TUGAS AKHIR – KS184822

MODEL *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN *FRAILTY CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE* (CAR) NON-GAUSSIAN PADA KASUS DEMAM BERDARAH DI RSUD DR. SOETOMO SURABAYA

MOHAMMAD NAUFAL ABDULLAH
NRP 062116 4000 0018

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

MODEL *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN *FRAILTY CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE* (CAR) NON-GAUSSIAN PADA KASUS DEMAM BERDARAH DI RSUD DR. SOETOMO SURABAYA

MOHAMMAD NAUFAL ABDULLAH
NRP 062116 4000 0018

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

FINAL PROJECT – KS184822

SPATIAL SURVIVAL MODEL WITH NON-GAUSSIAN CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE (CAR) FRAILTY FOR HEMORRHAGIC FEVER CASE AT RSUD DR. SOETOMO SURABAYA

MOHAMMAD NAUFAL ABDULLAH
SN 062116 4000 0018

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

UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2020

LEMBAR PENGESAHAN

MODEL *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN *FRAILTY CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE* (CAR) NON-GAUSSIAN PADA KASUS DEMAM BERDARAH DI RSUD DR. SOETOMO SURABAYA

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 :

Mohammad Naufal Abdullah
NRP. 062116 4000 0018

Disetujui oleh Pembimbing:

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 Statistika FSAD ITS

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

SURABAYA, AGUSTUS 2020

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

MODEL *SURVIVAL* SPASIAL DENGAN *FRAILTY CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE* (CAR) NON-GAUSSIAN PADA KASUS DEMAM BERDARAH DI RSUD DR. SOETOMO SURABAYA

Nama Mahasiswa	**:**	**Mohammad Naufal Abdullah**
NRP	**:**	**062116 4000 0018**
Departemen	**:**	**Statistika**
Dosen Pembimbing	**:**	**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D**
		Irhamah, M.Si., Ph.D

Abstrak

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus Dengue yang ditularkan melalui gigitan nyamuk Aedes aegypti dan Aedes albopictus. Indonesia memiliki kasus DBD tertinggi di Asia Tenggara. Jawa Timur merupakan provinsi dengan jumlah kasus DBD tertinggi kedua pada 2017 dan 2018. Salah satu analisis statistika yang digunakan untuk mengetahui ketahanan hidup adalah analisis survival, sehingga analisis tersebut digunakan untuk menganalisis karakteristik pasien yang mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo dengan memperhatikan faktor spasial (tempat tinggal pasien). Penambahan efek random spasial conditionally autoregressive (CAR) non-Gaussian dilakukan untuk menghindari bias estimasi. Parameter model diestimasi menggunakan Bayesian. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kasus DBD terbanyak di Surabaya Timur terjadi di Kecamatan Tambaksari dan Gubeng. Berdasarkan indeks Moran's I, terdapat dependensi spasial antar kecamatan di Surabaya Timur. Model survival parametrik yang digunakan mengikuti pola distribusi Weibull 2 dan 3 parameter. Model terbaik dengan WAIC terkecil adalah model survival Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace dan 7 faktor yang berpengaruh signifikan adalah usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih. Efek random spasial menunjukkan adanya hubungan spasial yang relatif kecil.

Kata kunci: Bayesian, CAR (Conditionally Autoregressive), Demam Berdarah Dengue, Non-Gaussian, Survival Spasial

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

SPATIAL SURVIVAL MODEL WITH NON-GAUSSIAN CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE (CAR) FRAILTY FOR DENGUE HEMORRHAGIC FEVER CASE AT RSUD DR. SOETOMO SURABAYA

Name	**:**	**Mohammad Naufal Abdullah**
Student Number	**:**	**062116 4000 0018**
Department	**:**	**Statistics**
Supervisors	**:**	**Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., Ph.D** **Irhamah, M.Si., Ph.D**

Abstract

Dengue Hemorrhaghic Fever (DHF) is a disease caused by Dengue virus transmitted through the bite of Aedes aegypti and Aedes albopictus mosquitoes. Indonesia has the highest case of DHF in Southeast Asian. East Java is a province with the second highest number of DHF cases in 2017 and 2018. One of the statistical analysis used to determine survival is the analysis of survival, so the analysis is used to analyze the characteristics of patients that influence length duration of DHF patients care in RSUD Dr. Soetomo by considering the spatial factor (where the patient lives). The addition of non-Gaussian conditionally Autoregressive (CAR) frailty is used to avoid biased estimation. Model parameters are estimated using Bayesian method. The results of research showed that the most cases of DHF in East Surabaya occurred in the sub-district of Tambaksari and Gubeng. Based on Moran's I index, there are spatial dependencies between sub-districts in East Surabaya. Parametric survival model that used following pattern Weibull 2 and 3 parameters distribution. The best model with the smallest WAIC is the survival model of Weibull 2 parameters with CAR Laplace and 7 significant factors are the age of patient, patient's last education (Senior High School), patient's occupations (not working), the Diagnosis of hospital admission (II), patient's body temperature, the number of pulses per minute, and white blood cell rate. Random spatial effects indicate a relatively small spatial relationship .

Keywords: Bayesian, CAR (Conditionally Autoregressive), Dengue Hemorrhagic Fever, Non-Gaussian, Survival Spatial

(*Halaman ini sengaja dikosongkan*)

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan atas rahmat dan hidayah yang diberikan Allah SWT sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir yang berjudul "**Model *Survival* Spasial dengan *Frailty Conditionally Autoregressive* (CAR) non-Gaussian pada Kasus Demam Berdarah di RSUD. Dr. Soetomo Surabaya**" dengan lancar.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini dapat terselesaikan tidak terlepas dari bantuan dan dukungan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Bapak Iswiyono, Ibu Zakiyah Wahyuni, dan keluarga tercinta yang sudah mendoakan tiada henti dan mendukung baik secara moril maupun materiil kepada penulis.
2. Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si. selaku Kepala Departemen Statistika FSAD ITS, Dr. Santi Wulan Purnami, S.Si., M.Si. selaku Sekretaris Departemen Statistika Bidang Akademik dan Kemahasiswaan, dan Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si. selaku Sekretaris Departemen Statistika Bidang Sumber Daya Keuangan dan Manusia yang telah memberikan fasilitas, sarana, dan prasarana.
3. Dr. Drs. Agus Suharsono, M.S. selaku dosen wali selama masa studi yang telah banyak memberikan saran, arahan dan semangat dalam menjalani perkuliahan.
4. 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.
5. Dr. Dra. Kartika Fithriasari, M.Si. dan Adatul Mukaromah, S.Si., M.Si. selaku dosen penguji yang telah memberikan koreksi dan masukan dengan sangat sabar sehingga Tugas Akhir ini dapat lebih baik.
6. Seluruh dosen Statistika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan yang tak ternilai harganya, serta segenap karyawan Departemen Statistika ITS.

7. Dwi Rantini, S.Si selaku pendamping TA yang telah meluangkan waktu untuk membimbing dan memberikan masukan terkait Tugas Akhir.
8. Teman-teman terdekat penulis Abid, Jefry, Sofi, Reza, Rifqi yang selalu memberikan dukungan, bantuan, dan berbagi pikiran kepada penulis, serta Fadhli yang telah mendukung sarana prasarana sementara.
9. Fitria Nur Aida, S.Stat yang telah membantu me-*review* dan memberikan saran kepada penulis terkait Tugas Akhir.
10. Teman-teman Statistika ITS angkatan 2016 yang sudah memberikan dukungan kepada penulis selama ini.
11. Teman-teman dan Sahabat yang sudah memberikan banyak motivasi, bantuan, dan dorongan hingga saat ini.

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

Surabaya, Agustus 2020

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL ..... **i**
COVER PAGE ..... **ii**
LEMBAR PENGESAHAN ..... **iii**
ABSTRAK ..... **v**
ABSTRACT ..... **vii**
KATA PENGANTAR ..... **ix**
DAFTAR ISI ..... **xi**
DAFTAR GAMBAR ..... **xv**
DAFTAR TABEL ..... **xvii**
DAFTAR LAMPIRAN ..... **xix**
BAB I PENDAHULUAN **1**
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 5
1.3 Tujuan Penelitian 5
1.4 Manfaat Penelitian 5
1.5 Batasan Masalah 6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA **7**
2.1 Statistika Deskriptif 7
2.2 Pengujian Distribusi 7
2.3 Analisis *Survival* 8
2.3.1 Fungsi *Survival* dan Fungsi *Hazard* 9
2.3.2 Kurva *Kaplan Meier* 11
2.3.3 Model Regersi *Cox Prorotional Hazard* 12
2.3.4 Asumsi *Proportional Hazard* 13
2.3.5 *Hazard Ratio* 15
2.4 Autokorelasi Spasial 16
2.5 Model *Survival* Spasial 18
2.6 Model *Frailty* 19
2.7 Prior CAR (*Conditionally Autoregressive*) 20
2.8 Analisis Bayesian 21
2.9 Pemeriksaan Konvergensi 24
2.10 *Watanabe Akaike Information Criterion* (WAIC) .. 26

2.11 Demam Berdarah *Dengue* 27
BAB III METODOLOGI PENELITIAN 29
3.1 Sumber Data 29
3.2 Kerangka Konsep 29
3.3 Variabel Penelitian 30
3.4 Struktur Data 33
3.5 Langkah Analisis 33
3.6 Diagram Alir 34
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN 37
4.1 Karakteristik Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya 37
4.2 Asumsi *Proportional Hazard* (PH) 44
4.3 Pendugaan Distribusi Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya 45
4.4 Pembobotan Spasial dan Autokorelasi Spasial 46
4.5 Joint Distribusi dan Distribusi Prior 49
4.5.1 Distribusi Weibull 3 Parameter 49
4.5.2 Distribusi Weibull 2 Parameter 51
4.6 Pemodelan *Survival* Spasial Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Distribusi Weibull 3 Parameter 53
4.7 Pemodelan *Survival* Spasial Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Distribusi Weibull 2 Parameter 58
4.8 Pemilihan Model Terbaik 63
4.9 Interpretasi Model *Survival* Spasial Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya 64
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 67
5.1 Kesimpulan 67
5.2 Saran 68
DAFTAR PUSTAKA 69

LAMPIRAN.....73
BIODATA PENULIS.....155

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 2.1 Kurva Fungsi *Survival* 9
Gambar 2.2 Kurva Fungsi *Hazard* 10
Gambar 2.3 Kurva *Kaplan Meier* 12
Gambar 3.1 Kerangka Konsep Penelitian 30
Gambar 3.2 Diagram Alir 34
Gambar 4.1 Karakteristik Pasien DBD 39
Gambar 4.2 *Bar Chart* Komposisi (Jumlah Pasien) antar Karakteristik Pasien 40
Gambar 4.3 Kurva *Kaplan-Meier* Karakteristik Pasien dengan Lama Rawat Inap Pasien (a) Jenis Kelamin (b) Pendidikan (c) Pekerjaan (d) Diagnosis Masuk .. 41
Gambar 4.4 *Scatterplot* Karakteristik Pasien dengan Lama Rawat Inap 42
Gambar 4.5 Peta Seberan Jumlah Pasien DBD di Surabaya Timur 43
Gambar 4.6 *Scatterplot* Autokorelasi Spasial *Moran's I* Jumlah Pasien DBD 47
Gambar 4.7 Permutasi 999 Kali 48
Gambar 4.8 *Interval Plot* Uji *Mean* WAIC Model Weibull 2 Parameter 64

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....30
Tabel 3.2 Struktur Data.....33
Tabel 4.1 Karakteristik Pasien DBD.....37
Tabel 4.2 Hasil Uji Asumsi *Proportional Hazard*.....44
Tabel 4.3 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov* 46
Tabel 4.4 Hasil Pembobotan Spasial *Rook Contiguity* 46
Tabel 4.5 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR 54
Tabel 4.6 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter CAR Normal.....55
Tabel 4.7 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter CAR Laplace 56
Tabel 4.8 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR 58
Tabel 4.9 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter CAR Normal.....60
Tabel 4.10 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter CAR Laplace 61
Tabel 4.11 Nilai WAIC.....63
Tabel 4.12 *Hazard Ratio* Model *Survival* Terbaik.....65

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

Lampiran 1 Data Lama Rawat Inap Pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo dan Variabel Prediktor.....73
Lampiran 2 Rumus Statistika Deskriptif Rata-rata, Koefisien Variasi, dan Median.....75
Lampiran 3 Hasil Uji Asumsi *Proportional Hazard* dengan *R* versi 3.5.1 76
Lampiran 4 Hasil Pendugaan Distribusi Lama Rawat Inap dengan *Easyfit*.....76
Lampiran 5 *Syntax* Penataan Data di STAN dan *Packages* .77
Lampiran 6 *Syntax* Parameter Prior Awal Model.....80
Lampiran 7a Prior Model *Survival* Weibull 3 Parameter.....81
Lampiran 7b Prior Model *Survival* Weibull 2 Parameter.....82
Lampiran 8a *Syntax* Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR 83
Lampiran 8b *Syntax* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR 87
Lampiran 9a *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR.....90
Lampiran 9b *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR.....91
Lampiran 10a Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR.....91
Lampiran 10b Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR.....97
Lampiran 11a Penurunan Prior CAR Normal 103
Lampiran 11b Penurunan Prior CAR Laplace.....104
Lampiran 12a *Syntax* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal.....104
Lampiran 12b *Syntax* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal.....109
Lampiran 13a *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal 112

Lampiran 13b *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal 113
Lampiran 14a Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal 114
Lampiran 14b Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal 121
Lampiran 15a *Syntax* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace 128
Lampiran 15b *Syntax* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace 132
Lampiran 16a *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace 136
Lampiran 16b *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace 136
Lampiran 17a Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace 137
Lampiran 17b Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace 144
Lampiran 18 *Syntax* Menampilkan *Output*.....151
Lampiran 19 *Output* WAIC dan Waktu *Running*.....152
Lampiran 20 *Ethic Clearance* Penelitian.....153
Lampiran 21 Surat Keterangan Data 154

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus *Dengue* dari genus *Flavivirus*, famili *Flaviviridae* dan ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* (Departemen Kesehatan, 2010). Nyamuk *Aedes aegypti* menyebarkan virus *Dengue* melalui gigitannya dan virus tersebut dapat menyebabkan infeksi, mulai dari infeksi subklinis hingga infeksi simtomatik yang berakibat mulai dari demam berdarah biasa hingga demam berdarah *dengue* yang dapat meningkatkan resiko kematian (Jing & Wang, 2019). Penderita demam berdarah *Dengue* akan mengalami tiga fase, yaitu fase awal, fase kritis, dan fase penyembuhan. Fase awal ditandai dengan demam selama 1-3 hari. Fase kritis merupakan fase demam berdarah yang ditandai dengan turunnya demam namun terjadi penurunan trombosit yang apabila salah dalam menangani dapat menyebabkan gangguan peredaran darah, dalam fase kritis sering terjadi salah penanganan sehingga banyak pasien DBD yang meninggal, fase ini terjadi selama tidak lebih dari dua hari.

Nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* dapat hidup di negara tropis dan subtropis yang tersebar dari Karibia, Amerika Selatan, sebagian Afrika, Asia dan Australia serta Oseania (Leta, dkk., 2017). Negara tropis memiliki karakteristik alam seperti suhu udara yang relatif tinggi (28-32^{0}C), curah hujan tinggi, kelembaban udara yang relatif tinggi. Pada musim penghujan, virus *Dengue* berkembang cepat sehingga penyakit DBD sering menjadi kejadian luar biasa di beberapa wilayah. Indonesia menjadi negara Asia Tenggara tertinggi dengan kasus DBD (Departemen Kesehatan, 2010). Kasus demam berdarah *Dengue* (DBD) pertama kali terjadi pada tahun 1968. Penyakit DBD menyebar luas ke seluruh Indonesia.

Berdasarkan pusat data dan informasi Kementerian Kesehatan RI (2018), kasus demam berdarah *Dengue* (DBD) di

Indonesia dari tahun 2016 sebesar 204.171 kasus turun signifikan di tahun 2017 sebesar 68.407 kasus. Provinsi dengan jumlah kasus DBD tertinggi pada 2017 yaitu Provinsi Jawa Barat sebanyak 10.016 kasus, Jawa Timur sebanyak 7.838 kasus, dan Jawa Tengah sebanyak 7.400 kasus, serta banyak kematian kasus DBD tertinggi pada Provinsi Jawa Timur sebanyak 105 kematian (Ditjen P2P, 2018). Pada tahun 2018, kasus DBD di Provinsi Jawa Timur meningkat menjadi 8.449 kasus dan menduduki peringkat kedua kasus DBD tertinggi setelah Provinsi Jawa Barat. Menurut Kementerian Kesehatan hingga Januari 2019 telah terjadi 16.692 kasus DBD dengan tidak kurang dari 169 orang meninggal dunia di Indonesia. Surabaya mengalami penurunan kasus demam berdarah pada tahun 2018, akan tetapi masih terdapat beberapa kecamatan di Surabaya dengan jumlah kasus DBD yang tinggi, sehingga perlu digencarkan pencegahan kasus DBD di Surabaya.

Penelitian mengenai lama waktu kesembuhan pasien DBD dilakukan oleh Kumala (2010) mendapatkan kesimpulan bahwa faktor demografi pasien DBD seperti jenis kelamin, usia, dan tingkat pendidikan dapat mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD. Faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien antara lain faktor manusia (pasien), faktor lingkungan, faktor virus dan faktor lokasi tempat tinggal pasien. Faktor manusia atau pasien meliputi respon imun penderita seperti jumlah trombosit dan hematokrit dalam darah. Variabel respon pada penelitian laju atau lama kesembuhan pasien DBD adalah jarak dari awal penelitian sampai pasien DBD dinyatakan sembuh. Penelitian tersebut mendapati masalah adanya data yang tidak teramati karena keterbatasan waktu penelitian, sehingga sebagian informasi kesembuhan pasien DBD tidak diketahui secara pasti (data tersensor). Berdasarkan variabel respon laju/lama penyembuhan pasien DBD dan adanya data tersensor, maka salah satu metode analisis statistika yang digunakan pada penelitian ini adalah analisis *survival*. Kasus penyakit demam berdarah *Dengue* dan lama penyembuhanya cenderung memiliki keterkaitan dengan lokasi tempat tinggal pasien/lokasi kejadian kasus (efek spasial).

Pengamatan data spasial di suatu lokasi tertentu memiliki ketergantungan pada pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Anselin (1988) menyatakan jika data spasial dianalisis menggunakan model regresi klasik, maka akan menghasilkan kesimpulan yang salah karena asumsi residual independen tidak terpenuhi (dependensi spasial atau autokorelasi spasial) dan homogenitas residual tidak terpenuhi, sehingga diperlukan metode lain yang dapat mengatasi efek variabilitas spasial. Pada perkembangannya, pemodelan *survival* dilakukan dengan menambahkan model efek *random* guna mengatasi heterogenitas atau sumber-sumber variansi yang tidak dapat dijelaskan model (Darmofal, 2009). Penggunaan model *frailty* akan mengatasi bias pada pendugaan parameter model *survival* dan menggambarkan pasien yang memiliki laju sembuh lebih cepat atau sebaliknya.

Pada tahun 1990 dan 1991, Berry dan Starr pertama kali mengenalkan model *survival* dengan melibatkan efek *random* (*frailty*) dimana pembobot dependensi spasial dinyatakan dalam jumlah atau proporsi dari daerah yang berdekatan. Pengembangan model *survival* hierarki dengan melibatkan dependensi efek *random* (*frailty*) pada data spasial dilakukan oleh Banerjee, Wall, M, dan Carlin (2003) dan pengembangan dependensi efek random dinyatakan dalam prior *conditinally autoregressive* (CAR) dilakukan oleh Besag dkk. (1991). Prior CAR memperbolehkan adanya autokorelasi spasial pada efek *random* data waktu hingga *event survival* terjadi (dinyatakan sembuh) pada daerah yang berdekatan dan dinyatakan dalam matriks *adjacent*. Tahun 2000, Carlin dan Louis melakukan penelitian serupa menggunakan pendekatan Bayesian untuk *fitting* model efek *random* (*frailty*) hierarki dengan metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) algoritma *Metropolis Housting*.

Iriawan, Astutik, dan Prasetyo (2010) melakukan penelitian dan mendapatkan kesimpulan bahwa model *survival* spasial dengan *frailty* CAR menghasilkan *error* yang lebih kecil dibandingkan tanpa *frailty* serta mampu mangatasi sumber-sumber variansi yang tidak dapat dijelaskan akibat terdapat korelasi spasial. Penelitian oleh Hasyim (2012) mengenai

analisis model *mixture survival* spasial dengan efek *random* (*frailty*) kasus demam berdarah *Dengue* di Kabupaten Pamekasan memiliki kesimpulan bahwa dependensi spasial hanya terdapat pada komponen varians nilai efek *random* spasial yang mengakibatkan perbedaan lebar selang kepercayaan untuk estimasi laju kesembuhan pasien DBD di masing-masing kecamatan. Mortajem, Mohammadzadeh, dan Abyar (2019) menyatakan bahwa untuk pemodelan pada data riil dengan *frailty* CAR normal (Gaussian) tidak memberikan hasil yang tepat dan penggunaan *frailty* CAR non-normal (non-Gaussian) memberikan hasil yang lebih baik.

Berdasarkan uraian tersebut peneliti akan melakukan penelitian untuk menganalisis lama waktu kesembuhan pasien DBD RSUD Dr. Soetomo. Pada penelitian ini, pasien yang diteliti adalah pasien yang bertempat tinggal di Surabaya, khususnya kecamatan Sukolilo, Mulyorejo, Gubeng, Tambaksari, Gununganyar, Rungkut, Tengilismejoyo. Penelitian ini akan membahas tentang pemodelan *survival* faktor karakteristik pasien yang mempengaruhi laju kesembuhan yang diukur melalui lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* di RSUD Dr. Soetomo dengan memperhatikan faktor spasial (daerah tempat tinggal pasien) dan efek random (*frailty*) CAR non-Gaussian. Estimasi parameter model *survival* spasial dilakukan dengan metode Bayesian. Pada kondisi data sampel yang sedikit metode Bayesian dapat memberikan inferensi yang lebih baik dibandingkan metode MLE, OLS, dan EM, karena inferensi pada Bayesian tidak hanya melibatkan informasi data sampel tapi juga informasi data sebelumnya (prior). Penelitian ini diharapkan mampu menjadi rekomendasi dan informasi tambahan bagi RSUD Dr. Soetomo Surabaya tentang faktor-faktor karakteristik pasien yang mempengaruhi laju kesembuhan yang diukur melalui lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* dengan mempertimbangkan lokasi daerah pasien dan untuk memberikan penanganan pasien demam berdarah yang lebih optimal dan strategi untuk meningkatkan laju kesembuhan pasien.

1.2 Rumusan Masalah

Kasus penyakit demam berdarah *Dengue* di Surabaya tergolong tinggi meskipun terjadi penurunan pada tahun 2017. Kasus demam berdarah *Dengue* beberapa tahun yang lalu dipengaruhi oleh daerah tempat tinggal pasien (faktor lingkungan/eksternal), begitu pula dengan kesembuhan pasien demam berdarah dipengaruhi oleh karakteristik pasien (faktor internal) dan daerah tempat tinggal pasien (faktor lingkungan/eksternal). Berdasarkan latar belakang penelitian, maka akan dilakukan identifikasi karakteristik pasien demam berdarah di RSUD Dr. Soetomo dan analisis pemodelan *survival* mengenai faktor karakteristik pasien yang mempengaruhi lama rawat inap pasien demam berdarah di RSUD Dr. Soetomo dengan memperhatikan faktor spasial (daerah tempat tinggal pasien) dan efek *random* (*frailty*) *conditionally autoregressive* (CAR) non-Gaussian.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah tersebut, maka tujuan adanya penelitian kali ini adalah sebagai berikut.

