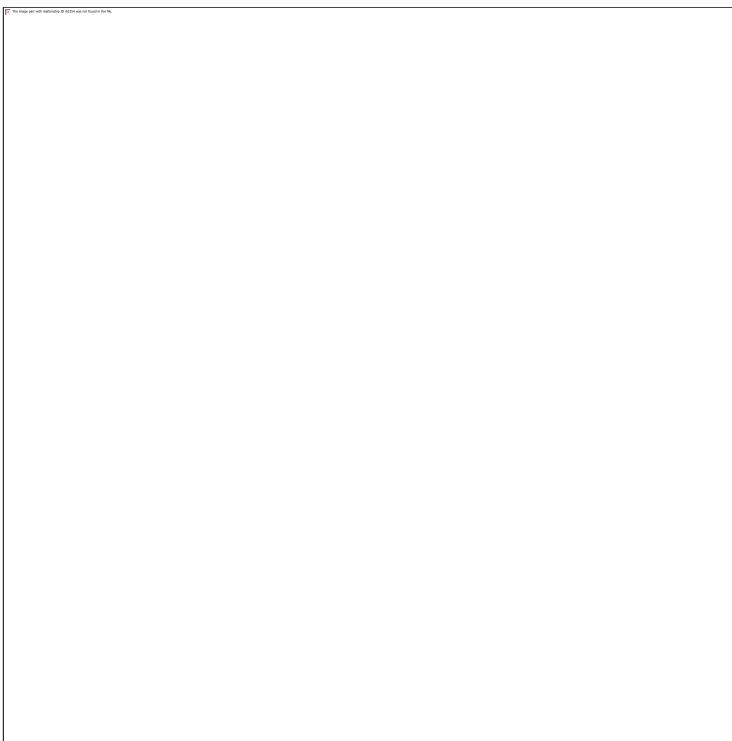
```
library(coda)
library(survival)
data<- read.csv("E:\\statistika\\SMT 7\\TUGAS AKHIR
SEMANGAT\\data TA baru.csv",sep=";")
Y=Surv(databaru$t,databaru$t.cen==1)
mod1=coxph(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8+X9+X10
+X11+X12,data)
cox.zph(mod1,transform=rank)
```

	rho	chisq	p
X1p	0.05481	0.04211	0.8374
X2	0.41291	2.18079	0.1397
X3S1/D3	-0.23399	1.23166	0.2671
X3SMA	-0.20646	0.93527	0.3335
X4Lain-Lain	NA	NaN	NaN
X4Pegawai Negeri	0.09771	0.18440	0.6676
X4Pegawai Swasta	-0.11479	0.26823	0.6045
X4Tidak Bekerja	-0.32063	2.67700	0.1018
X5	0.33498	2.81194	0.0936
X6II	-0.20733	0.82119	0.3648
X6III	-0.01607	0.00693	0.9337
X7	-0.24943	1.88595	0.1697
X8	0.10119	0.23155	0.6304
X9	-0.13837	0.39779	0.5282
X10	-0.00966	0.00198	0.9645
X11	0.16331	0.71670	0.3972
X12	-0.24273	1.13666	0.2864
X13	-0.31504	3.46525	0.0627
GLOBAL	NA	12.72588	0.8076

Lampiran 17 Plot Schoenfeld Residual







Lampiran 18 Syntax Menghitung Nilai WAIC

```

library(R2OpenBUGS)
library(coda)
library(shinystan)
library(BRugs)
library(loo)
#####MODEL UTAMA UNTUK MENGHITUNG
WAIC#####
BRugsFit(modelFile="E:/statistika/SMT 7/TUGAS AKHIR
SEMANGAT/Syntax R to WinBUGS14/running dist
gengamma/syntax baru.txt",
  data="E:/statistika/SMT 7/TUGAS AKHIR
SEMANGAT/Syntax R to WinBUGS14/running dist
gengamma/data tanpa car.txt",
  inits="E:/statistika/SMT 7/TUGAS AKHIR
SEMANGAT/Syntax R to WinBUGS14/running dist
gengamma/inits gengamma.txt",
  numChains = 1, parametersToSave="loglike2",
  nBurnin = 1000, nIter = 200000, nThin = 500, coda =
FALSE,
  DIC = TRUE, working.directory = NULL, digits = 5,
seed=NULL,
  BRugsVerbose = getOption("BRugsVerbose"))

#-----MENAMPILKAN FILE CODA DARI LOGLIK----
samplesCoda("loglike2", stem= "E:/statistika/SMT 7/TUGAS
AKHIR SEMANGAT/", beg = samplesGetBeg(),
  end = samplesGetEnd(), firstChain =
samplesGetFirstChain(),
  lastChain = samplesGetLastChain(), thin =
samplesGetThin())

#-----MENGHITUNG WAIC-----
N<-21

```

```
loc.coda[1]<-'E:/statistika/SMT 7/TUGAS AKHIR  
SEMANGAT/CODAchain1.txt'#coda chain1  
coda <- read.bugs(loc.coda)  
loglike<-as.matrix((coda[,paste0("loglike2[",1:N,"")]))  
WAIC <-waic(loglike)
```