1. Mengidentifikasi karakteristik pasien demam berdarah *Dengue* di RSUD Dr. Soetomo asal Surabaya Timur.
2. Mendapatkan faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan menggunakan model *survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi *Conditionally Autoregressive* (CAR) non-Gaussian.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang didapatkan dari penelitian ini untuk peneliti adalah mampu menerapkan keilmuan statistika dalam menerapkan dan mengembangkan pemodelan *survival* dengan mempertimbangkan faktor lokasi (spasial) dan pendekatan Bayesian. Manfaat lain dari penelitian ini yaitu mendapatkan model yang mampu menjelaskan laju kesembuhan pasien yang diukur dengan lama rawat inap pasien demam berdarah RSUD Dr. Soetomo Surabaya sehingga dapat digunakan rekomendasi dan

informasi tambahan bagi RSUD Dr. Soetomo Surabaya tentang faktor-faktor karakteristik pasien yang mempengaruhi lama rawat inap pasien demam berdarah dengan mempertimbangkan lokasi daerah pasien dan untuk memberikan penanganan pasien demam berdarah yang lebih optimal, serta digunakan sebagai bahan pertimbangan dalam membuat kebijakan dan strategi untuk meningkatkan laju kesembuhan pasien.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah pasien demam berdarah yang melakukan perawatan di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Data rekap pasien yang digunakan dari 1 Januari 2016 hingga 31 Desember 2019. Tipe data tersensor yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sensor kanan (*right censored*). Kecamatan yang digunakan dalam penelitian adalah kecamatan Surabaya Timur, yaitu kecamatan Sukolilo, Mulyorejo, Gubeng, Tambaksari, Gununganyar, Rungkut, Tengilismejoyo. CAR non-Gaussian yang digunakan adalah CAR Laplace atau *double exponential*.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif merupakan suatu metode statistika yang mempelajari tentang cara mendeskripsikan, menggambarkan, menjabarkan atau menguraikan karakteristik suatu data. Statistika deskriptif mengacu pada bagaimana menata dan menyajikan data sehingga memperoleh informasi sesuai yang dibutuhkan. Penyajian statistika deskriptif dapat menggunakan Tabel, Grafik, Diagram, Histogram, dan lainnya yang mampu mendeskripsikan data (Walpole, 1995). Analisis statistika deskriptif dilakukan untuk mengetahui karakteristik yang dimiliki oleh data, dengan mengetahui karakteristik data maka dapat ditentukan metode analisis yang sesuai untuk mengolah data lebih lanjut. Statistika deskriptif yang digunakan mengeksplorasi data penelitian ini adalah rata-rata, koefisien variasi, median, minimum, dan maksimum. Detail rumus statistika deskriptif akan disajikan di Lampiran 2.

2.2 Pengujian Distribusi

Pengujian distribusi adalah suatu pengujian hipotesis yang dilakukan untuk mengetahui distribusi probabilitas suatu data. Salah satu metode pengujian distribusi data menggunakan *Kolmogorov-Smirnov* (Law & Kleton, 2000). Prinsip dari pengujian *Kolmogorov-Smirnov* adalah menghitung selisih absolut antara fungsi distribusi kumulatif sampel dan fungsi distribusi kumulatif atau *cumulative distribution function* (CDF) teoritisnya. Jika fungsi distribusi kumulatif sampel dinyatakan $F(t)$ dan fungsi distribusi kumulatif teoritis dinyatakan dengan $F_0(t)$, maka hipotesis uji *Kolmogorov-Smirnov* adalah sebagai berikut :

$H_0 : F(t) = F_0(t)$, untuk semua data mengikuti distribusi yang ditentukan

$H_1 : F(t) \neq F_0(t)$, minimal satu data tidak mengikuti distribusi yang ditentukan

Penolakan hipotesis dilakukan menggunakan statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* dapat dituliskan pada persamaan (2.1).

$$D = \sup\left|F(t) - F_0(t)\right|. \qquad (2.1)$$

Nilai D dibandingkan dengan nilai pada tabel *Kolmogorov-Smirnov* dengan ukuran sampel n dan taraf signifikan α. Jika $D > D_{(\alpha,n)}$ atau P-*value* < α maka tolak H_0 atau data tidak mengikuti distribusi yang ditentukan.

2.3 Analisis *Survival*

Analisis *survival* merupakan metode statistik yang digunakan untuk menganalisis data dimana variabel responnya berupa waktu hingga kejadian *survival* terjadi (waktu *survival*). Kejadian *survival* yang dimaksud adalah kejadian khusus (*failure event*) yang dialami individu, seperti kematian, terserangnya penyakit, kekambuhan, atau proses penyembuhan. Sedangkan variabel respon analisis survival adalah lama waktu dari awal dilakukan penelitian sampai kejadian survival terjadi atau penelitian berakhir (Kleinbaum & Klein, 2012). Terdapat tiga elemen yang perlu diperhatikan dalam menentukan waktu *survival*, yaitu :

1. *Time origin* atau *starting point* (titik awal) adalah waktu dimulainya suatu penelitian.
2. *Ending event of interest* (kejadian akhir) adalah kejadian yang menjadi inti dari penelitian.
3. *Measurement scale for the passage of time* (skala ukuran untuk berlalunya waktu).

Kesulitan yang sering terjadi pada analisis *survival* adalah adanya data tersensor. Data tersensor adalah waktu *survival* (*survival time*) yang sebagian informasi ketahanan hidup individu tidak diketahui secara pasti. Data tersensor terjadi disebabkan oleh beberapa faktor. Terdapat tiga alasan utama yang menyebabkan adanya data tersensor. Berikut ditunjukkan tiga alasan terjadinya penyensoran (Kleinbaum & Klein, 2012).

1. *Study End* yaitu berakhirnya penelitian sebelum kejadian *survival* dari objek penelitian terjadi.

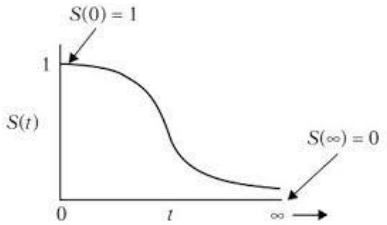
2. *Lost to Follow-up* yaitu individu atau objek pengamatan tidak mengikuti *treatment* yang diberikan sehingga pengamatan tidak dapat dilakukan secara keseluruhan (meninggal atau pindah).
3. *Withdraws* yaitu pemberhentian perlakuan karena memberikan efek yang merugikan.

Selain itu, klasifikasi data tersensor menurut Collett (2003) dibagi menjadi tiga klasifikasi, yaitu :

1. Tersensor kanan, jika objek yang diamati tidak mengalami *event* sampai penelitian selesai (waktu *survival* individu lebih dari waktu individu diobservasi).
2. Tersensor kiri, jika objek mengalami *event* sebelum data mulai dikumpulkan (waktu *survival* individu kurang dari waktu observasi).
3. Tersensor interval, Jika objek mengalami *event* diantara waktu t_1 dan t_2 tetapi tidak diketahui dengan pasti kapan *event* terjadi.

2.3.1 Fungsi *Survival* dan Fungsi *Hazard*

Model *survival* digunakan untuk menjelaskan tentang resiko terjadinya kejadian *survival* tertentu dipengaruhi oleh beberapa variabel tertetu pada selang waktu tertentu (Darmofal, 2009). Fungsi *survival* merupakan suatu fungsi yang menyatakan peluang atau kemungkinan individu dapat bertahan lebih dari waktu tertentu *t*. Fungsi *survival* dapat digambarkan sebagai berikut.

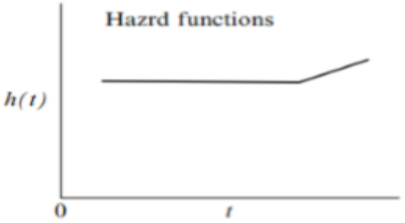


Gambar 2.1 Kurva Fungsi *Survival*
(Kleinbaum, D. G., & Klein, M. 2012)

Jika waktu *survival* dilambangkan T dan mempunyai distribusi probabilitas yang dinyatakan $f(t)$, maka dapat dituliskan fungsi *survival* seperti pada persamaan (2.2).

$$S(t) = P(T > t) = 1 - P(T \le t) = 1 - \int_0^t f(t)dt. \qquad (2.2)$$

Fungsi *hazard* merupakan suatu fungsi yang menjelaskan laju terjadinya kejadian *survival* per satuan waktu *survival*. Fungsi *hazard* merupakan fungsi non-negatif yang tidak memiliki batas atas. Berikut ditunjukkan kurva fungsi *hazard* pada Gambar 2.2.



Gambar 2.2 Kurva Fungsi *Hazard*
(Kleinbaum, D. G., & Klein, M. 2012)

Gambar 2.2 memperlihatkan bahwa bertambahnya waktu *t*, menjadikan laju individu mengalami *event* semakin cepat. Hal ini menunjukkan bahwa fungsi *survival* dan fungsi *hazard* saling berlawanan. Secara matematis, fungsi *hazard* dinyatakan pada persamaan (2.3).

$$h(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{P(t \le T \le t + \Delta t \mid T > t)}{\Delta t}. \qquad (2.3)$$

Hubungan antara fungsi *hazard* dan fungsi *survival* dapat ditunjukkan dengan teori probablilitas bersyarat, $P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$. Persamaan $P(t \le T \le t + \Delta t \mid T > t)$ ditulis pada persamaan (2.4).

$$h(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \cdot \frac{1}{S(t)} = F'(t) \frac{1}{S(t)}, \qquad h(t) = \frac{f(t)}{S(t)}. \qquad (2.4)$$

Sehingga diperoleh hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi *hazard* pada persamaan (2.9) (Khotimah, 2018).

$$f(t) = S(t).h(t), \tag{2.5}$$

$$f(t) = -\frac{dS(t)}{dt}, \tag{2.6}$$

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = -\frac{(dS(t)/dt)}{S(t)},$$

$$h(t)dt = -\frac{1}{S(t)}dS(t), \tag{2.7}$$

$$\int_0^t h(t)dt = -\int_0^t \frac{1}{S(t)}dS(t), \tag{2.8}$$

$$H(t) = -\ln S(t), \tag{2.9}$$

dimana,

t : Waktu yang diamati,
T : Waktu *survival* individu,
$f(t)$: Fungsi distribusi probabilitas,
$F(t)$: Fungsi distribus kumulatif,
$S(t)$: Fungsi *survival*,
$h(t)$: Fungsi *hazard*,
$H(t)$: Fungsi humulatif *hazard*.

2.3.2 Kurva *Kaplan Meier*

Kurva *Kaplan Meier* merupakan metode statistika pada analisis *survival* yang digunakan untuk menghitung probabilitas *survival* dengan menggambarkan hubungan antara estimasi fungsi *survival* pada waktu *t* dengan waktu *survival t*. Metode *Kaplan Meier* didasarkan pada waktu kelangsungan hidup subjek dan mengasumsikan bahwa data sensor adalah prediktor berdasarkan waktu kelangsungan hidup (observasi yang disensor tidak berhubungan dengan penyebab *failure time*) (Kleinbaum & Klein, 2012). Jika probabilitas dari *Kaplan Meier* dinotasikan dengan

$\hat{S}(t_{(f)})$ dan $t_{(f)}$ merupakan waktu *survival* ke-*f* yang telah diurutkan ,maka persamaan umum *Kaplan Meier* dituliskan pada persamaan (2.10).

$$\hat{S}(t_{(f)}) = \hat{S}(t_{(f-1)}) \times \hat{\Pr}\left(T > t_{(f)} \mid T \geq t_{(f)}\right), \tag{2.10}$$

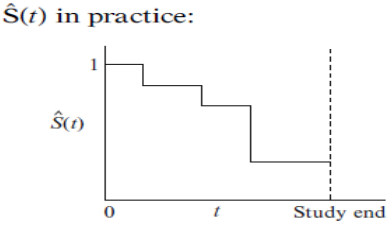
dimana $\hat{S}(t_{(f-1)})$ merupakan probabilitas suatu objek bertahan sampai waktu ke $t_{(f-1)}$ dan $\hat{\Pr}\left(T > t_{(f)} \mid T \geq t_{(f)}\right)$ probabilitas objek bertahan sampai setelah waktu ke $t_{(f)}$ dengan syarat objek mampu bertahan hidup tidak kurang dari $t_{(f)}$.

$$\hat{S}(t_{(f-1)}) = \prod_{i=1}^{f-1} \hat{\Pr}\left(T > t_{(i)} \mid T \geq t_{(i)}\right). \tag{2.11}$$

Persamaan umum kurva *Kaplan Meier* atau estimator *Kaplan Meier* dapat dituliskan pada persamaan (2.12).

$$\hat{S}(t_{(f)}) = \prod_{i=1}^{f} \hat{\Pr}\left(T > t_{(i)} \mid T \geq t_{(i)}\right), \tag{2.12}$$

Secara visual kurva *Kaplan Meier* memiliki sumbu vertikal yang menggambarkan estimasi fungsi *survival* dan sumbu horizontal yang menggambarkan waktu *survival*. Ilustrasi dari kurva *Kaplan Meier* disajikan pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Kurva *Kaplan Meier*
(Kleinbaum, D. G., & Klein, M. 2012)

2.3.3 Model Regresi *Cox Proportional Hazard*

Model *Cox Proportional Hazard* (*Cox PH*) merupakan model semiparametrik yang dapat digunakan ketika data yang ada tidak diketahui jelas distribusinya. Hal ini dikarenakan meskipun

baseline hazard tidak diketahui bentuk fungsionalnya, *Cox PH* tetap dapat memberikan informasi yang berguna berupa *hazard ratio* (Aini, 2011). Model regresi *Cox Proportional Hazard* ditunjukkan pada persamaan (2.13).

$$h(t,\mathbf{X}) = h_0(t)\exp\left(\sum_{i=1}^{p}\beta_i X_i\right), \qquad (2.13)$$

dimana,

$h_0(t)$: *Baseline hazard* pada waktu ke-*t*,

β_i : Parameter regresi ke-*i*,

X_i : Nilai dari variabel bebas ke-*i*,

$\mathbf{X} = (X_1, X_2, ..., X_p)$: Vektor variabel bebas.

Model terbaik diperoleh dengan melakukan estimasi koefisien variabel prediktor $X_1, X_2, ..., X_p$ yaitu $\beta_1, \beta_2, ..., \beta_p$. Paramater atau koefisien regresi **β** pada model *Cox* PH dapat diestimasi menggunakan metode *maximum likelihood estimation* (MLE).

2.3.4 Asumsi *Proportional Hazard*

Asumsi *proportional hazard* didefinisikan sebagai suatu keadaan dimana *hazard ratio* dari model *Cox Proportional Hazard* bersifat konstan terhadap waktu (Kleinbaum & Klein, 2012). Pengujian asumsi PH dengan menggunakan statistik yaitu uji *goodness of fit*, karena pada uji *goodness of fit* menghasilkan P-*value*. Berikut disajikan langkah-langkah pengujian asumsi PH dengan uji *goodness of fit.*

1. Memperoleh residual *schoenfeld* untuk setiap variabel prediktor dari model *Cox* PH. Residual *schoenfeld* ada pada setiap variabel prediktor pada model dan pada setiap observasi yang mengalami *event.*
2. Membuat variabel *rank* waktu *survival* yang diurutkan dari kecil ke besar.
3. Menghitung korelasi antara residual *schoenfeld* dan *rank* waktu *survival* menggunakan persamaan (2.14).

$$r_{RT,PR_i} = \frac{\sum_{j=1}^{n}\left(PR_{ij} - \overline{PR}_i\right)\left(RT_j - \overline{RT}\right)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n}\left(PR_{ij} - \overline{PR}_i\right)^2}\sqrt{\sum_{j=1}^{n}\left(RT_j - \overline{RT}\right)^2}}, \quad (2.14)$$

dimana,

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*. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian korelasi adalah sebagai berikut.

   $H_0 : \rho = 0$

   $H_1 : \rho \neq 0$

   Statistik uji yang digunakan dapat dituliskan pada persamaan (2.15) :

   $$t = \frac{r_{RT,PR_i}\sqrt{n-2}}{\sqrt{r_{RT,PR_i}^2}}. \quad (2.15)$$

   Tolak H_0 jika $|t| \geq t_{\alpha/2,n-2}$ atau P-*value* kurang dari taraf kesalahan (α) yang digunakan. P-*value* dihitung dari dua kali fungsi distribusi kumulatif komplementer $|t|$ atau $2\left(1 - P(T \leq |t|)\right)$. Asumsi *propotional hazard* terpenuhi jika uji korelasi antara residual *schoenfeld* dan *rank* waktu *survival* tidak signifikan (Kleinbaum & Klein, 2012).

Pengujian asumsi *proportional hazard* juga dilakukan secara global untuk keseluruhan model secara simultan. Hipotesis yang digunakan dalam uji global asumsi *proportional hazard* adalah sebagai berikut.

H_0 : Asumsi *proportional hazard* terpenuhi

H_1 : Asumsi *proportional hazard* tidak terpenuhi

Statistik uji pada uji global asumsi *proportional hazard* (G_p) dituliskan pada persamaan (2.16) berikut.

$$G_p = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}(\delta_{ij}h(t_{ij}) - \bar{h})r_{s_{pij}}}{I_p \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n_i}(\delta_{ij}h(t_{ij}) - \bar{h})} \sim \chi^2_{(1)}, \qquad (2.16)$$

dimana,

$r_{s_{pij}} = \delta_{ij}\{x_{ij} - \bar{\alpha}_{pij}\}$,

$\bar{\alpha}_{pij} = \dfrac{\sum_{l \in R_f} x_{pij} \exp(\boldsymbol{\beta}\mathbf{X}_l)}{\sum_{l \in R_f} \exp(\boldsymbol{\beta}\mathbf{X}_l)}$.

δ_{ij} merupakan status tersensor data waktu *survival* (0 jika tersensor, 1 jika terjadi *event*), I_p adalah elemen matriks informasi (*information matrix*) variabel p, $r_{s_{pij}}$ adalah nilai residual *Schoenfeld*, dan R_f adalah himpunan waktu yang beresiko pada waktu $t_{(f)}$. Tolak H_0 jika $G_p > \chi^2_{(1)}$ atau P-*value* $= 1 - P(\chi^2 \leq G_p)$ lebih kecil dari taraf signifikan (α) (Grambsch & Therneau, 1994).

2.3.5 *Hazard Ratio*

Hazard Ratio didefinisikan sebagai suatu ukuran yang digunakan untuk mengetahui tingkat risiko dari perbandingan antara individu dengan kondisi variabel prediktor pada kategori sukses dengan kategori gagal (Hosmer, Lemeshow, & May, 2008). *Hazard ratio* diperoleh dengan membandingkan fungsi *hazard* antar dua kategori pada satu prediktor. *Hazard ratio* dapat didefinisikan pada persamaan (2.17).

$$\hat{HR}(t) = \frac{\hat{h}(t, \mathbf{X}^*)}{\hat{h}(t, \mathbf{X})}$$

$$\hat{HR}(t) = \frac{\hat{h}_0(t)\exp\left(\sum_i^p \hat{\beta}_i X_i^*\right)}{\hat{h}_0(t)\exp\left(\sum_i^p \hat{\beta}_i X_i\right)} \qquad (2.17)$$

$$\hat{HR}(t) = \exp\left[\sum_{i=1}^{p} \hat{\beta}_i \left(X_i^* - X_i\right)\right],$$

dimana,

$\mathbf{X}^* = \left[X_1^*, X_2^*, ..., X_p^*\right]$ individu dengan *hazard* lebih besar,
$\mathbf{X} = \left[X_1, X_2, ..., X_p\right]$ individu dengan *hazard* lebih kecil.

2.4 Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial adalah suatu keadaan dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan pada nilai variabel tertentu di suatu daerah-daerah yang saling berdekatan. Menurut Aksioma dan Iriawan (2010), autokorelasi spasial merupakan kondisi dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan pada nilai variabel atau atribut tertentu di daerah-daerah yang saling berdekatan. Autokorelasi spasial dapat diartikan pula sebagai ukuran kemiripan atau perbedaan dari objek berdasarkan ruang atau lokasi. Autokorelasi spasial dapat ditentukan dengan dua macam perhitungan, yaitu Autokorelasi Spasial Global dan Lokal (Iriawan, Astutik, & Prastyo, 2010).

Autokorelasi spasial global menyatakan bahwa semua semua elemen ketetanggaan dalam matriks observasi dihitung dalam persamaan yang menghasilkan satu nilai bersama, salah satu ukuran yang sering digunakan adalah *Moran's I*. Sedangkan autokorelasi spasial lokal menitikberatkan pada nilai autokorelasi spasial suatu daerah tertentu dan matriks observasi yang sesuai sehingga diperoleh nilai sebanyak jumlah ketetanggan, salah satu ukuran autokorelasi spasial lokal adalah LISA (LeSage, 1999).

Pada penelitian ini, perhitungan autokorelasi spasial yang digunakan adalah autokorelasi spasial global, dimana perhitungannya menggunakan statistik global *Moran's I*. Statistik global *Moran's I* merupakan pengembangan dari korelasi *pearson product moment* pada data *univariate series*. Perbedaannya terletak pada matriks ketetanggan **W*** dan menentukan korelasi satu variabel dengan dirinya sendiri melalui matriks pembobot tersebut. Formula statistik Global *Moran's I* dapat dituliskan dalam bentuk persamaan (2.18).

$$I = \frac{(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})' \mathbf{W} (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})}{(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})' (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})}, \qquad (2.18)$$

dimana **y** adalah vektor observasi variabel tertentu dan **W** adalah matriks pembobot yang telah distandarisasi. Pola spasial suatu daerah dapat dibagi menjadi tiga berdasarkan nilai statistik global *Moran's I*. Nilai *Moran's I* semakin mendekati nilai +1 (autokorelasi spasial positif) maka pola akan membentuk kelompok/*cluster* (daerah yang bertetangga memiliki nilai yang sama). Nilai *Moran's I* mendekati nol (tidak ada autokorelasi spasial) maka pola acak/random. Sedangkan nilai *Moran's I* semakin mendekati -1 (autokorelasi spasial negatif) maka pola akan membentuk papan catur (daerah yang bertetangga memiliki nilai yang berbeda). Formula nilai harapan dan varians dari statistik uji *Moran's I* dapat dituliskan pada persamaan (2.19) dan (2.20).

$$E(I) = -\frac{1}{n-1}, \tag{2.19}$$

$$Var(I) = \frac{n\left\{(n^2-3n+3)s_1 - ns_2 + 3s_0^2\right\} - k\left\{n(n-1)s_1 - 2ns_2 + 6s_0^2\right\}}{(n-1)(n-2)(n-3)s_0^2} - \left[E(I)\right]^2, \tag{2.20}$$

dengan,

n : Banyak unit observasi,

$$k = \frac{n^{-1}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^4}{\left(n^{-1}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2\right)^2},$$

$$s_0 = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} W_{ij},$$

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

$$s_2 = \sum_{i=1}^{n}\left(\sum_{j=1}^{n} W_{ij} + \sum_{j=1}^{n} W_{ji}\right)^2.$$

Pengujian signifikansi *Moran's I* (*I*) dapat dilakukan sebagai berikut.

$H_0 : I = 0$ (Tidak ada korelasi spasial)

$H_1 : I \neq 0$ (Ada korelasi spasial)

Statistik uji yang digunakan dapat dituliskan pada persamaan (2.21) :

$$Z = \frac{\hat{I} - E(I)}{\sqrt{Var(I)}}. \qquad (2.21)$$

Jika nilai $|Z| \geq Z_{\alpha/2}$, maka keputusan tolak H_0 atau data suatu daerah saling berkorelasi atau terdapat korelasi antar daerah secara global.

2.5 Model *Survival* Spasial

Statistika spasial merupakan suatu metode statistika untuk menganalisis data spasial. Data spasial adalah data yang tidak hanya memuat informasi nilai yang diukur, tetapi juga memuat informasi "lokasi" data itu berada (Banerjee, Wall, & Carlin, 2003). Model *survival* spasial dibentuk dari analisis data *survival* yang tersusun berdasarkan lokasi atau daerah yang saling berdekatan. Fungsi *hazard* model *survival* spasial menyertakan *frailty* dapat dituliskan pada persamaan (2.22).

$$h(t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp\left(\beta_0 + \beta_1 X_{1ij} + \cdots + \beta_p X_{ijk} + W_i\right), \qquad (2.22)$$

dimana $h_0(t_{ij})$ menyatakan *baseline hazard*, j = 1,2,...,n_i menyatakan observasi strata atau kelompok lokasi ke-i, i = 1,2,...,s dan s menyatakan banyaknya strata atau kelompok lokasi, t_{ij} menyatakan waktu kejadian *survival*, $\mathbf{X}_{ij}$ menyatakan vektor matriks variabel predikor. W_i menyatakan perbedaan antar strata atau kelompok lokasi. *Frailties* W_i menggambarkan strata lokasi yang berdekatan memiliki kemiripan karakteristik atau memiliki resiko yang cenderung sama. Distribusi dari efek *random* $\mathbf{W}$ didefinisikan seperti pada persamaan (2.23).

$$\mathbf{W} \mid \lambda \sim \mathbf{CAR}(\lambda). \qquad (2.23)$$

Pada model parametrik Weibull (waktu *survival* berdistribusi Weibull 2 parameter) *hazard rate* atau model *survival hazard* dapat dituliskan pada persamaan (2.24) (Collet, 2003).

$$h(t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}) = \eta t_{ij}^{\eta-1} \exp\left(\beta_0 + \beta_1 X_{1ij} + \cdots + \beta_p X_{ijk}\right). \qquad (2.24)$$

Sedangkan *hazard rate* dari model *survival* parametrik Weibull yang menyertakan efek *random* (*frailty*) spasial dapat dituliskan dalam persamaan (2.25).

$$h(t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}) = \eta t_{ij}^{\eta-1} \exp\left(\beta_0 + \beta_1 X_{1ij} + \cdots + \beta_p X_{ijk} + W_i\right), \qquad (2.25)$$

dimana η adalah parameter *shape*/bentuk *baseline hazard* dalam model Weibull. *Baseline hazard* monoton naik jika $\eta > 1$ dan *baseline hazard* monoton turun jika $\eta < 1$, serta jika $\eta = 1$ menyatakan bahwa *hazard* (laju *survival*) konstan.

Susunan spasial dari kelompok lokasi dapat dimodelkan dengan menggunakan beberapa pendekatan, secara umun terdapat dua pendekatan yaitu :

1. Model Geostatistik menggunakan pendekatan lokasi geografis (lintang dan bujur) dari kelompok lokasi tersebut.
2. Model *Lattice* menggunakan pendekatan posisi relatif suatu kelompok terhadap kelompok lain (ketetanggan). Model *Lattice* bersesuaian dengan Hukum Tobler yang berbunyi "sesuatu yang lebih dekat mempunyai pengaruh lebih besar daripada sesuatu yang lebih jauh".

Model *lattice* mengganti distribusi *frailty* dengan mengasumsikan proses random *W** yang hanya didefinisikan oleh lokasi indeks dengan lokasi tersebut merupakan partisipasi bagian dari lokasi **D**, partisi ini disebut *lattice*. Pada efek random atau *frailty* W_i^* menyatakan heterogenitas spasial antar kelompok observasi.

2.6 Model *Frailty*

Model *Frailty* adalah suatu model *survival* yang menyertakan efek *random* untuk variabel waktu dan memiliki efek multiplikatif terhadap model *hazard*. Model *Frailty* mampu mengatasi bias dan inkonsistensi parameter model *survival* yang disebabkan sumber-sumber keragaman yang tidak bisa dijelaskan oleh kovariat. Jika model *frailty* digunakan maka akan mengatasi bias pada pendugaan parameter model *survival* (Darmofal, 2009). Berdasarkan sifat dari keragaman, terdapat dua pendekatan *frailty* yang dijelaskan sebagai berikut.

1. *Unit specific* atau *individual frailty terms* : setiap unit atau individu dalam pengamatan memiliki *frailty* (efek *random*).
2. *Hierarchical* atau *shared frailty terms* : tiap-tiap unit atau individu pengamatan saling mengelompok dan unit-unit dalam kelompok memiliki *frailty* yang sama, sedangkan *frailty* antar kelompok bersifat independen.

Pengujian terhadap keragaman yang tidak dapat dijelaskan dalam model menafsirkan parameter variansi dari efek random (θ). Nilai θ positif menyatakan bahwa terdapat heterogenitas yang tidak dapat dijelaskan dalam model. Nilai θ=0 menyatakan bahwa sumber-sumber variansi dapat dijelaskan melalui kovariat dalam model. Kejadian *survival* spasial digunakan pendekatan *hierarchical frailty terms* dimana unit pengamatan dikelompokkan dalam derah-daerah.

2.7 Prior CAR (*Conditionally Autoregressive*)

Model *survival* tanpa *spatial frailty model* mengasumsikan bahwa efek *random* atau *frailty* tidak saling ketergantungan atau independen (Darmofal, 2009). Hal ini konsisten dengan syarat bahwa distribusi dari efek *random* kondisional/bergantung pada parameter λ, dimana λ adalah tingkat presisi yang dinyatakan dalam invers varian dari distribusi efek *random*. Prior λ merupakan prior presisi berdimensi tunggal bagi *joint* distribusi vektor efek *random* dan menggambarkan prior *conditionally autoregressive* yang memasukkan hubungan ketetanggan (spasial) melalui matriks *adjacent*. Menurut Bernardinelli dan Montomoli (1992), prior CAR Normal mempunyai *joint* distribusi proporsional yang dituliskan seperti pada persamaan (2.26).

$$p(\mathbf{W} \mid \lambda) \propto \lambda^{(S-G)/2} \exp\left[-\frac{\lambda}{2}\sum_{i \text{adj} j}(\mathbf{W}_i - \mathbf{W}_j)^2\right] \propto \lambda^{(S-G)/2} \exp\left[-\frac{\lambda}{2}\sum_{i=1}^{I}\mathbf{W}_i(\mathbf{W}_i - \overline{\mathbf{W}})\right], \quad (2.26)$$

dimana,

i dan j : Daerah yang saling bertetanggaan,
G : Jumlah unit yang tidak berdekatan,
S : Jumlah unit dalam data,
$\overline{\mathbf{W}}_i$: Rata-rata dari $W_{i' \neq i}$ ketetanggaan $\mathbf{W}$,
m_i : Jumlah kedekatan atau ketetanggan.

Conditional distribution efek *random* spasial dari prior CAR normal (Gaussian) dapat dituliskan pada persamaan (2.27).

$$\mathbf{W}_i \mid W_{i'\neq i} \sim N\left(\overline{\mathbf{W}}_i, 1/(\lambda m_i)\right). \quad (2.27)$$

Memasukkan informasi lokasi kejadian (spasial), prior CAR menghasilkan *conditional distribution* pada efek *random* spasial berdistribusi normal dengan *conditional mean* rata-rata efek random dari daerah-daerah yang bertetanggaan dan *conditional variance* adalah *inverse* dari proposional dari jumlah daerah yang bertetangga dengan daerah *i*. Pada pemodelan data riil, penggunaan model *frailty* CAR normal (Gaussian) tidak memberikan hasil yang tepat. Distribusi *double-exponential* atau Laplace digunakan sebagai penganti distribusi normal dalam model CAR. Distribusi *double-exponential* memiliki ekor lebih berat dibandingkan distribusi normal, sehingga penggunaan model CAR *double-exponential* lebih baik (*robust*) dibandingkan model CAR normal (Besag & Kooperberg, 1995). *Joint* distribusi proporsional prior CAR Laplace dapat dituliskan pada persamaan (2.28).

$$p(\mathbf{W} \mid \lambda) \propto \lambda^{(S-G)/2} \exp\left(\lambda \left[\frac{k+1}{4} \right] \log\left(\sum_{i \text{ adj } j} (\mathbf{W}_i - \mathbf{W}_j)^2 \right) - \sqrt{2} \left(\sum_{i \text{ adj } j} (\mathbf{W}_i - \mathbf{W}_j)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right). \quad (2.28)$$

Pembuktian prior CAR Normal dan Laplace ditunjukan detail pada Lampiran 11. Prior CAR merupakan *improper prior* dimana *mean* dari distribusi efek *random* spasialnya tidak terdefinisikan. Hal tersebut mengakibatkan model CAR hanya dapat digunakan sebagai *improper prior*, bukan sebagai *likelihood.*

2.8 Analisis Bayesian

Statistika Bayesian dalam pengambilan keputusannya berdasarkan informasi baru dari data yang diamati (sampel) dan pengetahuan sebelumnya (Wong, dkk., 2009). Pendekatan statistika Bayesian memandang parameter **θ** adalah sebagai variabel *random* yang memiliki distribusi, disebut distribusi prior. Distribusi prior digunakan untuk mencari distribusi posterior sehingga diperoleh estimator Bayesian yang merupakan *mean*

atau modus dari distribusi posterior. Apabila data observasi *survival* dinyatakan sebagai **t**, sedangkan parameter data dinyatakan sebagai **θ**. Distribusi **θ** dengan syarat **t** diberikan melalui teorema Bayes dalam persamaan (2.29).

$$p(\boldsymbol{\theta}\,|\,t) = \frac{l(t\,|\,\boldsymbol{\theta})\,p(\boldsymbol{\theta})}{p(t)}. \qquad (2.29)$$

Persamaan (2.29) merupakan metode yang melakukan *update* informasi prior parameter **θ** dari data sebelum pengamatan dilakukan $p(\boldsymbol{\theta})$, informasi sampel dalam *likelihood* data $l(t\,|\,\boldsymbol{\theta})$ untuk mendapatkan informasi posterior $p(\boldsymbol{\theta}\,|\,t)$ yang digunakan dalam pengambilan keputusan. $p(t)$ merupakan total probabilitas Bayes sebagai konstanta penormal (*normalized constant*). Distribusi posterior $p(\boldsymbol{\theta}\,|\,t)$ merupakan perkalian *likelihood* yang berisi informasi data sampel observasi dengan prior parameter yang berisikan infomasi tentang data sebelumnya, sehingga distribusi posterior dapat dituliskan pada persamaan (2.30).

$$p(\boldsymbol{\theta}\,|\,t) \propto l(t\,|\,\boldsymbol{\theta})\,p(\boldsymbol{\theta}). \qquad (2.30)$$

Distribusi prior $\left(p(\boldsymbol{\theta})\right)$ merupakan informasi awal yang dibutuhkan dalam membentuk distribusi posterior. Selain itu, juga dibutuhkan informasi dari sampel yang dinyatakan melalui *likelihood*. Secara garis besar terdapat empat macam distribusi prior.

1. *Conjugate* dan *non conjugate prior*, merupakan prior dengan pola yang sangat tergantung pada pola *likelihood* data.
2. *Proper* dan *improper prior*, merupakan prior yang tergantung pada pemberian pembobotan/densitas di setiap titik, apakah terdistribusi secara *uniform* atau tidak.
3. *Informative* dan *non informative prior*, merupakan prior yang terkait diketahui atau tidaknya pola/frekuensi distribusi dari data.
4. *Pseudo prior*, merupakan prior yang terkait pemberian nilainya yang disetarakan dengan hasil elaborasi pendapat kaum *frequentist*, misalnya dengan prior merupakan hasil dari estimasi parameter metode maksimum *likelihood*.

Pada model yang kompleks, distribusi posterior sulit untuk memecahkan permasalahan untuk memperbarui (*update*) parameter dari sampel melalui distribusi posterior. Metode *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dapat menyelesaikan hal tersebut. MCMC dapat digunakan untuk membentuk model yang sangat kompleks, berdimensi tinggi atau sifat data yang berkorelasi tinggi. Ide dasar dari MCMC adalah membangkitkan sebuah *Markov Chain* dengan simulasi *Monte Carlo* yang diiterasikan, sehingga didapatkan distribusi posterior yang stasioner (Sorensen & Gianola, 2002). *Gibbs sampling* adalah algoritma MCMC yang mencakup iteratif sampling dari tiap distribusi bersyarat. Sesuai dengan Persamaan (2.24) dan (2.25), dimana pada model *survival* spasial Weibull 2 parameter, parameter $\boldsymbol{\theta}$ dipartisi menjadi beberapa bagian yaitu $\boldsymbol{\theta} = (\eta, \beta_0, \beta_1, ..., \beta_p, \lambda)$. Distribusi *joint* posterior model *survival* spasial Weibull 2 parameter dituliskan pada persamaan (2.31).

$$\begin{aligned} & p(\beta_0, ..., \beta_p, W_i, \eta, \lambda \mid t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}, \delta_{ij}) \\ & = L(\beta_0, ..., \beta_p, W_i, \eta; t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}, \delta_{ij})\, p(\beta_0) ... p(\beta_p)\, p(W_i \mid \lambda)\, p(\eta) \\ & = \prod_{i=1}^{s} \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\, p(\beta_0) ... p(\beta_p)\, p(W_i \mid \lambda)\, p(\eta). \end{aligned} \tag{2.31}$$

Bentuk distribusi *full conditional* untuk masing-masing parameter yaitu $p(\eta \mid t, \mathbf{X}, \beta_0, ..., \beta_p, \lambda)$,..., $p(\beta_p \mid t, \mathbf{X}, \eta, \beta_0, ..., \beta_{p-1}, \lambda)$ dengan *t* adalah data respon/*survival* dan **X** adalah vektor dari kovariat (prediktor). Distribusi *full conditional* proporsional parameter θ_i diperoleh dengan memilah dan menghilangkan parameter selain θ_i pada *joint* distribusi posterior. Langkah-langkah dalam estimasi parameter dengan algoritma *Gibbs sampling* disajikan sebagai berikut.

1. Menentukan *initial value* dari $\boldsymbol{\theta}^{(0)} = (\eta^{(0)}, \beta_0^{(0)}, \beta_1^{(0)}, ..., \beta_p^{(0)}, \lambda^{(0)})$ dan $m = 0$.
2. Membangkitkan tiap komponen $\boldsymbol{\theta}^{(m+1)} = (\eta^{(m+1)}, \beta_0^{(m+1)}, \beta_1^{(m+1)}, ..., \beta_p^{(m+1)}, \lambda^{(m+1)})$

dimana,

$\eta^{(m+1)}$ dari $p\left(\eta \mid t, \mathbf{X}, \beta_0^{(m)}, ..., \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}\right)$

$\beta_0^{(m+1)}$ dari $p\left(\beta_0 \mid t, \mathbf{X}, \eta^{(m+1)}, \beta_1^{(m)}, ..., \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}\right)$

$\beta_1^{(m+1)}$ dari $p\left(\beta_1 \mid t, \mathbf{X}, \eta^{(m+1)}, \beta_0^{(m+1)}, ..., \beta_p^{(m)}, \lambda^{(m)}\right)$

$\vdots$

$\beta_p^{(m+1)}$ dari $p\left(\beta_p \mid t, \mathbf{X}, \eta^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)}, ..., \beta_{p-1}^{(m+1)}, \lambda^{(m)}\right)$

$\lambda^{(m+1)}$ dari $p(\lambda \mid t, \mathbf{X}, \eta^{(m+1)}, \gamma^{(m+1)}, \beta_0^{(m+1)}, ..., \beta_p^{(m+1)})$.

3. Membangkitkan lebih banyak observasi dengan mengambil nilai $m = m+1$ dan mengulangi Langkah 1 dan 2 hingga konvergen atau hingga $m = T$.
4. Membuang *b* observasi pertama (*burn in*) untuk menghindari pengaruh *initial value*.
5. Mengasumsikan $\boldsymbol{\theta}^{(b+1)}, \boldsymbol{\theta}^{(b+2)}, ..., \boldsymbol{\theta}^{(T)}$ (sudah membuang *b* observasi pertama) sebagai sampel untuk analisis posterior.
6. Membentuk plot distribusi posterior.
7. Mendapatkan rata-rata, median, standar deviasi, kuantil, dan MC *error* dari distribusi posterior.

2.9 Pemeriksaan Konvergensi

Pemeriksaan konvergensi pada simulasi *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dilakukan untuk mengetahui pencapaian distribusi target dari algoritma *Gibbs sampling*. Tercapainya kekonvergenan hasil simulasi MCMC menjadikan sampel yang dibangkitkan dari simulasi sesuai dengan distribusi posterior. Pemeriksaan konvergensi secara deskriptif dilakukan dengan dua cara, yaitu:

1. Autokorelasi : untuk mengukur dependensi rantai *Markov*, jika *lag* nol plot autokorelasi mendekati satu dan *lag* selanjutnya mendekati nol maka konvergensi terpenuhi.
2. MC *error* : menunjukkan variansi estimasi posterior parameter dari hasil simulasi. Menurut Kery (2010), hasil estimasi posterior parameter dikatakan baik jika memiliki nilai MC

error lebih kecil dari 5% estimasi standar deviasi posterior parameter.

Selain dilakukan pemeriksaan konvergensi secara deskriptif, maka dilakukan pula pemeriksaan konvergensi secara inferensi atau pengujian. Pada penelitian ini, pemeriksaan konvergensi MCMC secara inferensi menggunakan dua metode, yaitu:

1. *Gelman-Rubin*

Pendekatan pengujian konvergensi dengan mendefinisikan beberapa rantai *Markov* dengan *initial value* yang berbeda dan membandingkan varians beberapa rantai *Markov* dengan varians masing-masing rantai *Markov*. Jika terdapat *m* rantai *Markov* yang saling bebas dan masing-masing rantai *Markov* telah diambil *T* iterasi, maka pemeriksaan konvergensi MCMC dilakukan melalui *potential scale reduction factor* (PSRF) atau *Rhat* yang dituliskan pada persamaan (2.32).

$$\hat{R} = \frac{\hat{V}(\theta)}{avg}, \tag{2.32}$$

dimana,

$$\hat{V}(\theta) = \frac{T-1}{T} avg + \frac{1}{T} B, \tag{2.33}$$

$$avg = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} s_i^2, \tag{2.34}$$

dengan,

$$s_i^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^{T} (\theta_{it} - \bar{\theta}_i)^2,$$

$$B = \frac{T}{m-1} \sum_{i=1}^{m} (\bar{\theta}_i - \bar{\bar{\theta}})^2,$$

$$\bar{\bar{\theta}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} \bar{\theta}_i .$$

T : Jumlah iterasi,

θ_{it} : Posterior θ rantai *Markov* ke-*i* iterasi ke-*t*,

Jika nilai PSRF atau *Rhat* mendekati 1, maka setiap rantai *Markov* akan konvergen dengan distribusi yang ditargetkan. Nilai PSRF atau *Rhat* secara ergodik menurun mendekati 1 ketika $T \to \infty$ (Brooks & Roberts, 1998).

2. *Geweke*

Dasar dari pemeriksaan konvergensi menggunakan metode *Geweke* (1992) adalah rata-rata posterior sampel. Metode *Geweke* menilai apakah dari awal dan bagian terakhir rantai *Markov* secara signifikan berbeda. Distribusi selisih dua bagian rantai dibagi standar deviasi *asymptotic* dari selisih dua rantai tersebut diasumsikan normal standar. Statistik uji dari metode *Geweke* dapat dituliskan pada persamaan (2.35).

$$Z = \frac{\bar{\theta}^{B} - \bar{\theta}^{A}}{\sigma_{(\bar{\theta}^{B} - \bar{\theta}^{A})}}, \tag{2.35}$$

dimana,

$\bar{\theta}^{A}, \bar{\theta}^{B}$: Rata-rata posterior sub-sampel A dan B,

$\sigma_{(\bar{\theta}^{A} - \bar{\theta}^{B})}$: Estimasi standar deviasi $\bar{\theta}^{B} - \bar{\theta}^{A}$.

Jika nilai $|Z| > Z_{1-\alpha/2}$ maka hasil MCMC tidak konvergen (Ntzoufras, 2009).

2.10 *Watanabe Akaike Information Criterion* (WAIC)

Watanabe Akaike Information Criterion (WAIC) atau *Widely Applicable Information Criterion* merupakan salah satu pendekatan Bayesian yang lebih lengkap untuk menduga data *out-of-sample*. Penghitungan WAIC dimulai dengan menghitung log fungsi densitas *pointwise* posterior (pposterior) dan menambahkan koreksi jumlah parameter efektif untuk meyesuaikan *overfitting*. Rumus untuk menghitung WAIC dapat dituliskan pada persamaan (2.36).

$$\text{WAIC} = -2elppd_{\text{WAIC}}, \tag{2.36}$$

dengan,

$elppd_{\text{WAIC}} = lppd - p\text{WAIC},$

$$lppd = \sum_{i=1}^{n} \log\left(\frac{1}{T} \sum_{m=1}^{T} p(x_i \mid \boldsymbol{\theta}^{(m)}) \right),$$

$$p\text{WAIC} = \sum_{i=1}^{n} \text{var}_{post}\left(\log\, p(x_i \mid \boldsymbol{\theta})\right),$$

T : Jumlah iterasi.

WAIC memiliki kelayakan yang diinginkan rata-rata di atas distribusi posterior dibandingkan dalam satu estimasi titik, jika dbandingkan dengan AIC dan DIC. Ukuran kebaikan model dengan WAIC sangat relevan digunakan dalam prediksi, karena WAIC mengevaluasi prediksi yang sebenarnya untuk data baru dalam Bayesian (Gelman, Hwang, & Vehtari, 2014).

2.11 Demam Berdarah *Dengue*

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) merupakan yang disebabkan oleh virus *Dengue* dari genus *Flavivirus*, famili *Flaviviridae* yang ditularkan ke manusia melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* yang terinfeksi oleh virus *Dengue*. Tiga faktor utama penularan virus *Dengue*, yaitu faktor manusia, virus, dan vektor perantara. Kasus DBD pertama kali masuk ke Indonesia pada tahun 1968 di Surabaya (Departemen Kesehatan, 2010). Penyakit DBD biasanya ditandai dengan demam selama 2-7 hari, lemah/lesu, nyeri pada ulu hati, nyeri pada sendi, dan pendarahan pada kulit (bintik-bintik). Penderita DBD yang parah akan menyebabkan mimisan, muntah darah, *shock*, dan kematian. DBD merupakan penyakit yang sering terjadi pada negara yang memiliki iklim tropis dan sub-tropis yang tersebar mulai Amerika Selatan, Afrika hingga Asia Tenggara.

Demam Berdarah *Dengue* (DBD) memiliki tiga fase, yaitu fase demam, fase kritis, dan fase penyembuhan. Fase demam merupakan fase dimana penderita DBD mengalami demam tinggi 1-3 hari. Pada fase kritis, deman penderita DBD turun dan berakibat penurunan trombosit secara drastis yang apabila salah dalam menangani dapat menyebabkan gangguan peredaran darah. Sedangkan pada fase penyembuhan trombosit penderita DBD

kembali naik. Menurut WHO (1997), diagnosa DBD dapat ditentukan berdasarkan beberapa hal, yaitu demam atau riwayat demam akut, terdapat minimal satu manifestasi pendarahan, jumlah trombosit < 100.000/mm^3, terdapat minimal satu tanda-tanda kebocoran plasma (Hematokrit meningkat > 20% dibandingkan standar, Hematokrit menurun > 20% setelah diberi carian dibandingkan sebelumnya, efusi pleura, asites, atau hipoproteiemia). Klasifikasi derajat penyakit Demam Berdarah *Dengue* (DBD) berdasarkan WHO 1997 dapat dijelaskan sebagai berikut.

a. Derajat I : demam disertai gejala tidak khas dan satu-satunya manifestasi pendarahan adalah uji bendung.
b. Derajat II : seperti derajat I disertai pendarahan spontan pada kulit atau pendarahan lain.
c. Derajat III : kegagalan sirkulasi pada nadi.
d. Derajat IV : kondisi *shock* berat, nadi tidak dapat diraba, dan tekanan darah tidak bisa diukur.

Pencegahan tersebarnya virus DBD dapat dilakukan dengan 3M yaitu menguras bak mandi/penampungan air secara berkala, menutup rapat tempat penampungan air, mengubur dan menyingkirkan barang-barang bekas, pencegahan secara biologis seperti memelihara ikan cupang, dan secara kimia seperti menabur bubuk abate dan *fogging*. Hal tersebut dilakukan untuk mencegah perkembangbiakan nyamuk *Aedes aegypti* (Ditjen P2P, 2018).