Lampiran 19 Output Hasil Nilai WAIC

Nilai WAIC Gengamma dengan CAR

Estimate	SE
elpd_waic	-73.2 4.3
p_waic	18.0 4.8
waic	146.4 8.5

Nilai WAIC Gengamma tanpa CAR

	Estimate	SE
elpd_waic	-73.5	8.6
p_waic	18.8	9.6
waic	147.1	17.2

Nilai WAIC Weibull dengan CAR

Estimate	SE
elpd_waic	-45.5 2.9
p_waic	7.9 1.2
waic	90.9 5.8

Nilai WAIC Weibull tanpa CAR

Estimate	SE
elpd_waic	-46.3 3.1
p_waic	7.8 1.3
waic	92.7 6.2

Lampiran 20 *Mean Survival Time*

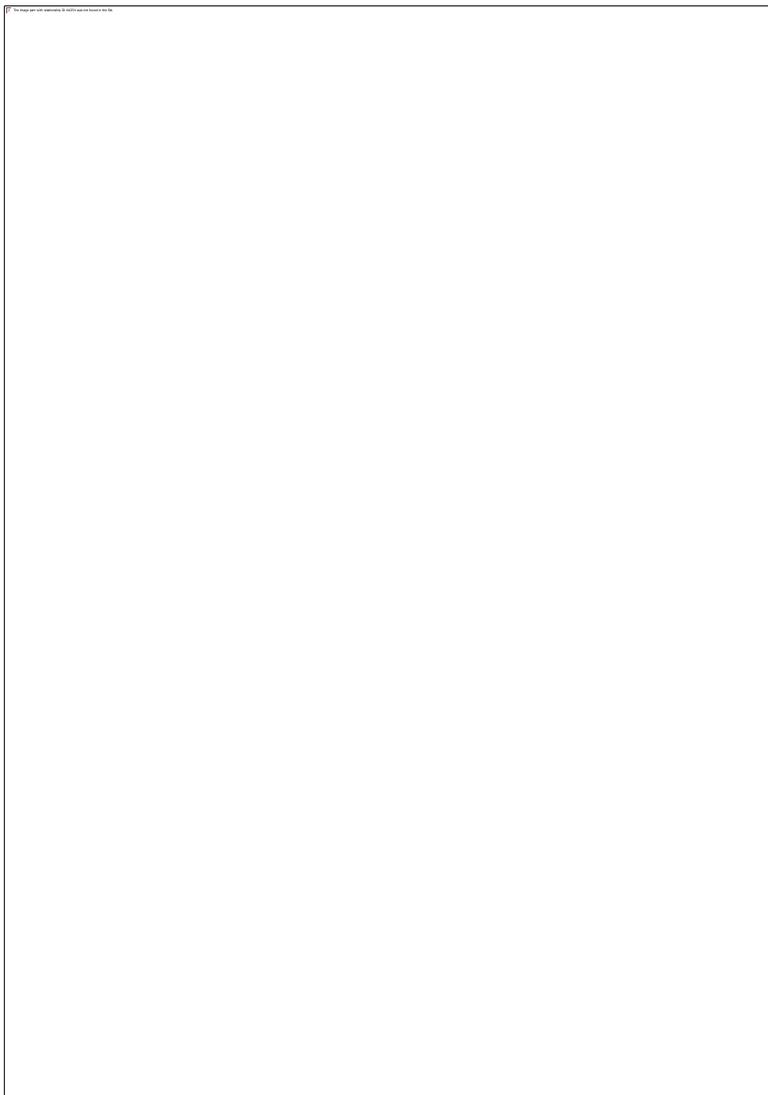
```
> print(survfit(Y~1),print.rmean=TRUE)
```

```
Call: survfit(formula = Y ~ 1)
```

n	events	*rmean	*se(rmean)	median	0.95LCL	0.95UCL
21.000	21.000	4.000	0.356	4.000	3.000	5.000

```
* restricted mean with upper limit = 7
```

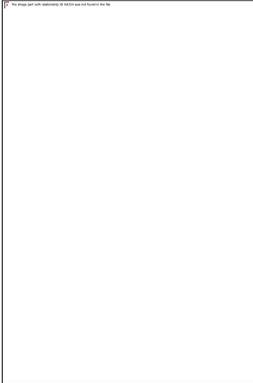
Lampiran 21 *Ethic Clearance* Penelitian



Lampiran 22 Surat Keterangan Data



BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Ni Luh Putu Ika Candrawengi dilahirkan di Kota Denpasar pada 1 September 1998. Penulis menempuh pendidikan formal di SD Tegaljaya, SMPN 1 Denpasar, dan SMAN 1 Denpasar. Kemudian penulis diterima sebagai Mahasiswa Departemen Statistika ITS melalui jalur PKM pada tahun 2016. Selama masa perkuliahan, penulis aktif di berbagai kepanitiaan antara lain *Statistics Competition*

(STATION) 2018, ISCO 2018, Festival Kreasi Mahasiswa (2017), Gempita Pesona Dewata 2019. Selain itu, penulis juga aktif dalam organisasi Tim Pembina Kerohanian Hindu (TPKH-ITS) sebagai sekretaris departemen PSDM TPKH-ITS 2017/2018 dan ketua Sekretaris Umum I TPKH-ITS 2018/2019. Selain itu, Penulis juga tergabung dalam delegasi IHMSI. Selain itu, penulis juga mempunyai pengalaman mengikuti beberapa kegiatan *survey* yang dilakukan oleh Grab, Trans 7, serta Jawa Pos sebagai pengaplikasian ilmu statistika. Selain itu, penulis juga diberi kesempatan oleh Pusdatin Kementerian Energi dan Sumber Daya Mineral(ESDM) Jakarta untuk melaksanakan kerja praktik selama 1 bulan pada tahun 2019. Apabila pembaca ingin memberi kritik dan saran serta diskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir ini, dapat secara langsung menghubungi penulis melalui email putuikacandrawengi@gmail.com atau nomor telepon 082247026040.