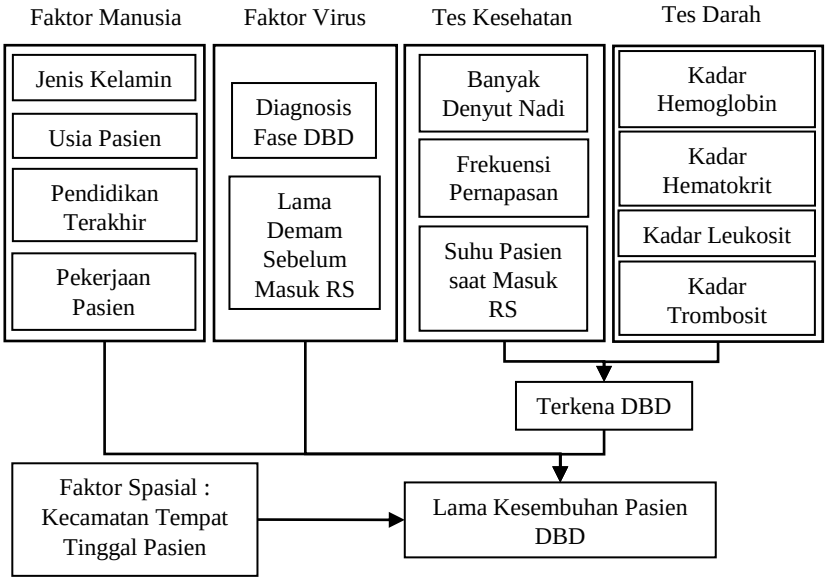
BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder tentang karakteristik kondisi perawatan pasien rawat inap demam berdarah di RSUD Dr. Soetomo Surabaya yang memperhatikan faktor lokasi/wilayah (spasial). Data yang digunakan adalah data lama rawat inap pasien demam berdarah sampai dinyatakan sembuh/diperbolehkan pulang, yang disebut sebagai *event*. Data rekam medis yang digunakan mulai 1 Januari 2016 sampai 31 Desember 2019. Faktor lokasi atau spasial dinyatakan dengan kedekatan antar Kecamatan Surabaya Timur dan sekitarnya dan menggunakan 13 variabel prediktor yang bersifat kontinu dan kategorik. Kecamatan yang digunakan dalam penelitian meliputi kecamatan Sukolilo, Mulyorejo, Gubeng, Tambaksari, Gununganyar, Rungkut, Tengilismejoyo.

3.2 Kerangka Konsep

Penelitian mengenai kasus demam berdarah *Dengue* (DBD) telah banyak dilakukan, terutama penelitian dalam bidang kesehatan. Selain dalam bidang kesehatan, penelitian mengenai pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi kasus DBD, khususnya laju kesembuhan DBD yang diukur dengan lama rawat inap pasien. Penelitian ini didasari oleh beberapa penelitian sebelumnya mengenai pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi kasus DBD, khususnya lama waktu kesembuhan DBD oleh Kumala (2010) dan efek spasial dengan *frailty conditionally autoregressive* (CAR) oleh Iriawan, Astutik, dan Prasetyo (2010), serta Haysim (2012). Metode estimasi model pada penelitian ini menggunakan pendekatan Bayesian karena inferensi pada Bayesian tidak hanya melibatkan informasi data sampel tapi juga informasi data sebelumnya (prior) serta dapat digunakan pemodelan pada sampel kecil. Berikut disajikan kerangka konsep mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi lama waktu kesembuhan DBD pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Kerangka Konsep Penelitian

3.3 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Satuan	Skala Data
T	Lama waktu rawat inap pasien demam berdarah RSUD Dr. Soetomo Surabaya sampai dinyatakan sembuh dan diperbolehkan pulang	Hari	Rasio
δ	Status Tersensor 0 : Tersensor 1 : Terjadi *event*	-	Nominal
X_1	Jenis kelamin pasien 0 : Laki-laki 1 : Perempuan	-	Nominal

Tabel 3.1 Variabel Penelitian (*Lanjutan*)

Variabel	Keterangan	Satuan	Skala Data
X_2	Usia pasien saat dirawat	Tahun	Rasio
X_3	Pendidikan terakhir pasien 1 : SMA 2 : D3/S1 3 : Lain-lain	-	Ordinal
X_4	Pekerjaan pasien 1 : Tidak Bekerja 2 : Pegawai Negeri 3 : Pegawai Swasta 4 : Lain-lain	-	Nominal
X_5	Diagnosis fase DBD 1 : I 2 : II 3 : III	-	Ordinal
X_6	Lama demam sebelum masuk RS	Hari	Rasio
X_7	Suhu pasien saat masuk RS	^{0}C	Interval
X_8	Banyak denyut nadi per menit	BPM	Rasio
X_9	Frekuensi pernapasan pasien	Kali	Rasio
X_{10}	Kadar hemoglobin pasien	g/dL	Rasio
X_{11}	Kadar hematokrit pasien	%	Rasio
X_{12}	Kadar leukosit pasien	Ribu	Rasio
X_{13}	Kadar trombosit pasien	Ribu	Rasio
K	Kecamatan tempat tinggal pasien	-	Nominal

Penjelasan variabel penelitian lebih detail akan diuraikan sebagai berikut.

1. Jenis Kelamin : Sel Mast pada perempuan lebih banyak melepaskan zat iflamasi yang memicu respon kekebalan tubuh yang lebih agresif dibandingkan laki-laki. Sehingga sistem kekebalan tubuh perempuan lebih cepat merespon virus DBD.

2. Usia : Semua usia dapat diserang, meskipun baru berumur beberapa hari setelah lahir. Risiko menurun bermakna setelah usia 12 tahun. Penelitian di Kuba pada tahun 1981 menunjukkan bahwa umur mempunyai peranan yang penting untuk timbulnya gejala klinis berupa kebocoran plasma. Pada tahun 1996, kasus DBD di Indonesia telah bergeser dari usia anak-anak ke usia dewasa.
3. Pendidikan Terakhir : Semakin tinggi tingkat pendidikan akhir, maka semakin tinggi tingkat kepedulian terhadap kesehatan (pencegahan maupun perawatan).
4. Pekerjaan Pasien : Semakin tinggi pengetahuan, maka semakin tinggi tingkat kepedulian terhadap kesehatan (pencegahan maupun perawatan).
5. Diagnosis Masuk DBD : Semakin tinggi tingkat/derajat klinik DBD, maka tingkat keparahan semakin meningkat, sehingga lamawaktu kesembuhan pasien lebih lama.
6. Lama demam sebelum ke RS : Semakin lama deman sebelum ke RS, maka akan semakin lama waktu kesembuhan pasien (karena tidak segera ditangani).
7. Suhu pasien saat masuk RS : Semakin tinggi suhu pasien DBD saat masuk RS, maka akan semakin lama waktu kesembuhan pasien DBD (masih masuk fase awal DBD) atau semakin cepat waktu kesembuhan pasien DBD (fase penyembuhan).
8. Banyak Denyut Nadi : Pada saat demam, tubuh merespon berusaha untuk mengeluarkan panas dengan peningkatan banyak denyut nadi.
9. Frekuensi Pernapasan : Jika suhu tubuh menurun, maka frekuensi pernapasan akan meningkat (tinggi). Jika suhu tubuh meningkat, maka frekuensi pernapasan cenderung menurun.
10. Kadar Hemoglobin : Peningkatan hemoglobin maka eritrosit dalam darah meningkat menyebabkan kebocoran plasma (diagnosis DBD).
11. Kadar Hematokrit : Peningkatan hematokrit (darah pekat) merupakan indikasi kebocoran plasma (diagnosis DBD).

12. Kadar Leukosit : Pasien DBD cenderung mengalami penurunan kadar Leukosit atau WBC, sehingga bertambahnya kadar leukosit atau WBC ke normal, maka lama waktu kesembuhan pasien lebih cepat.
13. Kadar Trombosit : Semakin sedikit kadar jumlah trombosit, maka semakin lama waktu kesembuhan pasien DBD (diagnosis DBD trombosit cenderung berkurang dari normal).

3.4 Struktur Data

Struktur data dari penelitian ini dapat disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data

i	T	δ	X_1	X_2	⋯	X_{13}	K
1	t_1	δ_1	x_{11}	x_{21}	⋯	x_{131}	1
2	t_2	δ_2	x_{12}	x_{22}	⋯	x_{132}	1
3	t_3	δ_3	x_{13}	x_{23}	⋯	x_{133}	1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋱	⋮	⋮
21	t_{21}	δ_{21}	x_{121}	x_{221}	⋯	x_{1321}	7

3.5 Langkah Analisis

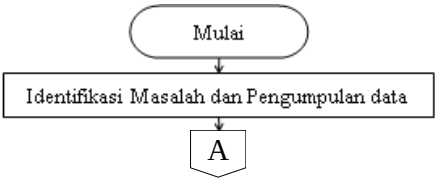
Langkah analisis yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data sekunder berupa data karakteristik kondisi perawatan pasien rawat inap demam berdarah di RSUD Dr. Soetomo Surabaya.
2. Mengeksplorasi data lama rawat inap demam berdarah pasien RSUD Dr. Soetomo serta variabel-variabel yang diduga mempengaruhi.
3. Menguji asumsi *Proportional Hazard* dengan uji *goodness of fit Grambsch and Therneau*.
4. Melakukan pendugaan distribusi pada data lama rawat inap demam berdarah pasien RSUD Dr. Soetomo Surabaya dan mengkaji model *survival*.
5. Melakukan pengujian autokorelasi spasial pada jumlah pasien demam berdarah asal Surabaya Timur di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Moran’s I.

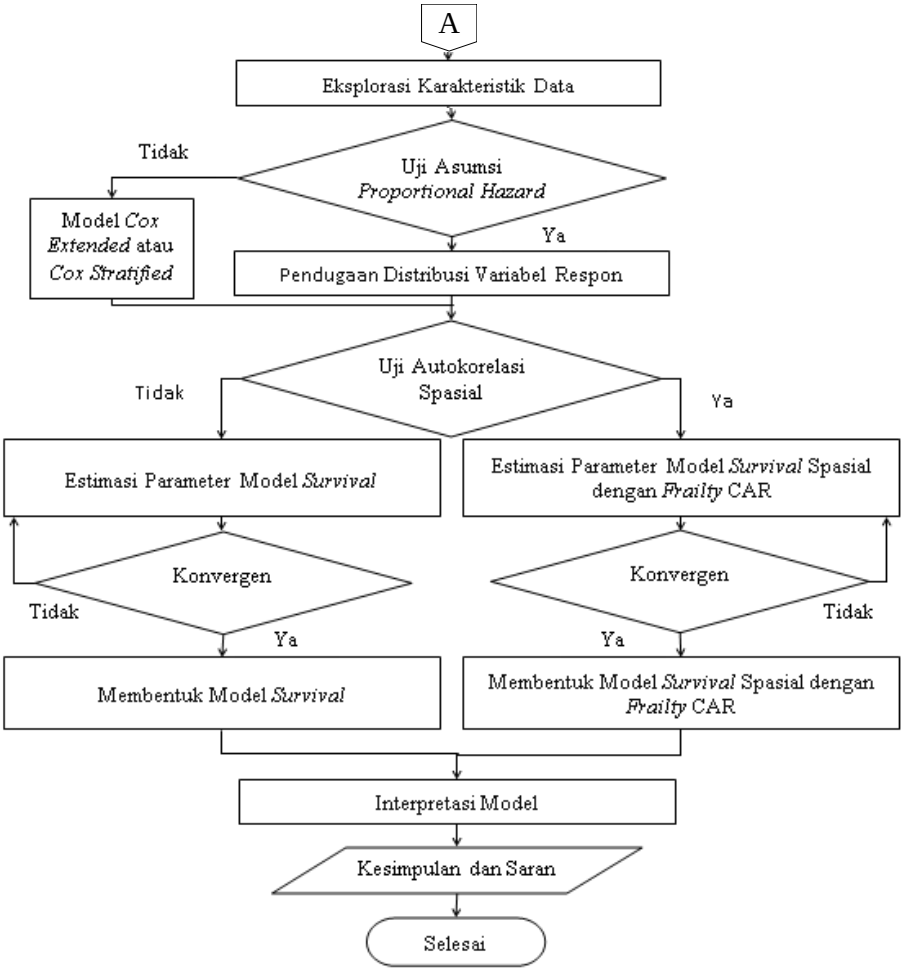
6. Menentukan model dan parameter model *survival* spasial dengan *frailty conditionally autoregressive* (CAR) menggunakan simulasi MCMC dan *Gibbs Sampling*. Langkah-langkahnya dituliskan sebagai berikut.
   a. Menentukan fungsi *likelihood*.
   b. Menentukan distribusi prior masing-masing parameter model *survival* spasial berdasarkan informasi dari data.
   c. Menentukan *joint posterior* model *survival s*pasial.
   d. Menentukan *full conditional* setiap parameter model.
   e. Menentukan *initial value* masing-masing parameter.
   f. Membangkitkan q_1 sampel dari distribusi posterior.
   g. Mengecek konvergenitas algoritma dengan *time series plot, trace plot*, uji *Gelman-Rubin*, dan uji *Geweke* masing-masing parameter.
   h. Jika hasil simulasi tidak konvergen, maka akan membangkitkan q_2 (q_2 lebih besar dari q_1) sampel dari distribusi posterior, langkah 6f-6h diulangi hingga hasil simulasi konvergen.
   i. Memperoleh nilai rata-rata, median, standar deviasi, kuantil, dan MC *error* distribusi posterior.
7. Membentuk model *survival* spasial berdasarkan parameter yang diperoleh.
8. Menghitung nilai *Hazard Ratio* dari variabel prediktor yang berpengaruh terhadap model dan diinterpretasikan.
9. Membuat kesimpulan dan memberikan saran.

3.6 Diagram Alir

Berdasarkan langkah-langkah analisis yang telah dijelaskan dapat dibuat diagram alir penelitian seperti pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Diagram Alir



Gambar 3.2 Diagram Alir (*Lanjutan*)

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini pemodelan *survival* spasial terhadap data lama rawat inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo Surabaya tahun 2016-2019. Pemodelan *survival* dilakukan dengan dua distribusi probabilitas data lama kesembuhan pasien DBD , yaitu distribusi Weibull 2 dan 3 Paramater, serta dengan dua distribusi *conditionally autoregressive* (CAR), yaitu Normal dan Laplace (*double-exponential*).

4.1 Karakteristik Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya

Sebelum melakukan pemodelan *survival* spasial faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* (DBD), akan dilakukan analisis deskriptif masing-masing variabel untuk mengetahui karakteristik pasien DBD yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Berikut disajikan analisis deskriptif karakteristik pasien DBD RSUD Dr. Soetomo Surabaya dari segi data kuantitatif pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Karakteristik Pasien DBD

Variabel	Rata-rata	Koefisien Variasi	Minimum	Median	Maksimum
Lama Rawat Inap (Y)	4,00	41,83	1,00	4,00	7,00
Usia (X_2)	35,62	44,27	18,00	35,00	81,00
Demam Sebelum ke RS (X_6)	4,19	24,59	3,00	4,00	7,00
Suhu (X_7)	35,91	7,94	27,60	36,70	38,90
Denyut Nadi (X_8)	89,24	10,63	73,00	88,00	115,00
Pernapasan (X_9)	19,76	8,75	16,00	20,00	24,00

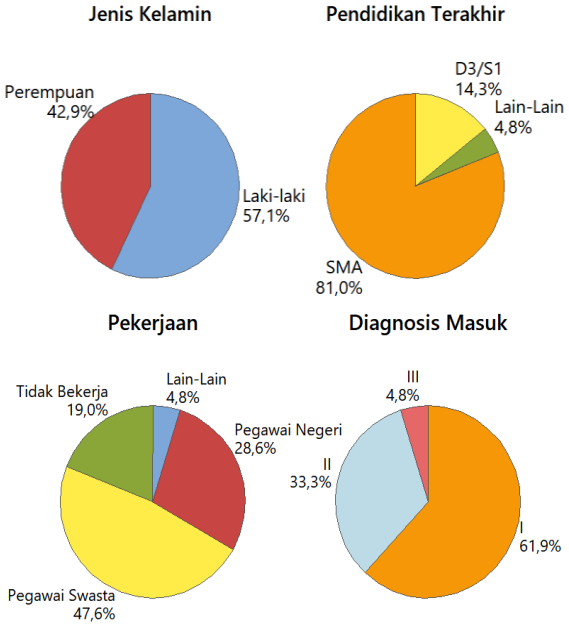
Tabel 4.1 Karakteristik Pasien DBD (*Lanjutan*)

Variabel	Rata-rata	Koefisien Variasi	Minimum	Median	Maksimum
Kadar Hemoglobin (X_{10})	14,34	12,70	11,50	14,20	17,80
Kadar Hematokrit (X_{11})	41,61	10,59	33,90	41,10	49,8
Kadar Leukosit (X_{12})	4,85	59,99	1,38	4,35	11,17
Kadar Trombosit (X_{13})	74,86	57,84	4,00	84,00	135,00

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo yang bertempat tinggal di Surabaya Timur rata-rata lama waktu rawat inap sampai dinyatakan sembuh adalah 4 hari, dengan lama rawat inap paling cepat adalah 1 hari, dan rawat inap paling lama adalah 7 hari. Rata-rata pasien DBD berusia 35-36 tahun, usia tersebut tergolong usia dewasa. Pasien DBD dengan usia paling muda yaitu 18 tahun, serta pasien DBD paling tua yaitu berusia 81 tahun. Pasien DBD cenderung mengalami gejala demam sebelum ke rumah sakit selama 3-7 hari. Suhu tubuh rata-rata dari pasien DBD sekitar 36-37^{0}C, suhu tersebut masih dalam rentang normal. Namun terdapat pasien dengan suhu tubuh yang cukup tinggi yaitu 38,9^{0}C, dan pasien dengan suhu paling rendah, yaitu 27,6^{0}C. Denyut nadi pasien DBD cenderung normal (60-100 BPM) yaitu rata-rata 89 BPM, akan tetapi terdapat satu pasien DBD dengan frekuensi denyut nadi di atas angka normal, sebesar 115 BPM. Frekuensi pernapasan dari pasien DBD rata-rata masih berada dalam batas normal (12-20 kali) dan begitu pula dengan kadar Hemoglobin pasien DBD mayoritas masih dalam kategori normal (12,1-17,2 g/dL), namun terdapat pasien DBD yang mengalami penurunan maupun penambahan kadar Leukosit dari batas normal

(3,5-10,5 ribu). Rata-rata kadar Hematokrit pasien DBD sebanyak 41,605%, dalam kategori normal untuk pasien perempuan, tetapi terdapat pasien DBD dengan kadar Hematrokrit yang tinggi yaitu 49,8% (>46%). Mayoritas pasien DBD memiliki kadar Trombosit yang cukup rendah (<100 ribu/µl).

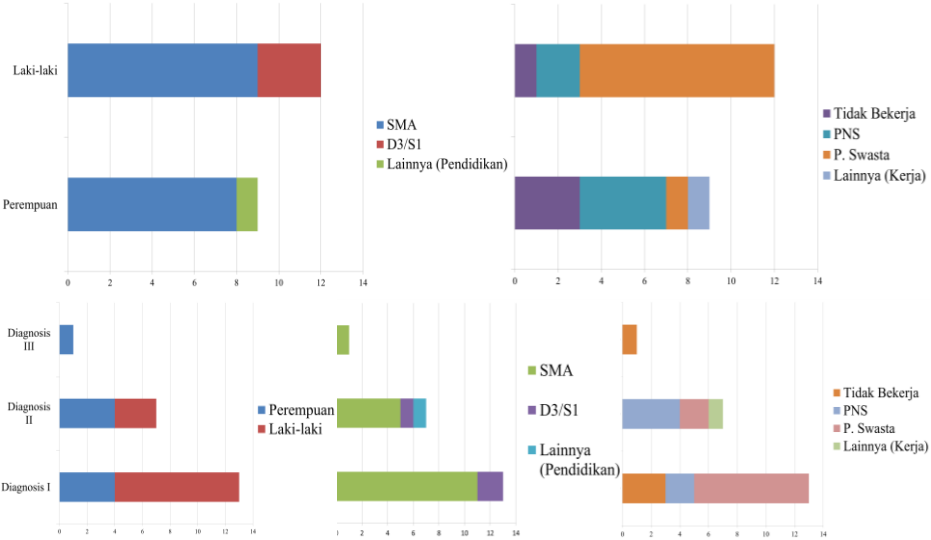
Selain eksplorasi karakteristik pasien DBD dari segi data kuantitatif, maka juga akan dilakukan analisis deskriptif karakteristik pasien DBD dari segi data kualitatif, seperti jenis kelamin, pendidikan terakhir, pekerjaan, dan diagnosis masuk pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Berikut disajikan analisis deskriptif karakteristik pasien DBD RSUD Dr. Soetomo Surabaya dari segi data kualitatif pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Karakteristik Pasien DBD

Pada Gambar 4.1 dapat ditunjukkan bahwa lebih dari setengah jumlah pasien DBD domisili Surabaya Timur yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo berjenis kelamin laki-laki. Jika dilihat dari pendidikan terakhir pasien DBD, pasien

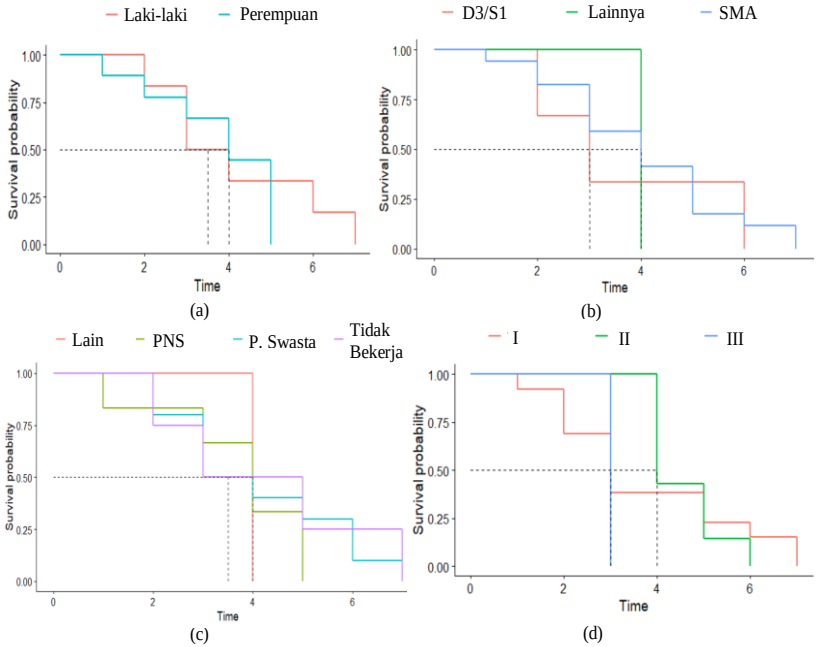
dengan tingkat pendidikan terakhir SMA lebih banyak dari pasien dengan tingkat pendidikan D3/S1 dan lainnya. Mayoritas pasien DBD yang dirawat di RSUD Dr. Soetomo bekerja sebagai pegawai swasta, serta sebanyak 61,9% pasien DBD masuk pada diagnosis I. Berikut disajikan eksplorasi karakteristik komposisi pasien berdasarkan segi kualitatif pada Gambar 4.2.



Gambar 4.2 *Bar Chart* Komposisi (Jumlah Pasien) antar Karakteristik Pasien

Sesuai Gambar 4.2 diperoleh beberapa informasi komposisi antar karakteristik pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo yaitu semua pasien yang memiliki tingkat pendidikan D3/S1 (mengenyam bangku perkuliahan) berjenis kelamin laki-laki. Sebanyak 9 pasien yang bekerja sebagai pegawai swasta juga berjenis kelamin laki-laki, sedangkan pasien yang bekerja sebagai pegawai negeri (PNS) dan tidak bekerja, mayoritas berjenis kelamin perempuan. Pasien berjenis kelamin laki-laki, tidak bekerja, dan bekerja sebagai pegawai swasta lebih banyak masuk kelompok diagnosis I. Satu pasien yang masuk rumah sakit dengan diagnosis III berjenis kelamin perempuan, pendidikan terakhir SMA, dan tidak bekerja. Selain melakukan eksplorasi karakteristik pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo baik dari segi

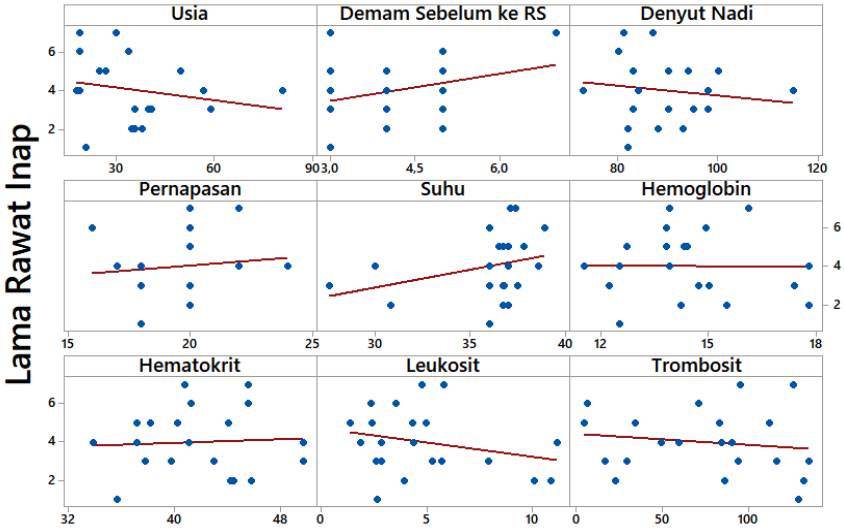
kualitatif maupun kuantitatif, dilakukan pula eksplorasi untuk menduga hubungan masing-masing faktor karakteristik pasien DBD terhadap lama rawat inap pasien. Berikut ditunjukkan kurva *Kaplan-Meier* antara karakteristik pasien DBD segi kualitatif dengan lama rawat inap pada Gambar 4.3.



Gambar 4.3 Kurva *Kaplan Meier* Karakteristik Pasien dengan Lama Rawat Inap (a) Jenis Kelamin (b) Pendidikan (c) Pekerjaan (d) Diagnosis Masuk

Berdasarkan Gambar 4.3 diperoleh informasi bahwa pasien DBD yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo Surabaya berjenis kelamin perempuan maupun laki-laki cenderung tidak ada perbedaan pada lama rawat inapnya. Pasien DBD dengan pendidikan terakhir SMA (Sekolah Menengah Atas) memiliki lama rawat inap lebih lama dibandingkan pasien DBD dengan pendidikan terakhir D3/S1 dan pendidikan lainnya. Banyak Pasien DBD yang tidak bekerja dan sebagai pegawai swasta memiliki laju sembuh lebih lama atau lama rawat inap yang panjang dibandingkan pasien yang bekerja sebagai pegawai negeri dan

pekerjaan lain. Mayoritas pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo masuk pada diagnosis I, dan pasien yang masuk pada diagnosis II memiliki waktu rawat inap yang lebih lama dibandingkan pasien yang masuk pada diagnosis I dan III. Selanjutnya ditunjukkan *scatterplot* antara karakteristik pasien DBD segi kuantitatif dengan lama rawat inap pada Gambar 4.4.

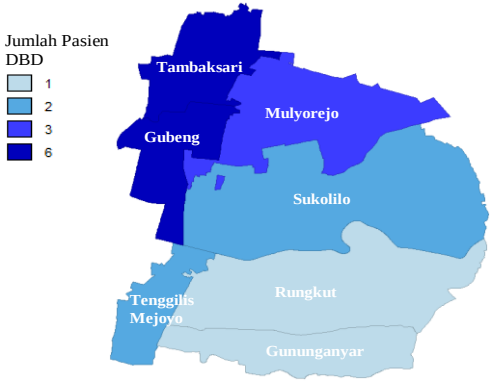


Gambar 4.4 *Scatterplot* Karakteristik Pasien dengan Lama Rawat Inap

Gambar 4.4 menjelaskan bahwa seiring bertambahnya usia pasien DBD yang rawat inap di RSUD Dr. Soetomo, maka laju kesembuhan semakin cepat atau waktu rawat inap semakin cepat. Begitu pula dengan gelaja demam sebelum ditangani rumah sakit, semakin lama gejala demam sebelum ditangani rumah sakit, maka pasien akan lama sembuh (rawat inap lebih lama). Peningkatan suhu tubuh dan frekuensi pernapasan pasien DBD akan diikuti peningkatan lama waktu sembuhnya (rawat inap). Denyut nadi yang bertambah cenderung mempercepat waktu rawat inap (kesembuhan). Kadar hematokrit dan hemoglobin yang meningkat akan menyebabkan darah pekat dan kebocoran plasma. Hal tersebut menyebabkan pasien mengalami DBD, sehingga peningkatan kadar hematokrit dan hemoglobin akan cenderung

meningkatkan lama waktu rawat inap (kesembuhan) pasien DBD. Kadar trombosit yang berkurang dari normal atau tepatnya kurang dari 100.000/µl merupakan salah satu diagnosis terkena DBD, sehingga jika kadar trombosit mengalami peningkatan, maka pasien DBD akan lebih cepat sembuh atau waktu rawat inap lebih cepat, begitu pula dengan peningkatan kadar leukosit ke normal. Namun efek yang diberikan oleh frekuensi pernapasan, kadar hemoglobin, hematrokrit, dan trombosit (platelet) cenderung kecil, karena *scatterplot* dengan lama rawat inap yang datar/landai (tidak ada korelasi).

Secara deskriptif, peta tematik dapat digunakan untuk menduga ada tidaknya dependensi atau ketergantungan antar lokasi yang berdekatan. Berikut disajikan peta tematik sebaran jumlah pasien DBD yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo Surabaya pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5 Peta Sebaran Jumlah Pasien DBD di Surabaya Timur

Berdasarkan Gambar 4.5 didapatkan informasi bahwa kecamatan Tambaksari dan Gubeng mempunyai jumlah pasien DBD yang dirawat di RSUD Dr. Soetomo Surabaya terbanyak, yaitu 6 pasien. Sedangkan kecamatan Rungkut dan Gununganyar mempunyai jumlah pasien DBD tersedikit. Gambar 4.5 menunjukkan bahwa secara visual terdapat banyak kecamatan yang saling berdekatan cenderung memiliki jumlah pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo Surabaya yang sama (kemiripan karakteristik). Hal tersebut menunjukkan bahwa diduga terdapat

dependensi spasial pada jumlah pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo asal Surabaya Timur.

4.2 Asumsi *Proportional Hazard* (PH)

Asumsi yang harus dipenuhi dari pemodelan *survival cox proportional hazard* adalah asumsi bahwa fungsi *hazard* dari variabel prediktor proporsional atau konstan setiap waktu, dan asumsi tersebut dikenal dengan sebutan asumsi *proportional hazard*. Pengujian asumsi *proportional hazard* dapat dilakukan menggunakan uji *goodness of fit Grambsch and Therneau*. Uji *goodness of fit Grambsch and Therneau* merupakan uji korelasi antara residual *Schoenfeld* dan waktu *survival*. Hasil pengujian asumsi *proportional hazard* menggunakan uji *goodness of fit Grambsch and Therneau* disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Uji Asumsi *Proportional Hazard*

Variabel	rho	P-*value*
Jenis Kelamin (X_1) : Perempuan	0,1333	0,4896
Usia (X_2)	0,4151	0,0703
Pendidikan Terakhir (X_3) : SMA	-0,2109	0,3044
Pendidikan Terakhir (X_3) : D3/S1	-0,1998	0,2763
Pekerjaan (X_4) : Pegawai Negeri	0,1213	0,5178
Pekerjaan (X_4) : Pegawai Swasta	-0,0364	0,8688
Pekerjaan (X_4) : Tidak Bekerja	NA	NAN
Diagnosis (X_5) : II	-0,1764	0,3400
Diagnosis (X_5) : III	-0,0594	0,6123
Demam Sebelum di RS (X_6)	0,2157	0,1391
Suhu (X_7)	-0,1912	0,3339
Denyut Nadi (X_8)	-0,1777	0,3103
Pernapasan (X_9)	0,0346	0,7587
Kadar Hemoglobin (X_{10})	-0,0265	0,9009
Kadar Hematokrit (X_{11})	0,1607	0,3773
Kadar Leukosit (X_{12})	-0,1922	0,1842
Kadar Trombosit (X_{13})	-0,3129	0,0715
GLOBAL	NA	0,5369

Berdasarkan hasil uji *goodness of fit Grambsch and Therneau* pada Tabel 4.2 dapat dilihat bahwa masing-masing variabel prediktor dan uji global memiliki nilai P-*value* lebih dari taraf signifikan sebesar 0,05, sehingga gagal tolak H_0. Hal tersebut menunjukkan bahwa secara statistik semua variabel pediktor yang diamati telah memenuhi asumsi *proportional hazard*. Nilai rho atau korelasi pada variabel pekerjaan (tidak bekerja) adalah NA, hal ini terjadi karena adanya dependensi (multikolinieritas) pada variabel tingkat pendidikan (X_3) dan pekerjaan (X_4), serta tercatat pada data bahwa pasien yang tidak bekerja semua berpendidikan terakhir SMA, sehingga pada model *cox proportional hazard* parameter untuk pekerjaan (X_4) kategori tidak bekerja tidak diestimasi atau dihilangkan (NA). Berdasarkan kasus tersebut, analisis model *survival* akan dilakukan dengan pendekatan Bayesian karena dapat mengatasi dependensi atau multikolinieritas antar variabel prediktor, sehingga variabel pekerjaan (X_4) khususnya kategori tidak bekerja dapat dilakukan estimasi dan tidak dihilangkan.

4.3 Pendugaan Distribusi Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya

Pendugaan distribusi dilakukan terhadap waktu *survival*, pada penelitian ini waktu *survival* yang akan diduga distribusinya adalah lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Pada penelitian ini, distribusi yang diduga mengikuti pola distribusi lama rawat inap pasien DBD adalah distribusi Weibull 2 dan 3 Parameter. Distribusi Weibull 2 dan 3 parameter dipilih karena distribusi Weibull sering digunakan analisis *survival* dan model *survival* parametrik dari Weibull 2 dan 3 parameter mudah diinterpretasikan. Kedua distribusi tersebut akan dibuktikan dengan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut :

H_0 : Lama rawat inap pasien DBD mengikuti pola distribusi Weibull 2 Parameter/Weibull 3 Parameter

H_1 : Lama rawat inap pasien DBD tidak mengikuti pola distribusi Weibull 2 Parameter/Weibull 3 Parameter

Hasil pengujian kesesuaian distribusi lama rawat inap pasien DBD RSUD Dr. Soetomo menggunakan *Kolmogorov-Smirnov* disajikan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Uji *Kolmogorov-Smirnov*

Distribusi	Rank	P-*value*	Keputusan
Weibull 3 Parameter	14	0,7803	Gagal Tolak H_0
Weibull 2 Parameter	28	0,6715	Gagal Tolak H_0

Berdasarkan hasil uji *Kolmogorov-Smirnov* pada Tabel 4.3, dapat diinformasikan bahwa P-*value* masing-masing uji distribusi Weibull 2 dan 3 parameter lebih dari taraf signifikan 0,05. Hal tersebut menuai keputusan bahwa data lama rawat inap pasien DBD RSUD Dr. Soetomo mengikuti distribusi Weibull 3 parameter dan Weibull 2 parameter.

4.4 Pembobotan Spasial dan Autokorelasi Spasial

Pendekatan spasial yang digunakan dalam penelitian ini adalah pendekatan area atau *lattice*. Pembobot spasial *lattice* yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah *Rook Contiguity*. Pembobot *Rook Contiguity* merupakan pembobot spasial basis area berdasarkan persinggungan sisi. Pembobot spasial akan dijadikan sebagai salah satu parameter dalam prior CAR yang menjadi distribusi dari efek *random* (*frailty*) model *survival*. Berikut ditunjukkan hasil pembobotan spasial *Rook Contiguity* pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Hasil Pembobotan Spasial *Rook Contiguity*

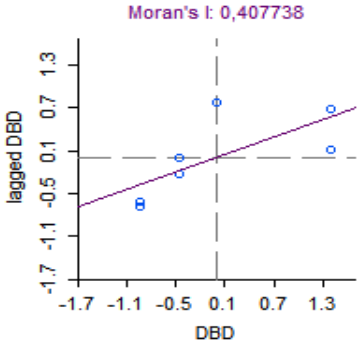
Kode	Kecamatan	Jumlah Tetangga	Kode Tetangga	Nama Tetangga
1	Mulyorejo	3	2,3,5	Sukolilo, Gubeng, Tambaksari
2	Sukolilo	4	1,3,4,7	Mulyorejo, Gubeng, Rungkut, Tenggilis Mejoyo
3	Gubeng	4	1,2,5,7	Mulyorejo, Sukolilo, Tambaksari, Tenggilis Mejoyo
4	Rungkut	3	2,6,7	Sukolilo, Gununganyar, Tenggilis Mejoyo

Tabel 4.4 Hasil Pembobotan Spasial *Rook Contiguity* (*Lanjutan*)

Kode	Kecamatan	Jumlah Tetangga	Kode Tetangga	Nama Tetangga
5	Tambaksari	2	1,3	Mulyorejo, Gubeng
6	Gununganyar	2	4,7	Rungkut, Tenggilis Mejoyo
7	Tenggilis Mejoyo	4	2,3,4,6	Sukolilo, Gubeng, Rungkut, Gununganyar

Matriks *adjacent* merupakan matriks yang memuat list kedekatan dari masing-masing Kecamatan di Surabaya Timur. Sebagai contoh Kecamatan Mulyorejo yang memiliki jumlah ketetanggan sebanyak 3 Kecamaan, yatu Kecamatan ke-2 Sukolilo, ke-3 Gubeng, dan ke-5 Tambaksari. Matriks *adjacent* secara keseluruhan memiliki 22 ketetanggan dari 7 kecamatan di Surabaya Timur.

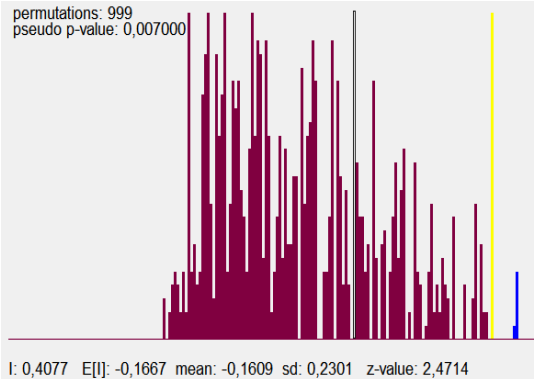
Autokorelasi spasial digunakan untuk mendeteksi adanya hubungan persamaan atau perbedaan yang signifikan antar daerah yang berdekatan. Pada penelitian ini, dilakukan perhitungan autokorelasi spasial untuk mengetahui kebergantungan jumlah pasien DBD rawat inap di RSUD Dr. Soetomo pada antar kecamatan Surabaya Timur. Perhitungan autokorelasi spasial menggunakan pendekatan *global Moran's I*. *Scatterplot* autokorelasi spasial dan hasil perhitungan *global Moran's I* terhadap jumlah pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo disajikan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6 *Scatterplot* Autokorelasi Spasial *Moran's I* Jumlah Pasien DBD

Pada Gambar 4.6 diperoleh informasi bahwa Kecamatan Gubeng dan Tambaksari memiliki jumlah pasien DBD yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo yang banyak dan dikelilingi kecamatan dengan jumlah pasien DBD yang banyak pula. Kecamatan Rungkut, Gununganyar, dan Tenggilis Mejoyo merupakan kecamatan dengan jumlah pasien DBD yang menjalani rawat inap di RSUD Dr. Soetomo sedikit dan memiliki tetangga kecamatan dengan jumlah pasien DBD sedikit. Sedangkan Kecamatan Mulyorejo dan Sukolilo cenderung memiliki jumlah pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo rata-rata (2-3 pasien), namun dikelilingi kecamatan dengan jumlah pasien DBD banyak untuk kecamatan Mulyorejo dan jumlah pasien DBD sedikit untuk kecamatan Sukolilo. Tanda *global Moran's I* jumlah pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo adalah positif, sehingga kecamatan-kecamatan di Surabaya Timur yang saling berdekatan cenderung memiliki karakteristik yang sama.

Selanjutnya dilakukan pengujian autokorelasi spasial untuk mengetahui persamaan atau perbedaan yang signifikan antar kecamatan Surabaya Timur terhadap jumlah pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo. Pengujian signifikansi autokorelasi spasial menggunakan pendekatan Z_{hitung} *global Moran's I*. Perhitungan statistik uji Z_{hitung} dilakukan dengan permutasi sebanyak 999 kali yang dapat dilihat pada Gambar 4.7.



Gambar 4.7 Permutasi 999 Kali

Hasil perhitungan statistik uji Z_{hitung} adalah sebesar 2,4714 dan nilai tersebut lebih besar dari tabel normal standar pada taraf signifikan 0,025 ($Z_{0,025}$ = 1,96). Berdasarkan hasil tersebut, dapat ditarik kesimpulan bahwa terdapat autokorelasi spasial pada jumlah pasien DBD rawat inap RSUD Dr. Soetomo asal Surabaya Timur.

4.5 Joint Distribusi dan Distribusi Prior

Pada bagian ini akan dibahas mengenai penjabaran model *survival* dengan mempertimbangkan efek spasial dan menyertakan *frailty* CAR. Penjabaran model meliputi penurunan model *survival* dari masing-masing distribusi waktu *survival* yang dipilih, distribusi prior, *joint* distribusi posterior, dan distribusi *full conditional* parameter model *survival* spasial dengan *frailty* CAR.

4.5.1 Distribusi Weibull 3 Parameter

Pada penelitian ini distribusi lama rawat inap pasien DBD RSUD Dr. Soetomo mengikuti distribusi Weibull 3 parameter (η, μ, γ) . Fungsi kepadatan peluang (*Probability Density Function*) distribusi Weibull 3 parameter dapat dituliskan pada persamaan (4.1).

$$f(t \mid \eta, \mu, \gamma) = \frac{\eta}{\mu^{\eta}} (t-\gamma)^{\eta-1} \exp\left(-\left(\frac{t-\gamma}{\mu} \right)^{\eta} \right), \qquad (4.1)$$

dimana $\eta > 0, \mu > 0, \gamma \le t < \infty$, η adalah parameter *shape*/bentuk, μ parameter *scale*/skala, dan γ parameter *location*/lokasi. Fungsi distribusi kumulatif (*Cumulative Distribution Function*) dari distribusi Weibull 3 parameter ditunjukan pada persamaan (4.2).

$$F(t) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{t-\gamma}{\mu} \right)^{\eta} \right). \qquad (4.2)$$

Berdasarkan persamaan (2.2) maka dapat ditentukan fungsi *survival* dari distribusi Weibull 3 parameter sebagai berikut.

$$S(t) = 1 - F(t) = \exp\left(-\left(\frac{t-\gamma}{\mu} \right)^{\eta} \right).$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (2.4) diperoleh fungsi *hazard* dari distribusi Weibull 3 parameter pada persamaan (4.3).

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t \mid \eta, \mu, \gamma)}{S(t)} \\ &= \frac{\eta}{\mu^{\eta}}(t-\gamma)^{\eta-1}. \end{aligned} \tag{4.3}$$

Persamaan atau model *survival* Weibull 3 parameter yang diperoleh sesuai persamaan (2.13) dapat dituliskan pada persamaan (4.4).

$$\begin{aligned} h(t,\mathbf{X}) &= h_0(t)\exp\left(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p\right) \\ &= \frac{\eta}{\mu^{\eta}}(t-\gamma)^{\eta-1} \\ &= \eta(t-\gamma)^{\eta-1}\exp\left(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p\right). \end{aligned} \tag{4.4}$$

Selanjutnya diperoleh model *survival* spasial Weibull 3 parameter menyertakan efek *random* (*frailty*) sesuai persamaan (2.17) pada persamaan (4.5).

$$h(t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}) = \eta(t_{ij}-\gamma)^{\eta-1}\exp\left(\beta_0 + \beta_1 X_{ij1} + \cdots + \beta_p X_{ijp} + W_i\right). \tag{4.5}$$

Estimasi setiap parameter diperoleh dari bentuk *full conditional distribution* masing-masing parameter $\eta, \gamma,$ dan β_i dengan menentukan distribusi prior dahulu. Distribusi prior yang digunakan adalah gabungan prior *informatif* dan *pseudo* yaitu :

$\eta \sim Gamma(r, s)$,

$\gamma \sim Normal(r, s)$,

$\beta_i \sim Normal(v, w)$.

Full conditional disribution masing-masing parameter model diperoleh dari penurunan distribusi gabungan (*joint distribution*) semua variabel dalam model, sehingga distribusi posterior bersyarat penuh (*full conditional*) proporsional diperoleh melalui perkalian fungsi *likelihood* dengan prior. Berdasarkan model *survival* spasial *lattice frailty* CAR, δ_{ij} menyatakan status data tersensor pasien DBD (bernilai 0 jika pasien DBD

meninggal, pindah rumah sakit, pulang paksa, dan bernilai 1 jika pasien DBD pulang dalam kondisi sembuh). t_{ij} adalah waktu *survival* dan $\mathbf{X}_{ij}$ adalah vektor dari kovariat (prediktor). *Joint* distribusi posterior parameter model *survival* spasial Weibull 3 parameter menyertakan efek *random* (*frailty*) CAR dapat dituliskan pada persamaan (4.6).

$$\begin{aligned} & p(\beta_0,...,\beta_p,W_i,\eta,\gamma,\lambda \mid t_{ij},\mathbf{X}_{ij},\delta_{ij}) \\ & = L(\beta_0,...,\beta_p,W_i,\eta,\gamma;t_{ij},\mathbf{X}_{ij},\delta_{ij})\,p(\beta_0)...p(\beta_p)\,p(W_i \mid \lambda)\,p(\eta)\,p(\gamma) \\ & = \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\,p(\beta_0)...p(\beta_p)\,p(W_i \mid \lambda)\,p(\eta)\,p(\gamma). \end{aligned} \tag{4.6}$$

Full conditional distribution masing-masing parameter (distribusi posterior marginal) dilakukan dengan mengintegralkan terhadap parameter-parameter yang bersangkutan. Namun proses integral terlalu rumit, sehingga secara proporsional distribusi *full conditional* parameter diperoleh dengan memilah dan menghilangkan parameter yang lain pada *joint* distribusi posterior dan dapat dijelaskan pada persamaan (4.7).

$$\begin{aligned} & p(\eta \mid \beta_0,...,\beta_p,\gamma,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\,p(\eta) \\ & p(\gamma \mid \beta_0,...,\beta_p,\eta,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\,p(\gamma) \\ & p(\beta_0 \mid \beta_1,...,\beta_p,\eta,\gamma,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\,p(\beta_0) \\ & \vdots \\ & p(\beta_p \mid \beta_0,...,\beta_{p-1},\eta,\gamma,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\,p(\beta_p) \\ & p(\lambda \mid \beta_0,...,\beta_p,\eta,\gamma) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\,p(W_i \mid \lambda). \end{aligned} \tag{4.7}$$

4.5.2 Distribusi Weibull 2 Parameter

Selain mengikuti distribusi Weibull 3 paramater, distribusi lama rawat inap pasien DBD RSUD Dr. Soetomo juga mengikuti distribusi Weibull 2 parameter (η,μ). Fungsi kepadatan peluang (*Probability Density Function*) distribusi Weibull 2 parameter dapat dituliskan pada persamaan (4.8).

$$f(t \mid \eta, \mu) = \frac{\eta}{\mu^{\eta}} t^{\eta-1} \exp\left(-\left(\frac{t}{\mu} \right)^{\eta} \right), \tag{4.8}$$

dimana $\eta > 0$ dan $\mu > 0$, η adalah parameter *shape*/bentuk dan μ parameter *scale*/skala. Fungsi distribusi kumulatif (*Cumulative Distribution Function*) dari distribusi Weibull 2 parameter ditunjukan pada persamaan (4.9).

$$F(t) = 1 - \exp\left(-\left(\frac{t}{\mu} \right)^{\eta} \right). \tag{4.9}$$

Berdasarkan persamaan (2.2) maka dapat ditentukan fungsi *survival* dari distribusi Weibull 2 parameter sebagai berikut.

$$S(t) = 1 - F(t) = \exp\left(-\left(\frac{t}{\mu} \right)^{\eta} \right).$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (2.4) diperoleh fungsi *hazard* dari distribusi Weibull 2 parameter pada persamaan (4.10).

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t \mid \eta, \mu)}{S(t)} \\ &= \frac{\eta}{\mu^{\eta}} t^{\eta-1}. \end{aligned} \tag{4.10}$$

Persamaan atau model *survival* Weibull 2 parameter yang diperoleh sesuai persamaan (2.13) dapat dituliskan pada persamaan (4.11).

$$\begin{aligned} h(t, \mathbf{X}) &= h_0(t) \exp\left(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p \right) \\ &= \frac{\eta}{\mu^{\eta}} t^{\eta-1} \\ &= \eta t^{\eta-1} \exp\left(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_p X_p \right). \end{aligned} \tag{4.11}$$

Selanjutnya diperoleh model *survival* spasial Weibull 2 parameter menyertakan efek *random* (*frailty*) sesuai persamaan (2.17) pada persamaan (4.12).

$$h(t_{ij}, \mathbf{X}_{ij}) = \eta t_{ij}^{\eta-1} \exp\left(\beta_0 + \beta_2 X_{ij1} + \cdots + \beta_p X_{ijp} + W_i \right). \tag{4.12}$$

Sama halnya dengan model Weibull 3 parameter, estimasi setiap parameter diperoleh dari bentuk *full conditional distribution* masing-masing parameter η dan β_i dengan menentukan distribusi prior seperti pada pembahasan 4.5.1. *Joint* distribusi posterior parameter model *survival* spasial Weibull 2 parameter menyertakan efek *random* (*frailty*) CAR dapat dituliskan pada persamaan (4.13).

$$\begin{aligned} & p(\beta_0,...,\beta_p,W_i,\eta,\lambda \mid t_{ij},\mathbf{X}_{ij},\delta_{ij}) \\ & = L(\beta_0,...,\beta_p,W_i,\eta;t_{ij},\mathbf{X}_{ij},\delta_{ij})\, p(\beta_0)...p(\beta_p)\, p(W_i \mid \lambda)\, p(\eta) \\ & = \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\, p(\beta_0)...p(\beta_p)\, p(W_i \mid \lambda)\, p(\eta). \end{aligned} \tag{4.13}$$

Full conditional distribution masing-masing parameter (distribusi posterior marginal) dilakukan dengan mengintegralkan terhadap parameter-parameter yang bersangkutan. Distribusi *full conditional* proporsional parameter diperoleh dengan memilah dan menghilangkan parameter yang lain pada *joint* distribusi posterior karena proses integral yang terlalu rumit dan dapat dijelaskan pada persamaan (4.14).

$$\begin{aligned} & p(\eta \mid \beta_0,...,\beta_p,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\, p(\eta) \\ & p(\beta_0 \mid \beta_1,...,\beta_p,\eta,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\, p(\beta_0) \\ & \vdots \\ & p(\beta_p \mid \beta_0,...,\beta_{p-1},\eta,\lambda) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\, p(\beta_p) \\ & p(\lambda \mid \beta_0,...,\beta_p,\eta) \cong \prod_{i=1}^{s}\prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\delta_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\delta_{ij}}\, p(W_i \mid \lambda). \end{aligned} \tag{4.14}$$

4.6 Pemodelan *Survival* Spasial Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Distribusi Weibull 3 Parameter

Estimasi model *survival* Weibull 3 parameter dilakukan untuk membentuk model *survival* dan model *hazard* lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr.

Soetomo Surabaya, sehingga diperoleh informasi tentang faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien. Estimasi model dilakukan tanpa dan dengan melibatkan efek *random* (*frailty*) CAR. Hasil estimasi (*posterior summaries*) untuk model *survival* Weibull 3 parameter tanpa melibatkan efek *random* CAR dapat ditunjukkan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
alpha	0,8488	0,4457	-0,0200	1,7078	1
$b_{\text{X1 (Perempuan)}}$	0,2613	0,2412	-0,2139	0,7262	1
b_{X2}	**0,0147**	**0,0065**	**0,0023**	**0,0272**	**1**
$b_{\text{X3 (SMA)}}$	**-0,6751**	**0,3089**	**-1,2755**	**-0,0660**	**1**
$b_{\text{X3 (D3/S1)}}$	0,1985	0,3423	-0,4706	0,8541	1
$b_{\text{X4 (PNS)}}$	0,2936	0,2651	-0,2214	0,8169	1
$b_{\text{X4 (P. Swasta)}}$	-0,1419	0,2513	-0,6283	0,3467	1
$b_{\text{X4 (Tidak Bekerja)}}$	**-0,6191**	**0,3013**	**-1,2095**	**-0,0308**	**1**
$b_{\text{X5 (II)}}$	**-1,0862**	**0,2459**	**-1,5521**	**-0,5958**	**1**
$b_{\text{X5 (III)}}$	-0,1450	0,4861	-1,0975	0,8061	1
b_{X6}	-0,1357	0,0913	-0,3155	0,0387	1
b_{X7}	**-0,2077**	**0,0282**	**-0,2621**	**-0,1521**	**1**
b_{X8}	**0,0343**	**0,0096**	**0,0158**	**0,0527**	**1**
b_{X9}	-0,0510	0,0507	-0,1510	0,0495	1
b_{X10}	0,0162	0,0450	-0,0726	0,1034	1
b_{X11}	0,0083	0,0256	-0,0418	0,0589	1
b_{X12}	**0,1303**	**0,0423**	**0,0467**	**0,2123**	**1**
b_{X13}	-0,0018	0,0026	-0,0069	0,0034	1
r	**3,2000**	**0,2728**	**2,6841**	**3,7592**	**1**
g	0,2714	0,2012	-0,1199	0,6501	1

Faktor yang berpengaruh signifikan terhadap lama rawat inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo jika nilai *credible interval* 2,5% sampai 97,5% tidak memuat 0. Sesuai Tabel 4.5 diperoleh informasi bahwa usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan

kadar sel darah putih merupakan faktor yang mempengaruhi signifikan lama rawat inap pasien DBD di RSUD Soetomo. Kasus demam berdarah *Dengue* diduga dipengaruhi oleh lokasi pasien tinggal, sehingga diduga terdapat dependensi spasial pada lokasi yang saling berdekatan. Akibat pengaruh heterogenitas spasial yang tidak diwakili faktor-faktor dalam model, maka diperlukan model *survival* yang menyertakan efek *random* spasial. Tabel 4.6 menyajikan hasil *posterior summaries* model *survival* Weibull 3 parameter dengan melibatkan efek *random* spasial CAR.

Tabel 4.6 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter CAR Normal

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
alpha	0,8415	0,4566	-0,0822	1,7513	1
$b_{\text{X1 (Perempuan)}}$	0,2772	0,2249	-0,1629	0,7303	1
b_{X2}	**0,0168**	**0,0061**	**0,0047**	**0,0287**	**1**
$b_{\text{X3 (SMA)}}$	**-0,8557**	**0,2977**	**-1,4428**	**-0,2801**	**1**
$b_{\text{X3 (D3/S1)}}$	0,2960	0,3339	-0,3513	0,9578	1
$b_{\text{X4 (PNS)}}$	0,2834	0,2551	-0,2179	0,7754	1
$b_{\text{X4 (P. Swasta)}}$	-0,1438	0,2397	-0,6114	0,3269	1
$b_{\text{X4 (Tidak Bekerja)}}$	**-0,6828**	**0,2822**	**-1,2493**	**-0,1287**	**1**
$b_{\text{X5 (II)}}$	**-1,1573**	**0,2299**	**-1,6159**	**-0,7211**	**1**
$b_{\text{X5 (III)}}$	-0,2034	0,5108	-1,2268	0,7774	1
b_{X6}	**-0,2034**	**0,0933**	**-0,3891**	**-0,0182**	**1**
b_{X7}	**-0,2081**	**0,0241**	**-0,2551**	**-0,1607**	**1**
b_{X8}	**0,0369**	**0,0085**	**0,0204**	**0,0534**	**1**
b_{X9}	-0,0606	0,0443	-0,1477	0,0254	1
b_{X10}	0,0187	0,0410	-0,0608	0,0991	1
b_{X11}	0,0090	0,0215	-0,0339	0,0507	1
b_{X12}	**0,1404**	**0,0392**	**0,0642**	**0,2157**	**1**
b_{X13}	-0,0004	0,0029	-0,0062	0,0052	1
r	**3,3117**	**0,2553**	**2,8387**	**3,8356**	**1**
g	0,2756	0,1787	-0,0747	0,6149	1

Tabel 4.6 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter CAR Normal (*Lanjutan*)

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
$phi_{Mulyorejo}$	-0,0016	0,4122	-0,8153	0,7904	1
$phi_{Sukolilo}$	0,0906	0,3852	-0,6674	0,8125	1
phi_{Gubeng}	0,2209	0,3508	-0,4582	0,9084	1
$phi_{Rungkut}$	-0,1885	0,4531	-1,0854	0,6955	1
$phi_{Tambaksari}$	-0,2816	0,4019	-1,0777	0,4963	1
$phi_{Gununganyar}$	0,1262	0,5662	-1,0247	1,1804	1
$phi_{Tenggilismejoyo}$	0,0340	0,3712	-0,6876	0,7658	1

Sesuai Tabel 4.6 diperoleh informasi bahwa usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), lama demam sebelum masuk rumah sakit, suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih merupakan faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD di RSUD Soetomo signifikan. Selanjutnya, hasil estimasi (*posterior summaries*) model *survival* Weibull 3 parameter dengan melibatkan efek *random* spasial CAR Laplace disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter CAR Laplace

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
alpha	0,8290	0,4637	-0,0999	1,7240	1
$b_{X1\ (Perempuan)}$	0,2910	0,2286	-0,1570	0,7359	1
b_{X2}	**0,0165**	**0,0059**	**0,0048**	**0,0283**	**1**
$b_{X3\ (SMA)}$	**-0,8178**	**0,3011**	**-1,3991**	**-0,2294**	**1**
$b_{X3\ (D3/S1)}$	0,2243	0,3213	-0,4132	0,8433	1
$b_{X4\ (PNS)}$	0,3044	0,2576	-0,1995	0,8025	1
$b_{X4\ (P.\ Swasta)}$	-0,1508	0,2333	-0,6085	0,3074	1
$b_{X4\ (Tidak\ Bekerja)}$	**-0,6855**	**0,2782**	**-1,2295**	**-0,1490**	**1**
$b_{X5\ (II)}$	**-1,1953**	**0,2496**	**-1,6891**	**-0,7122**	**1**
$b_{X5\ (III)}$	-0,1675	0,5005	-1,1564	0,7852	1

Tabel 4.7 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 3 Parameter CAR Laplace (*Lanjutan*)

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
b_{X6}	-0,1724	0,0897	-0,3503	0,0016	1
b_{X7}	**-0,2077**	**0,0243**	**-0,2540**	**-0,1594**	**1**
b_{X8}	**0,0346**	**0,0086**	**0,0177**	**0,0514**	**1**
b_{X9}	-0,0523	0,0433	-0,1363	0,0332	1
b_{X10}	0,0184	0,0391	-0,0567	0,0964	1
b_{X11}	0,0104	0,0214	-0,0315	0,0516	1
b_{X12}	**0,1360**	**0,0393**	**0,0585**	**0,2115**	**1**
b_{X13}	-0,0014	0,0027	-0,0067	0,0040	1
r	**3,2724**	**0,2421**	**2,8271**	**3,7587**	**1**
g	0,2770	0,1771	-0,0773	0,6116	1
$phi_{Mulyorejo}$	-0,0011	0,3304	-0,6796	0,6644	1
$phi_{Sukolilo}$	0,0676	0,3012	-0,5241	0,7330	1
phi_{Gubeng}	0,1166	0,2913	-0,4181	0,7724	1
$phi_{Rungkut}$	-0,1037	0,3612	-0,9000	0,5639	1
$phi_{Tambaksari}$	-0,1704	0,3499	-0,9233	0,4793	1
$phi_{Gununganyar}$	0,0668	0,4487	-0,8686	1,0338	1
$phi_{Tenggilismejoyo}$	0,0244	0,3022	-0,6175	0,6410	1

Usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih merupakan faktor karakteristik pasien DBD yang mempengaruhi lama rawat inap secara signifikan. Efek *random* (*frailty*) model dengan CAR normal dan laplace tidak signifikan mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD pada *credible interval* 95% (nilai *credible interval* 2,5% sampai 97,5% memuat 0). Hal itu menunjukkan bahwa efek dependensi spasial lama rawat inap pasien DBD yang berasal dari kecamatan di Surabaya Timur relatif kecil. Efek *random* spasial sebagai besaran yang menerangkan adanya hubungan spasial walaupun relatif kecil.

Pasien yang berasal dari Kecamatan Tambaksari memiliki rawat inap yang cenderung sedikit lama dan pasien dari Kecamatan Gubeng memiliki lama rawat inap sedikit lebih cepat.

Masing-masing estimasi parameter baik model *survival* Weibull 3 parameter tanpa CAR maupun melibatkan CAR (Normal dan Laplace) memiliki nilai *Rhat* (*Potential Scale Reduction Factors*) bernilai 1 dan *autocorrelation plot* lag nol bernilai 1, lag lainnya mendekati nol, sehingga hasil estimasi model telah konvergen atau sesuai dengan distribusi targetnya. Pengecekan dan pengujian konvergensi akan lebih dijelaskan pada Lampiran 10a, 14a dan 17a. Pada analisis ini, tidak dilakukan seleksi variabel yang tidak berpengaruh signifikan terhadap lama rawat inap pasien DBD di RSUD Soetomo, karena informasi dari faktor yang tidak signifikan tetap diperlukan oleh medis.

4.7 Pemodelan *Survival* Spasial Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Distribusi Weibull 2 Parameter

Estimasi model *survival* Weibull 2 parameter dilakukan untuk membentuk model *survival* dan model *hazard* lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya, sehingga diperoleh informasi tentang faktor-faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien. Pembentukan model *survival* dan model *hazard* lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan mengikuti distribusi Weibull 2 parameter. Estimasi model dilakukan tanpa dan dengan melibatkan efek *random* (*frailty*) CAR. *Posterior summaries* untuk model *survival* Weibull 2 parameter tanpa melibatkan efek *random* CAR disajikan pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
alpha	0,8214	0,5000	-0,1365	1,8094	1
$b_{\text{X1 (Perempuan)}}$	0,2776	0,2472	-0,2014	0,7628	1

Tabel 4.8 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR (*Lanjutan*)

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
b_{X2}	**0,0142**	**0,0067**	**0,0012**	**0,0271**	**1**
$b_{X3\ (SMA)}$	**-0,6774**	**0,3153**	**-1,2882**	**-0,0477**	**1**
$b_{X3\ (D3/S1)}$	0,1691	0,3446	-0,5262	0,8306	1
$b_{X4\ (PNS)}$	0,2955	0,2647	-0,2259	0,8081	1
$b_{X4\ (P.\ Swasta)}$	-0,1366	0,2545	-0,6338	0,3615	1
$b_{X4\ (Tidak\ Bekerja)}$	**-0,6348**	**0,2992**	**-1,2169**	**-0,0389**	**1**
$b_{X5\ (II)}$	**-1,0669**	**0,2372**	**-1,5314**	**-0,5896**	**1**
$b_{X5\ (III)}$	-0,1854	0,4956	-1,1638	0,7646	1
b_{X6}	-0,1353	0,0912	-0,3106	0,0431	1
b_{X7}	**-0,2138**	**0,0286**	**-0,2702**	**-0,1585**	**1**
b_{X8}	**0,0324**	**0,0095**	**0,0142**	**0,0508**	**1**
b_{X9}	-0,0524	0,0485	-0,1482	0,0413	1
b_{X10}	0,0127	0,0423	-0,0690	0,0948	1
b_{X11}	0,0071	0,0254	-0,0442	0,0566	1
b_{X12}	**0,1270**	**0,0430**	**0,0411**	**0,2093**	**1**
b_{X13}	-0,0020	0,0028	-0,0075	0,0035	1
r	**3,4423**	**0,2700**	**2,9260**	**3,9888**	**1**

Faktor yang berpengaruh signifikan terhadap lama rawat inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo jika nilai *credible interval* 2,5% sampai 97,5% tidak memuat 0. Pada Tabel 4.8 dapat ditunjukan bahwa faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD di RSUD Soetomo signifikan adalah usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih (*White Blood Cell*). Kasus demam berdarah *Dengue* diduga dipengaruhi oleh lokasi pasien tinggal, sehingga diduga terdapat dependensi spasial pada lokasi yang saling berdekatan. Akibat pengaruh heterogenitas spasial yang tidak diwakili faktor-faktor dalam model, maka diperlukan model *survival* yang menyertakan efek *random* spasial. Berikut disajikan hasil estimasi (*posterior*

summaries) untuk model *survival* Weibull 2 parameter dengan melibatkan efek *random* spasial CAR Normal pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter CAR Normal

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
alpha	0,8137	0,4543	-0,0757	1,7001	1
$b_{\text{X1 (Perempuan)}}$	0,2942	0,2244	-0,1578	0,7259	1
b_{X2}	**0,0168**	**0,0059**	**0,0051**	**0,0284**	**1**
$b_{\text{X3 (SMA)}}$	**-0,8882**	**0,2866**	**-1,4233**	**-0,3320**	**1**
$b_{\text{X3 (D3/S1)}}$	0,2324	0,3418	-0,4267	0,8900	1
$b_{\text{X4 (PNS)}}$	0,2899	0,2555	-0,2191	0,7918	1
$b_{\text{X4 (P. Swasta)}}$	-0,1614	0,2340	-0,6087	0,2929	1
$b_{\text{X4 (Tidak Bekerja)}}$	**-0,6795**	**0,2779**	**-1,2102**	**-0,1309**	**1**
$b_{\text{X5 (II)}}$	**-1,1591**	**0,2272**	**-1,6150**	**-0,7204**	**1**
$b_{\text{X5 (III)}}$	-0,5990	0,4942	-1,5984	0,3355	1
b_{X6}	**-0,1987**	**0,0955**	**-0,3872**	**-0,0118**	**1**
b_{X7}	**-0,2139**	**0,0253**	**-0,2630**	**-0,1639**	**1**
b_{X8}	**0,0364**	**0,0084**	**0,0201**	**0,0530**	**1**
b_{X9}	-0,0697	0,0442	-0,1563	0,0176	1
b_{X10}	0,0256	0,0466	-0,0658	0,1164	1
b_{X11}	0,0044	0,0220	-0,0400	0,0474	1
b_{X12}	**0,1330**	**0,0395**	**0,0536**	**0,2107**	**1**
b_{X13}	0,0002	0,0031	-0,0058	0,0062	1
r	**3,5600**	**0,2357**	**3,1085**	**4,0343**	**1**
$\text{phi}_{\text{Mulyorejo}}$	-0,0508	0,4186	-0,8893	0,7603	1
$\text{phi}_{\text{Sukolilo}}$	0,0860	0,3928	-0,6824	0,8521	1
$\text{phi}_{\text{Gubeng}}$	0,1777	0,3572	-0,5030	0,8953	1
$\text{phi}_{\text{Rungkut}}$	-0,1539	0,4486	-1,0580	0,7175	1
$\text{phi}_{\text{Tambaksari}}$	-0,3371	0,4142	-1,1326	0,4865	1
$\text{phi}_{\text{Gununganyar}}$	0,1801	0,5896	-1,0247	1,3105	1
$\text{phi}_{\text{Tenggilismejoyo}}$	0,0980	0,3916	-0,6673	0,8589	1

Tabel 4.9 memberikan informasi bahwa terdapat delapan faktor yang mempengaruhi lama rawat inap dari pasien DBD di RSUD Soetomo secara signifikan. Delapan factor tersebut adalah usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), lama demam sebelum masuk rumah sakit (RS), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih (*White Blood Cell*). Selanjutnya, disajikan pula hasil estimasi (*posterior summaries*) untuk model *survival* Weibull 2 parameter dengan melibatkan efek *random* spasial CAR Laplace pada Tabel 4.10.

Tabel 4.10 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter CAR Laplace

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
alpha	0,7963	0,4534	-0,0865	1,6985	1
$b_{\text{X1 (Perempuan)}}$	0,2768	0,2178	-0,1514	0,7009	1
b_{X2}	**0,0158**	**0,0059**	**0,0040**	**0,0273**	**1**
$b_{\text{X3 (SMA)}}$	**-0,8290**	**0,3089**	**-1,4311**	**-0,2347**	**1**
$b_{\text{X3 (D3/S1)}}$	0,2036	0,3407	-0,4628	0,8547	1
$b_{\text{X4 (PNS)}}$	0,3056	0,2523	-0,1936	0,7928	1
$b_{\text{X4 (P. Swasta)}}$	-0,1483	0,2330	-0,6018	0,3150	1
$b_{\text{X4 (Tidak Bekerja)}}$	**-0,6865**	**0,2855**	**-1,2429**	**-0,1287**	**1**
$b_{\text{X5 (II)}}$	**-1,1497**	**0,2221**	**-1,5866**	**-0,7183**	**1**
$b_{\text{X5 (III)}}$	-0,2428	0,4704	-1,1819	0,6849	1
b_{X6}	-0,1747	0,0938	-0,3581	0,0027	1
b_{X7}	**-0,2142**	**0,0241**	**-0,2618**	**-0,1659**	**1**
b_{X8}	**0,0359**	**0,0085**	**0,0191**	**0,0524**	**1**
b_{X9}	-0,0656	0,0427	-0,1500	0,0180	1
b_{X10}	0,0155	0,0401	-0,0619	0,0954	1
b_{X11}	0,0072	0,0214	-0,0348	0,0482	1
b_{X12}	**0,1351**	**0,0388**	**0,0589**	**0,2104**	**1**
b_{X13}	-0,0011	0,0027	-0,0065	0,0041	1
r	**3,5318**	**0,2444**	**3,0714**	**4,0356**	**1**

Tabel 4.10 *Posterior Summaries* Model *Survival* Weibull 2 Parameter CAR Laplace (*Lanjutan*)

Estimator	Mean (Estimasi)	Standar Deviasi	2,5%	97,5%	Rhat
$phi_{Mulyorejo}$	0,0011	0,3346	-0,7002	0,6880	1
$phi_{Sukolilo}$	0,0451	0,2919	-0,5478	0,6571	1
phi_{Gubeng}	0,1265	0,2936	-0,3857	0,8014	1
$phi_{Rungkut}$	-0,1125	0,3596	-0,9075	0,5438	1
$phi_{Tambaksari}$	-0,1726	0,3422	-0,9110	0,4594	1
$phi_{Gununganyar}$	0,0804	0,4407	-0,7855	1,0178	1
$phi_{Tenggilismejoyo}$	0,0321	0,2926	-0,5652	0,6407	1

Faktor karakteristik pasien DBD yang mempengaruhi lama rawat inap secara signifikan yaitu usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih (*White Blood Cell*). Efek *random* (*frailty*) model dengan CAR normal dan laplace tidak signifikan mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD pada *credible interval* 95% (nilai *credible interval* 2,5% sampai 97,5% memuat 0). Hal itu menunjukkan bahwa efek dependensi spasial lama rawat inap (laju kesembuhan) pasien DBD yang berasal dari kecamatan di Surabaya Timur relatif kecil. Efek *random* spasial sebagai besaran yang menerangkan adanya hubungan spasial walaupun relatif kecil. Pasien yang berasal dari Kecamatan Tambaksari memiliki rawat inap yang cenderung sedikit lama dan pasien dari Kecamatan Gubeng dan Gununganyar memiliki lama rawat inap sedikit lebih cepat.

Setiap estimasi parameter baik dari model *survival* Weibull 2 parameter tanpa CAR maupun melibatkan CAR (Normal dan Laplace) memiliki nilai *Rhat* (*Potential Scale Reduction Factors*) bernilai 1 dan *autocorrelation plot* lag nol bernilai 1, lag lainnya mendekati nol, sehingga hasil estimasi model telah konvergen atau sesuai dengan distribusi targetnya. Pengecekan dan pengujian konvergensi akan lebih dijelaskan pada Lampiran 10b, 14b dan 17b. Pada analisis ini, tidak dilakukan seleksi variabel yang tidak

berpengaruh signifikan terhadap lama rawat inap pasien DBD di RSUD Soetomo, karena informasi dari faktor yang tidak signifikan tetap diperlukan oleh medis.

4.8 Pemilihan Model Terbaik

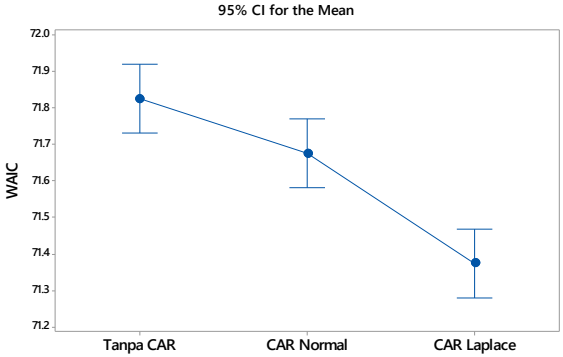
Perbandingan dan penentuan model terbaik antara model *survival* Weibull 2 parameter dan Weibull 3 parameter baik tanpa CAR maupun dengan CAR dilihat dari nilai WAIC untuk masing-masing model. Nilai WAIC masing-masing model dapat dituliskan pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Nilai WAIC

Model	Nilai WAIC
Weibull 3 Parameter tanpa CAR	72,5
Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal	72,4
Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace	72,1
Weibull 2 Parameter tanpa CAR	71,8
Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal	71,6
Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace	71,3

Berdasarkan Tabel 4.11 dapat dilihat bahwa model Weibull 2 parameter memiliki WAIC yang lebih kecil dibandingkan model Weibull 3 parameter, dan nilai WAIC terkecil diperoleh model *survival* Weibull 2 parameter dengan menyertakan CAR Laplace. Sesuai hal tersebut dapat disimpulkan bahwa model terbaik untuk memodelkan laju kesembuhan yang diukur dari lama rawat inap pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo adalah model *survival* Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace.

Selisih nilai WAIC antara model Weibull 2 parameter tanpa CAR, dengan CAR Normal dan Laplace relatif kecil, sehingga perlu dilakukan pembuktian bahwa model Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace merupakan model terbaik. Pembuktian model Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace merupakan model terbaik dilakukan dengan melakukan simulasi masing-masing model Weibull 2 parameter tanpa CAR, CAR Normal dan Laplace sebanyak 4 pengulangan, dan dilanjutkan uji ANOVA dan *interval plot*. Berikut disajikan *interval plot* dari percobaan WAIC model Weibull 2 parameter pada Gambar 4.8.



Gambar 4.8 *Interval Plot* Uji *Mean* WAIC Model Weibull 2 Parameter

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa model Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace memiliki nilai WAIC yang paling kecil dan berbeda dibandingkan model Weibull 2 tanpa CAR dan CAR Normal.

4.9 Interpretasi Model *Survival* Spasial Lama Rawat Inap Pasien Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo Surabaya

Model *survival* terbaik dengan WAIC terkecil adalah model *survival* Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace dengan usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih (*White Blood Cell*) merupakan faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo Surabaya. Model *survival* Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace dapat dituliskan pada persamaan (4.15).

$$\begin{aligned} h(t_i) = {} & 3{,}5318 t_i^{2{,}5318} \exp(0{,}7963 + 0{,}0158 X_2 \\ & - 0{,}8290 X_{3(\text{SMA})} - 0{,}6865 X_{4(\text{Tidak Bekerja})} - 1{,}1497 X_{5(\text{II})} \\ & - 0{,}2142 X_7 + 0{,}0359 X_8 + 0{,}1351 X_{12} + W_{i\,(Laplace)}) . \end{aligned} \quad (4.15)$$

Parameter *shape*/bentuk model memiliki nilai lebih besar dari 1 $(\eta > 1)$, sehingga peningkatan laju kesembuhan (lama rawat inap) pasien DBD seiring dengan peningkatan waktu lama rawat inap

pasien DBD. *Hazard Ratio* model *survival* Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace untuk faktor yang berpengaruh signifikan disajikan pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 *Hazard Ratio* Model *Survival* Terbaik

Variabel	Estimasi	Pembanding	*Hazard Ratio* exp(b)	1/exp(b)
X_2	0,0158	10 tahun	**1,1712**	0,8538
X_3 (SMA)	-0,8290	1 tingkat	0,4365	**2,2910**
X_4 (Tidak Bekerja)	-0,6865	1 tingkat	0,5033	**1,9867**
X_5 (II)	-1,1497	1 tingkat	0,3167	**3,1572**
X_7	-0,2142	5^0C	0,3427	**2,9183**
X_8	0,0359	10 denyut	**1,4319**	0,6984
X_{12}	0,1351	3,5 ribu	**1,6046**	0,6232

Pada Tabel 4.12 diperoleh informasi bahwa pasien dengan selisih usia 10 tahun memiliki lama rawat inap 1,1712 kali lebih cepat. Pasien dengan tingkat pendidikan SMA memiliki lama rawat inap 2,291 lebih lama dibandingkan pasien dengan tingkat pendidikan lainnya (D3/S1 keatas), sehingga pasien dengan tingkat pendidikan yang lebih rendah cenderung lama untuk sembuh, hal tersebut didukung bahwa semakin tinggi tingkat pendidikan semakin peduli dan luas penegtahuan akan kesehatan. Pasien yang tidak bekerja lama rawat inapnya lebih lama 1,9867 kali dibandingkan pasien yang bekerja lainnya, sehingga Pasien yang tidak bekerja rawat inapnya cenderung lebih lama. Peningkatan suhu tubuh pasien sebesar 5^0C akan memperlama rawat inap 2,9183 kali dan peningkatan jumlah denyut nadi 10 kali per menit akan mempercepat lama rawat inap 1,4319 kali. Pasien dengan penambahan 3,5 ribu sel darah putih akan cenderung memiliki lama rawat inap 1,6046 kali lebih cepat.

Pasien DBD yang masuk rumah sakit dengan diagnosis kelompok II memiliki rawat inap 3,1572 kali lebih lama dari diagnosis kelompok I, maka pasien DBD yang masuk diagnosis II rawat inapnya relatif lebih lama. Namun secara medis dan WHO, semakin tinggi tingkat diagnosis maka akan semakin lama waktu

rawat inap/kesembuhan pasien. Pada penelitian kali ini, hanya terdapat satu pasien DBD asal Surabaya Timur yang masuk diagnosis III, sehingga pola lama rawat inap pasien yang masuk diagnosis III tidak terlihat dan menyebabkan pasien yang masuk diagnosis II memiliki waktu lama rawat inap yang lebih lama dibandingan diagnosis III. Berdasarkan kondisi tersebut, dapat diberikan saran pada penelitian serupa untuk menghilangkan observasi yang dapat menjadikan kontradiksi pada pengambilan keputusan atau membatasi pada ruang lingkup penelitian tertentu.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan pada bab sebelumnya, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pasien demam berdarah *Dengue* (DBD) di RSUD Dr. Soetomo yang bertempat tinggal di Surabaya Timur rata-rata lama waktu rawat inap sampai dinyatakan sembuh adalah 4 hari, dengan lama rawat inap paling cepat adalah 1 hari, dan rawat inap paling lama adalah 7 hari. Mayoritas pasien DBD tergolong usia dewasa. Pasien yang cenderung memiliki lama rawat inap panjang adalah pasien dengan pendidikan terakhir SMA, pasien yang tidak bekerja dan pegawai swasta, serta pasien yang diagnosis masuk rumah sakit di golongan II. Usia pasien, lama demam sebelum ke RS, suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih diduga memberikan pengaruh terhadap lama rawat inap pasien DBD. Kecamatan Tambaksari dan Gubeng mempunyai jumlah pasien DBD yang dirawat di RSUD Dr. Soetomo Surabaya terbanyak, yaitu 6 pasien.
2. Asumsi *proportional hazard* terpenuhi dan terdapat dependensi spasial antar kecamatan Surabaya Timur dengan indeks *Moran's* I sebesar 0,40774. Distribusi lama rawat inap pasien DBD adalah Weibull 2 paramater dan Weibull 3 parameter. Model terbaik dengan WAIC terkecil adalah model *survival* Weibull 2 parameter dengan CAR Laplace dengan faktor yang mempengaruhi lama rawat inap pasien DBD secara signifikan adalah usia pasien, pendidikan terakhir pasien (SMA), pekerjaan pasien (tidak bekerja), diagnosis masuk rumah sakit (II), suhu tubuh pasien, jumlah denyut nadi per menit, dan kadar sel darah putih (*White Blood Cell*). Efek dependensi spasial lama rawat inap (laju kesembuhan) pasien DBD yang berasal dari kecamatan di Surabaya Timur relatif

kecil. Efek *random* spasial sebagai besaran yang menerangkan adanya hubungan spasial walaupun relatif kecil.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil analisis dan kesimpulan yang diperoleh, dapat ditukiskan saran sebagai pertimbangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Perlu dipertimbangkan lagi faktor-faktor yang diduga mempengaruhi lama rawat inap (laju kesembuhan) pasien DBD.
2. Perlu adanya observasi lebih detail mengenai faktor spasial yang belum terobservasi, seperti apakah daerah tersebut kawasan industri, perkotaan, pedesaan, beriklim ekstrem, dan lingkungan ekstrem.
3. Pembobotan dan pemodelan spasial menggunakan pendekatan titik (lintang-bujur), bukan area.
4. Pemodelan *survival* parametrik menggunakan distribusi yang rankingnya di atas distribusi Weibull 2 dan 3 parameter.
5. Penggunaan distribusi *conditionally autoregressive* (CAR) non-Gaussian yang tidak simetris (mengandung *skewness*).
6. Penambahan efek keragaman dari individu pasien.

Rekomendasi atau informasi tambahan yang dapat diberikan kepada RSUD Dr. Soetomo adalah mengutamakan atau segera memberikan perawatan lebih pada pasien DBD yang masuk diagnosis II (level diagnosis yang lebih tinggi), pasien cenderung memiliki suhu tubuh tinggi, denyut nadi rendah, dan kadar sel darah putih rendah agar laju sembuh pasien meningkat (lama rawat inap cenderung cepat). Pemantauan lebih pada kecamatan dengan kasus DBD banyak, khususnya Kecamatan Gubeng dan Tambaksari (kondisi lingkungan dan sosial). Pencerdasan khusus pada pasien DBD yang pendidikan terakhir SMA dan tidak bekerja mengenai prosedur penanganan DBD secara medis dan mandiri, serta bekerjasama dengan pemerintah untuk memberikan pencerdasan tentang pencegahan DBD pada masyarakat, khususnya yang pendidikan terakhir SMA dan tidak bekerja.

DAFTAR PUSTAKA

Aini, I. N. (2011). Extended Cox Model untuk Time Independent Covariat yang Tidak Memenuhi Asumsi Proportional Hazard pada Model Cox Proportional Hazard. *Skripsi Universitas Indonesia*.

Aksioma, D. F. (2011). *Model Survival Spasial dengan Pendekatan Bayesian.* Surabaya: Tesis Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Anselin, L. (2003). *Spatial econometrics: methods and models.* Springer Science & Business Media.

Banerjee, S., Wall, M. M., & Carlin, B. P. (2003). Frailty modeling for spatially correlated survival data, with application to infant mortality in Minnesota. *Biostatistics (Oxford, England)*, 123-142.

Bernardinelli, L., & Monotomoli, C. (1992). Empirical Bayes Versus Fully Bayesian Analysis of Geographical Variation in Disease Risk. *Statistics in Medicine*, 983-1007.

Berry, F. S., & Berry, W. D. (1990). State Lottery Adoptions as Policy Innovations: An Event History Analysis. *American Political Science Review*, 395-415.

Besag, J., & Kooperberg, C. (1995). On conditional and intrinsic autoregressions. *Biometrika*, 733-746.

Besag, J., York, J., & Mollié, A. (1991). Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics. *Annals if the Institute of Statistical Mathematics*, 1-20.

Brooks, S. P., & Roberts, G. O. (1998). Convergence assesment techniques for Markov Chain Monte Carlo. *Statistics and Computing*, 319-335.

Carlin, B. P., & Louis, T. A. (2010). *Bayes and empirical Bayes methods for data analysis.* Chapman and Hall/CRC.

Collet, D. (2003). *Modelling Survival Data in Medical Research (2nd ed).* London: Chapman and Hall.

Darmofal, D. (2009). Bayesian Spatial Survival for Political Event Processes. *American Journal of Political Science*, 241-357.

Departemen Kesehatan. (2010). *Jendela Epidemiologi Demam Berdarah Dengue.* Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.

Ditjen P2P, K. R. I. (2018). *Situasi Penyakit Demam Berdarah di Indonesia Tahun 2017.*

Gelman, A., Calin, J. B., Stern, H. S., & Rubin, D. B. (1995). *Bayesian Data Analysis.* London: Chapman and Hall.

Gelman, A., Hwang, J., & Vehtari, A. (2014). Understanding predictive information criteria for Bayesian models. *Stat. Comput.*, 997-1016.

Geweke, J. (1992). *Evaluating the Accuracy of Sampling-Based Approaches to the Calculation of Posterior Moments.* New York: Oxford University PRESS.

Gilks, W., Richardson, S., & Spiegelhalter, D. (1996). *Markov Chain Monte Carlo in Practice.* London: Chapman and Hall.

Grambsch, P. M., & Therneau, T. M. (1994). Proportional hazards test and diagnostics based on weighted residuals. *Biometrika*, Vol. 81, No. 3, hal. 515-526.

Hasyim, M. (2012). *Model Mixture Survival Spasial dengan Frailty Berdistribusi Conditional Autoregressive (CAR).* Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & May, S. (2008). *Applied Survival Analysis: Regression Modelling of Time to Event Data (2nd ed).* New York: John Wiley and Sons. Inc.

Iriawan, N., Astutik, S., & Prastyo, D. D. (2010). Markov Chain Monte Carlo-Based Approaches for Modeling the Spatial Survival with Conditional Autoregressive (CAR) Frailty. *International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol. 10, No. 12, hal. 1-7.

Jing, Q., & Wang, M. (2019). *Dengue epidemiology.* Guangdong: Guangzhou Center for Disease Control and Prevention.

Kery, M. (2010). *Introduction ti WINBUGS for Ecologists.* Burlington, USA: Elservier.

Khotimah, C. (2018). *Additive Survival Least Square SVM untuk Analisis Data Survival*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Kleinbaum, D. G., & Klein, M. (2012). *Statistics for Biology and Health Survival Analysis: A Self-Learning Text Third Edition*. New York: Springer.

Kumala, F. (2010). *Demam Berdarah Dengue*. Diambil 3 September 2019, dari http://www.infopenyakit.com/2008/03/penyakitdemem-berdarah-dengue.dbd.html.

Law, A. M., & Kleton, D. W. (2000). *Simulation Modelling Analysis (3rd ed.)*. New York: MacGrawHill.

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

LeSage, J. P. (1999). *The Theory and Practice if Spatial Econometrics*. Depertment of Economics; University od Toledo.

Leta, S., Beyene, T. J., Clercq, E. M., Amenu, K., Kraemer, M., & Revie, C. W. (2017). *Global Risk Mapping for Major Diseases Transmitted by Aedes aegypti*. Aarhus: Eskild Petersen.

Mortajem, K., Mohammadzadeh, M., & Abyar, A. (2019). Bayesian Analysis of Spatial Survival Model with Non-Gaussian Random Effect. *Journal of Mathematical Sciences*, Vol. 237, No. 5, hal. 692-701.

Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling Using WinBUGS*. New York: John Wiley and Sons, Inc.

Sorensen, D., & Gianola, D. (2002). *Likelihood, Bayesian, and MCMC Methods in Quantitative Genetics*. Madison: Springer.

Starr, H. (1991). Democratic Dominoes: Diffusion Approaches to the Spread of Democracy in International System. *Journal of Conflict Resolution*, Vol. 35, No. 2, hal. 356-381.

Susanto, I., Iriawan, N., Suhartono, Fithriasari, K., Ulama, B. S., Suryaningtyas, W., & Pravitasari, A. A. (2018). On The

Markov Chain Monte Carlo Convergence Diagnostic of Bayesian Finite Mixture for Income Distribution. *Journal of Physics: Conference Series 1090*, Article 012014.

Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Metode Statistika ke-3*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

WHO, W. H. O. (1997). *Dengue Hemorrhagic Fever*. Geneva.

Wong, S. Y., Chin, K., Tang, D., Yang, J., & Wang, H. (2009). *Assessing New Product Development Project Risk by Bayesian Network with a Systematic Probability Generation Methodology*. Hong Kong: Department of Manufacturing Engineering and Engineering Management City University of Hong Kong.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Lama Rawat Inap Pasien DBD di RSUD Dr. Soetomo dan variabel prediktor.

T	c	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
5	1	Perempuan	27	SMA	Tidak Bekerja	I	4	36,5
4	1	Laki-laki	57	SMA	Pegawai Swasta	II	3	37
5	1	Perempuan	27	SMA	Pegawai Swasta	I	4	37
5	1	Perempuan	25	SMA	Pegawai Negeri	II	3	36,7
2	1	Laki-laki	35	D3/S1	Pegawai Swasta	I	4	36,7
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3	1	Laki-laki	59	SMA	Pegawai Swasta	I	3	36
3	1	Perempuan	36	SMA	Tidak Bekerja	III	5	27,6

Keterangan :
T : Lama Rawat Inap Pasien
c : Status Tersensor
X_1 : Jenis Kelamin
X_2 : Usia Pasien
X_3 : Pendidikan Terakhir
X_4 : Pekerjaan
X_5 : Diagnosis Masuk RS
X_6 : Lama Demam Sebelum ke RS
X_7 : Suhu Tubuh Pasien

T	c	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}	K
5	1	94	20	14,4	38,2	4,35	34	Mulyorejo
4	1	84	17	17,8	49,8	4,36	49	Mulyorejo
5	1	83	20	14,3	44,1	2,42	112	Mulyorejo
5	1	100	20	12,7	37,2	1,38	4	Sukolilo
2	1	82	20	17,8	44,5	10,89	22	Sukolilo
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
3	1	98	20	12,2	37,8	5,69	29,1	Tenggilis Mejoyo
3	1	98	18	12,2	37,8	2,63	116	Tenggilis Mejoyo

Keterangan :
X_8 : Denyut Nadi per Menit
X_9 : Frekuensi Pernapasan
X_{10} : Kadar Hemoglobin
X_{11} : Kadar Hematokrit
X_{12} : Kadar Sel Darah Putih/Leukosit
X_{13} : Kadar Trombosit
K : Kecamatan Asal Pasien

Lampiran 2. Rumus Statistika deskriptif Rata-rata, Koefisien Variasi, dan Median

- Rata-rata

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}$$

dimana,

n : Banyak observasi

x_i : Data ke-i

- Koefisien Variasi

$$KV = \frac{s}{\bar{x}} \cdot 100\%$$

dimana,

$\bar{x}$: Rata-rata

s : Standar deviasi, dengan rumus

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$$

- Median

n ganjil :

$$Me = x_{\left(\frac{n+1}{2}\right)}$$

n genap :

$$Me = \frac{1}{2}\left(x_{\left(\frac{n}{2}\right)} + x_{\left(\frac{n}{2}+1\right)} \right)$$

Lampiran 3. Hasil Uji Asumsi *Cox Proportional Hazard* dengan *R* versi 3.5.1

```
>library(survival)
>model_coxph<-coxph(Surv(T,cen)~.,data=TA)
> coxph_test<-cox.zph(model_coxph)
Warning message:
In cor(xx, r2) : the standard deviation is zero
> coxph_test
```

	rho	chisq	p
X1P	0.1333	0.4775	0.4896
X2	0.4151	3.2755	0.0703
X3SMA	-0.2109	1.0549	0.3044
X3PT	-0.1998	1.1853	0.2763
X4PN	0.1213	0.4183	0.5178
X4PS	-0.0364	0.0273	0.8687
X4TB	NA	NaN	NaN
X5II	-0.1764	0.9103	0.3400
X5III	-0.0594	0.2568	0.6123
X6	0.2157	2.1879	0.1391
X7	-0.1912	0.9336	0.3339
X8	-0.1777	1.0293	0.3103
X9	0.0346	0.0944	0.7587
X10	-0.0265	0.0155	0.9008
X11	0.1607	0.7796	0.3772
X12	-0.1922	1.7637	0.1842
X13	-0.3129	3.2490	0.0715

Lampiran 4. Hasil Pendugaan Distribusi Lama Rawat Inap dengan *Easyfit*

Weibull (3P) [#64]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size Statistic P-Value Rank	21 0,13647 0,78026 14				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,22617	0,25858	0,28724	0,32104	0,34427
Reject?	No	No	No	No	No

Weibull [#63]					
Kolmogorov-Smirnov					
Sample Size	21				
Statistic	0,15079				
P-Value	0,67153				
Rank	28				
α	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Critical Value	0,22617	0,25858	0,28724	0,32104	0,34427
Reject?	No	No	No	No	No

Lampiran 5. *Syntax* Penataan Data di STAN dan *Packages*

Packages STAN di RStudio

```
library(rstan)
library(ggplot2)
library(StanHeaders)
library(coda)
library(dplyr)
library(shiny)
library(ggmcmc)
library(shinystan)
library(loo)
```

Penataan Data di STAN

```
"JK" <-c(1,0,1,1,0,1,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0,1,1,0,0,1)
"usia" <-c(27,57,27,25,35,36,21,19,50,30,19,34,19,41,38,36,18,81,40,59,36)
"SMA" <-c(1,1,1,1,0,1,1,1,1,1,1,0,1,0,1,1,0,1,1,1,1)
"PT"    <-c(0,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,1,0,1,0,0,0,0,0,0,0)
"PN"    <-c(0,0,0,1,0,0,1,0,1,0,1,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0)
"PS"    <-c(0,1,1,0,1,0,0,1,0,0,0,1,1,0,1,1,0,0,1,1,0)
"TB" <-c(1,0,0,0,0,1,0,0,0,1,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1)
"II"    <-c(0,1,0,1,0,0,0,0,1,0,1,1,0,0,0,0,1,1,0,0,0)
"III"    <-c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1)
"DSRS"    <-c(4,3,4,3,4,5,3,5,5,7,5,5,3,4,4,4,4,3,5,3,5)
"suhu"    <-c(36.5,37,37,36.7,36.7,30.8,36,38.9,37.8,37.4,30,
                    36,37.1,36.7,37,36.8,38.6,36,37.5,36,27.6)
"nadi"
<-c(94,84,83,100,82,88,82,80,90,81,98,80,87,83,93,90,115,73,95,98,98)
"napas"    <-c(20,17,20,20,20,20,18,20,20,22,24,16,20,20,20,20,22,18,20,20,18)
"HB"    <-c(14.4,17.8,14.3,12.7,17.8,14.2,12.5,14.9,13.8,13.9,13.9,
                13.8,16.1,14.7,15.5,17.4,12.5,11.5,15,2.2,12.2)
```

```
"HCT"    <-c(38.2,49.8,44.1,37.2,44.5,44.3,35.7,45.6,40.3,40.8,
                41.1,41.3,45.6,43,45.9,49.8,37.2,33.9,39.8,37.8,37.8)
"LCT"    <-c(4.35,4.36,2.42,1.38,10.89,10.1,2.65,3.54,4.99,5.82,
                2.87,2.34,4.79,2.85,3.93,5.24,1.87,11.17,7.94,5.69,2.63)
"TRB"    <-c(34,49,112,4,22,132,129,71,83,95,84,6,126,94,86,135,
                59,90,16,29.1,116)
"cen" <-c(1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1,1)
"T"    <-c(5,4,5,5,2,2,1,6,5,7,4,6,7,3,2,3,4,4,3,3,3)
"Tcen" <-c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0)
"Kec" <-c(1,1,1,2,2,3,3,3,3,3,3,4,5,5,5,5,5,5,6,7,7)
"node1" <-c(1,1,1,2,2,2,3,3,4,4,6)
"node2" <-c(2,3,5,3,4,7,5,7,6,7,7)
tv <- as.vector(T)
usiav <- as.vector(usia)
DSRSv <- as.vector(DSRS)
suhuv <- as.vector(suhu)
nadiv <- as.vector(nadi)
napasv <- as.vector(napas)
HBv <- as.vector(HB)
HCTv <- as.vector(HCT)
LCTv <- as.vector(LCT)
TRBv <- as.vector(TRB)
tcenv <- as.vector(Tcen)
idx_uc <- which(!is.na(tv))
idx_rc <- which(is.na(tv))
t_uc <- tv[idx_uc]
t_rc <- tcenv[idx_rc]
usia_uc <- usiav[idx_uc]
usia_rc <- usiav[idx_rc]
DSRS_uc <- DSRSv[idx_uc]
DSRS_rc <- DSRSv[idx_rc]
suhu_uc <- suhuv[idx_uc]
suhu_rc <- suhuv[idx_rc]
nadi_uc <- nadiv[idx_uc]
nadi_rc <- nadiv[idx_rc]
napas_uc <- napasv[idx_uc]
napas_rc <- napasv[idx_rc]
HB_uc <- HBv[idx_uc]
HB_rc <- HBv[idx_rc]
HCT_uc <- HCTv[idx_uc]
HCT_rc <- HCTv[idx_rc]
LCT_uc <- LCTv[idx_uc]
LCT_rc <- LCTv[idx_rc]
```

```
TRB_uc <- TRBv[idx_uc]
TRB_rc <- TRBv[idx_rc]
N_uc <- length(idx_uc)
N_rc <- length(idx_rc)
JK_uc <- JK[idx_uc]
JK_rc <- JK[idx_rc]
SMA_uc <- SMA[idx_uc]
SMA_rc <- SMA[idx_rc]
PT_uc <- PT[idx_uc]
PT_rc <- PT[idx_rc]
PN_uc <- PN[idx_uc]
PN_rc <- PN[idx_rc]
PS_uc <- PS[idx_uc]
PS_rc <- PS[idx_rc]
TB_uc <- TB[idx_uc]
TB_rc <- TB[idx_rc]
II_uc <- II[idx_uc]
II_rc <- II[idx_rc]
III_uc <- III[idx_uc]
III_rc <- III[idx_rc]
Kec_uc <- Kec[idx_uc]
Kec_rc <- Kec[idx_rc]
N <- 21;
NK <- 7;
Nedge <- 11;
data.list<-list(N=21
                        ,t=tv
                        ,usia=usiav
                        ,DSRS=DSRSv
                        ,suhu=suhuv
                        ,nadi=nadiv
                        ,napas=napasv
                        ,HB=HBv
                        ,HCT=HCTv
                        ,LCT=LCTv
                        ,TRB=TRBv
                        ,tcen=tcenv
                      ,JK=JK,SMA=SMA,PT=PT,
                      ,PN=PN,PS=PS,TB=TB,II=II,III=III
                      ,Kec=Kec,node1=node1,node2=node2,NK=NK,Nedge=Nedge
                        ,N_uc=N_uc,N_rc=N_rc,t_uc=t_uc,t_rc=t_rc
                        ,JK_uc=JK_uc
                        ,JK_rc=JK_rc
```

```
                    ,usia_uc=usia_uc
                    ,usia_rc=usia_rc
                    ,SMA_uc=SMA_uc
                    ,SMA_rc=SMA_rc
                    ,PT_uc=PT_uc
                    ,PT_rc=PT_rc
                    ,PN_uc=PN_uc
                    ,PN_rc=PN_rc
                    ,PS_uc=PS_uc
                    ,PS_rc=PS_rc
                    ,TB_uc=TB_uc
                    ,TB_rc=TB_rc
                    ,II_uc=II_uc
                    ,II_rc=II_rc
                    ,III_uc=III_uc
                    ,III_rc=III_rc
                    ,DSRS_uc=DSRS_uc
                    ,DSRS_rc=DSRS_rc
                    ,suhu_uc=suhu_uc
                    ,suhu_rc=suhu_rc
                    ,nadi_uc=nadi_uc
                    ,nadi_rc=nadi_rc
                    ,napas_uc=napas_uc
                    ,napas_rc=napas_rc
                    ,HB_uc=HB_uc
                    ,HB_rc=HB_rc
                    ,HCT_uc=HCT_uc
                    ,HCT_rc=HCT_rc
                    ,LCT_uc=LCT_uc
                    ,LCT_rc=LCT_rc
                    ,TRB_uc=TRB_uc
                    ,TRB_rc=TRB_rc
                    ,Kec_uc=Kec_uc
                    ,Kec_rc=Kec_rc)
str(data.list)
```

Lampiran 6. *Syntax* Parameter Prior Awal Model

```
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
```

```
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
real g;
}
model {
alpha ~ normal(1, 0.5);
b_X1P ~ normal(0.4088, 0.4921);
b_X2 ~ normal(0.01782, 0.01341);
b_X3SMA ~ normal(-0.2393, 0.5643);
b_X3PT ~ normal(0.2031, 0.6342);
b_X4PN ~ normal(0.4009, 0.5133);
b_X4PS ~ normal(-0.1306, 0.4434);
b_X4TB ~ normal(-0.2947, 0.5698);
b_X5II ~ normal(-0.1512, 0.4861);
b_X5III ~ normal(0.9991, 1.0662);
b_X6 ~ normal(-0.18, 0.17);
b_X7 ~ normal(-0.13606, 0.08034);
b_X8 ~ normal(0.02491, 0.023);
b_X9 ~ normal(-0.04679, 0.118);
b_X10 ~ normal(-0.01606, 0.155);
b_X11 ~ normal(-0.02399, 0.0604);
b_X12 ~ normal(0.10063, 0.09134);
b_X13 ~ normal(0.0002414, 0.0055);
r ~ gamma(2, 1);
g ~ normal(0.3, 0.5);
```

Lampiran 7a. Prior Model *Survival* Weibull 3 Parameter

Estimator	Tanpa CAR		CAR Normal		CAR Laplace	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
alpha	0,8793	0,4522	0,8622	0,4646	0,8534	0,4863

b_X1P	0,2477	0,2705	0,2647	0,2531	0,2758	0,2528
b_X2	0,0142	0,0073	0,0161	0,0069	0,0159	0,0067
b_X3 SMA	-0,6314	0,3522	-0,8085	0,3314	-0,7772	0,3260
b_X3PT	0,2053	0,3890	0,2998	0,3711	0,2372	0,3516
b_X4PN	0,2754	0,2952	0,2816	0,2760	0,2910	0,2870
b_X4PS	-0,1170	0,2849	-0,1232	0,2685	-0,1359	0,2601
b_X4TB	-0,5832	0,3397	-0,6511	0,3054	-0,6526	0,3042
b_X5II	-1,0012	0,2708	-1,0908	0,2545	-1,1316	0,2776
b_X5III	-0,0688	0,5350	-0,1439	0,5513	-0,0982	0,5102
b_X6	-0,1453	0,1032	-0,2035	0,1047	-0,1759	0,0987
b_X7	-0,2022	0,0335	-0,2042	0,0283	-0,2031	0,0297
b_X8	0,0323	0,0112	0,0355	0,0099	0,0327	0,0099
b_X9	-0,0498	0,0590	-0,0612	0,0521	-0,0515	0,0500
b_X10	0,0173	0,0523	0,0181	0,0460	0,0181	0,0453
b_X11	0,0054	0,0299	0,0076	0,0256	0,0087	0,0250
b_X12	0,1254	0,0486	0,1372	0,0446	0,1315	0,0448
b_X13	-0,0016	0,0030	-0,0004	0,0032	-0,0011	0,0030
r	3,1849	0,3192	3,3017	0,2881	3,2645	0,2785
g	0,2608	0,2310	0,2715	0,1978	0,2720	0,1987

Lampiran 7b. Prior Model *Survival* Weibul 2 Parameter

Estimator	Tanpa CAR		CAR Normal		CAR Laplace	
	mean	sd	mean	sd	mean	sd
alpha	0,8481	0,5031	0,8364	0,4636	0,8194	0,4806
b_X1P	0,2588	0,2762	0,2736	0,2508	0,2668	0,2437
b_X2	0,0135	0,0076	0,0162	0,0068	0,0153	0,0066
b_X3 SMA	-0,6294	0,3485	-0,8424	0,3318	-0,7890	0,3299
b_X3PT	0,1801	0,3888	0,2402	0,3817	0,2147	0,3598
b_X4PN	0,2875	0,3093	0,2856	0,2801	0,2933	0,2779
b_X4PS	-0,1129	0,2928	-0,1388	0,2621	-0,1248	0,2593
b_X4TB	-0,5907	0,3408	-0,6493	0,3158	-0,6501	0,3109
b_X5II	-0,9800	0,2708	-1,0964	0,2496	-1,0897	0,2483
b_X5III	-0,0883	0,5629	-0,5919	0,5401	-0,1796	0,5152
b_X6	-0,1494	0,1037	-0,2017	0,1043	-0,1796	0,1043
b_X7	-0,2081	0,0340	-0,2096	0,0292	-0,2101	0,0285
b_X8	0,0306	0,0113	0,0347	0,0099	0,0345	0,0099

b_X9	-0,0513	0,0577	-0,0682	0,0502	-0,0650	0,0510
b_X10	0,0131	0,0503	0,0262	0,0541	0,0150	0,0468
b_X11	0,0044	0,0306	0,0028	0,0266	0,0055	0,0250
b_X12	0,1226	0,0496	0,1301	0,0437	0,1313	0,0426
b_X13	-0,0017	0,0031	0,0001	0,0033	-0,0010	0,0031
r	3,4265	0,3091	3,5453	0,2652	3,5119	0,2695

Lampiran 8a. *Syntax* Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR

```
modelString<-'
functions {
        real weibull3p_lpdf(real x, real a, real c, real b) {
            real prob;
            real lprob;
            if (a<=0)
            reject("a<=0;found a=",a)
            if (b<=0)
            reject("b<=0;found b=",b)
            prob<-(a/b)*(((x-c)/b)^(a-1))*exp(-(((x-c)/b)^a));
            lprob<-log(prob);
            return lprob;
    }
        real weibull3p_lccdf(real x, real a, real c, real b) {
            real ccdf;
            real lccdf;
            if (a<=0)
            reject("a<=0;found a=",a)
            if (b<=0)
            reject("b<=0;found b=",b)
            ccdf<-exp(-(((x-c)/b)^a));
            lccdf<-log(ccdf);
            return lccdf;
    }
}
data {
int<lower=0> N;
int<lower=0> N_uc;
int<lower=0> N_rc;
int<lower=0> tcen[N];
real<lower=0> t[N];
real<lower=0> t_uc[N_uc];
real<lower=0> t_rc[N_rc];
```

```
int JK[N];
int JK_uc[N_uc];
int JK_rc[N_rc];
int usia[N];
int usia_uc[N_uc];
int usia_rc[N_rc];
int SMA[N];
int SMA_uc[N_uc];
int SMA_rc[N_rc];
int PT[N];
int PT_uc[N_uc];
int PT_rc[N_rc];
int PN[N];
int PN_uc[N_uc];
int PN_rc[N_rc];
int PS[N];
int PS_uc[N_uc];
int PS_rc[N_rc];
int TB[N];
int TB_uc[N_uc];
int TB_rc[N_rc];
int II[N];
int II_uc[N_uc];
int II_rc[N_rc];
int III[N];
int III_uc[N_uc];
int III_rc[N_rc];
int DSRS[N];
int DSRS_uc[N_uc];
int DSRS_rc[N_rc];
real<lower=0> suhu[N];
real<lower=0> suhu_uc[N_uc];
real<lower=0> suhu_rc[N_rc];
int nadi[N];
int nadi_uc[N_uc];
int nadi_rc[N_rc];
int napas[N];
int napas_uc[N_uc];
int napas_rc[N_rc];
real<lower=0> HB[N];
real<lower=0> HB_uc[N_uc];
real<lower=0> HB_rc[N_rc];
real<lower=0> HCT[N];
```

```
real<lower=0> HCT_uc[N_uc];
real<lower=0> HCT_rc[N_rc];
real<lower=0> LCT[N];
real<lower=0> LCT_uc[N_uc];
real<lower=0> LCT_rc[N_rc];
real<lower=0> TRB[N];
real<lower=0> TRB_uc[N_uc];
real<lower=0> TRB_rc[N_rc];
}
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
real g;
}
model {
alpha ~ normal(0.8793, 0.452);
b_X1P ~ normal(0.2477, 0.270);
b_X2 ~ normal(0.01417, 0.00731);
b_X3SMA ~ normal(-0.6314, 0.352);
b_X3PT ~ normal(0.2053, 0.389);
b_X4PN ~ normal(0.2754, 0.295);
b_X4PS ~ normal(-0.1170, 0.285);
b_X4TB ~ normal(-0.5832, 0.340);
b_X5II ~ normal(-1.0012, 0.271);
b_X5III ~ normal(-0.06881, 0.535);
b_X6 ~ normal(-0.1453, 0.103);
```

```
b_X7 ~ normal(-0.2022, 0.0335);
b_X8 ~ normal(0.03235, 0.0112);
b_X9 ~ normal(-0.04983, 0.0590);
b_X10 ~ normal(0.01726, 0.0523);
b_X11 ~ normal(0.005391, 0.0299);
b_X12 ~ normal(0.1254, 0.0485);
b_X13 ~ normal(-0.001563, 0.00297);
r ~ gamma(99.687, 31.299);
g ~ normal(0.3, 0.231);for (i in 1:N_uc) {
t_uc[i] ~ weibull3p(r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK_uc[i] + b_X2*usia_uc[i] +
b_X3SMA*SMA_uc[i] + b_X3PT*PT_uc[i] + b_X4PN*PN_uc[i] +
b_X4PS*PS_uc[i] + b_X4TB*TB_uc[i] + b_X5II*II_uc[i] + b_X5III*III_uc[i]
+ b_X6*DSRS_uc[i] + b_X7*suhu_uc[i] + b_X8*nadi_uc[i] +
b_X9*napas_uc[i] + b_X10*HB_uc[i] + b_X11*HCT_uc[i] +
b_X12*LCT_uc[i] + b_X13*TRB_uc[i])/r));
}
for (i in 1:N_rc) {
1 ~ bernoulli(exp(-pow(t_rc[i] / exp(-(alpha + b_X1P*JK_rc[i] +
b_X2*usia_rc[i] + b_X3SMA*SMA_rc[i] + b_X3PT*PT_rc[i] +
b_X4PN*PN_rc[i] + b_X4PS*PS_rc[i] + b_X4TB*TB_rc[i] + b_X5II*II_rc[i] +
b_X5III*III_rc[i] + b_X6*DSRS_rc[i] + b_X7*suhu_rc[i] + b_X8*nadi_rc[i] +
b_X9*napas_rc[i] + b_X10*HB_rc[i] + b_X11*HCT_rc[i] + b_X12*LCT_rc[i]
+ b_X13*TRB_rc[i])/r), r)));
}
}
generated quantities {
vector[N] log_lik;
for (i in 1:N){
if (tcen[i]==0){
log_lik[i] = weibull3p_lpdf(t[i] | r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i]
+ b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i])/r));
}else{
log_lik[i] = weibull3p_lccdf(t[i]| r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i]
+ b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i])/r));
}
}
}
```

'

Lampiran 8b. *Syntax* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR

```
modelString<-'
data {
int<lower=0> N;
int<lower=0> N_uc;
int<lower=0> N_rc;
int<lower=0> tcen[N];
real<lower=0> t[N];
real<lower=0> t_uc[N_uc];
real<lower=0> t_rc[N_rc];
int JK[N];
int JK_uc[N_uc];
int JK_rc[N_rc];
int usia[N];
int usia_uc[N_uc];
int usia_rc[N_rc];
int SMA[N];
int SMA_uc[N_uc];
int SMA_rc[N_rc];
int PT[N];
int PT_uc[N_uc];
int PT_rc[N_rc];
int PN[N];
int PN_uc[N_uc];
int PN_rc[N_rc];
int PS[N];
int PS_uc[N_uc];
int PS_rc[N_rc];
int TB[N];
int TB_uc[N_uc];
int TB_rc[N_rc];
int II[N];
int II_uc[N_uc];
int II_rc[N_rc];
int III[N];
int III_uc[N_uc];
int III_rc[N_rc];
int DSRS[N];
int DSRS_uc[N_uc];
int DSRS_rc[N_rc];
```

```
real<lower=0> suhu[N];
real<lower=0> suhu_uc[N_uc];
real<lower=0> suhu_rc[N_rc];
int nadi[N];
int nadi_uc[N_uc];
int nadi_rc[N_rc];
int napas[N];
int napas_uc[N_uc];
int napas_rc[N_rc];
real<lower=0> HB[N];
real<lower=0> HB_uc[N_uc];
real<lower=0> HB_rc[N_rc];
real<lower=0> HCT[N];
real<lower=0> HCT_uc[N_uc];
real<lower=0> HCT_rc[N_rc];
real<lower=0> LCT[N];
real<lower=0> LCT_uc[N_uc];
real<lower=0> LCT_rc[N_rc];
real<lower=0> TRB[N];
real<lower=0> TRB_uc[N_uc];
real<lower=0> TRB_rc[N_rc];
}
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
}
```

```
model {
alpha ~ normal(0.8481, 0.503);
b_X1P ~ normal(0.2587, 0.276);
b_X2 ~ normal(0.01354, 0.00755);
b_X3SMA ~ normal(-0.6294, 0.348);
b_X3PT ~ normal(0.1801, 0.388);
b_X4PN ~ normal(0.2875, 0.309);
b_X4PS ~ normal(-0.1128, 0.293);
b_X4TB ~ normal(-0.5907, 0.341);
b_X5II ~ normal(-0.9800, 0.271);
b_X5III ~ normal(-0.08832, 0.563);
b_X6 ~ normal(-0.1404, 0.104);
b_X7 ~ normal(-0.2081, 0.0340);
b_X8 ~ normal(0.03061, 0.0113);
b_X9 ~ normal(-0.05133, 0.0577);
b_X10 ~ normal(0.01309, 0.0503);
b_X11 ~ normal(0.004353, 0.0306);
b_X12 ~ normal(0.1226, 0.0496);
b_X13 ~ normal(-0.001691, 0.00311);
r ~ gamma(122.93, 35.88);
for (i in 1:N_uc) {
t_uc[i] ~ weibull(r, exp(-(alpha + b_X1P*JK_uc[i] + b_X2*usia_uc[i] +
b_X3SMA*SMA_uc[i] + b_X3PT*PT_uc[i] + b_X4PN*PN_uc[i] +
b_X4PS*PS_uc[i] + b_X4TB*TB_uc[i] + b_X5II*II_uc[i] + b_X5III*III_uc[i]
+ b_X6*DSRS_uc[i] + b_X7*suhu_uc[i] + b_X8*nadi_uc[i] +
b_X9*napas_uc[i] + b_X10*HB_uc[i] + b_X11*HCT_uc[i] +
b_X12*LCT_uc[i] + b_X13*TRB_uc[i])/r));
}
for (i in 1:N_rc) {
1 ~ bernoulli(exp(-pow(t_rc[i] / exp(-(alpha + b_X1P*JK_rc[i] +
b_X2*usia_rc[i] + b_X3SMA*SMA_rc[i] + b_X3PT*PT_rc[i] +
b_X4PN*PN_rc[i] + b_X4PS*PS_rc[i] + b_X4TB*TB_rc[i] + b_X5II*II_rc[i] +
b_X5III*III_rc[i] + b_X6*DSRS_rc[i] + b_X7*suhu_rc[i] + b_X8*nadi_rc[i] +
b_X9*napas_rc[i] + b_X10*HB_rc[i] + b_X11*HCT_rc[i] + b_X12*LCT_rc[i]
+ b_X13*TRB_rc[i])/r), r)));
}
}
generated quantities {
vector[N] log_lik;
for (i in 1:N){
if (tcen[i]==0){
log_lik[i] = weibull_lpdf(t[i] | r, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i] +
b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
```

```
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i])/r));
}else{
log_lik[i] = weibull_lccdf(t[i]| r, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i] +
b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i])/r));
}
}
}
'
```

Lampiran 9a. *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR

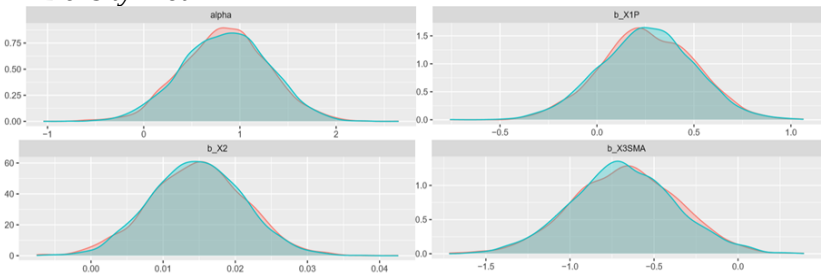
Estimator	mean	se_mean	sd	2,5%	50%	97,5%	Rhat
alpha	0,8488	0,0047	0,4457	-0,0200	0,8550	1,7078	1
b_X1P	0,2613	0,0030	0,2412	-0,2139	0,2585	0,7262	1
b_X2	0,0147	0,0001	0,0065	0,0023	0,0148	0,0272	1
b_X3 SMA	-0,6751	0,0033	0,3089	-1,2755	-0,6779	-0,0660	1
b_X3PT	0,1985	0,0040	0,3423	-0,4706	0,2001	0,8541	1
b_X4PN	0,2936	0,0031	0,2651	-0,2214	0,2906	0,8169	1
b_X4PS	-0,1419	0,0029	0,2513	-0,6283	-0,1433	0,3467	1
b_X4TB	-0,6191	0,0036	0,3013	-1,2095	-0,6201	-0,0308	1
b_X5II	-1,0862	0,0028	0,2459	-1,5521	-1,0847	-0,5958	1
b_X5III	-0,1450	0,0056	0,4861	-1,0975	-0,1384	0,8061	1
b_X6	-0,1357	0,0011	0,0913	-0,3155	-0,1363	0,0387	1
b_X7	-0,2077	0,0004	0,0282	-0,2621	-0,2076	-0,1521	1
b_X8	0,0343	0,0001	0,0096	0,0158	0,0345	0,0527	1
b_X9	-0,0510	0,0007	0,0507	-0,1510	-0,0526	0,0495	1
b_X10	0,0162	0,0005	0,0450	-0,0726	0,0159	0,1034	1
b_X11	0,0083	0,0003	0,0256	-0,0418	0,0085	0,0589	1
b_X12	0,1303	0,0005	0,0423	0,0467	0,1304	0,2123	1
b_X13	-0,0018	0,0000	0,0026	-0,0069	-0,0018	0,0034	1
r	3,2000	0,0034	0,2728	2,6841	3,1916	3,7592	1
g	0,2714	0,0023	0,2012	-0,1199	0,2771	0,6501	1

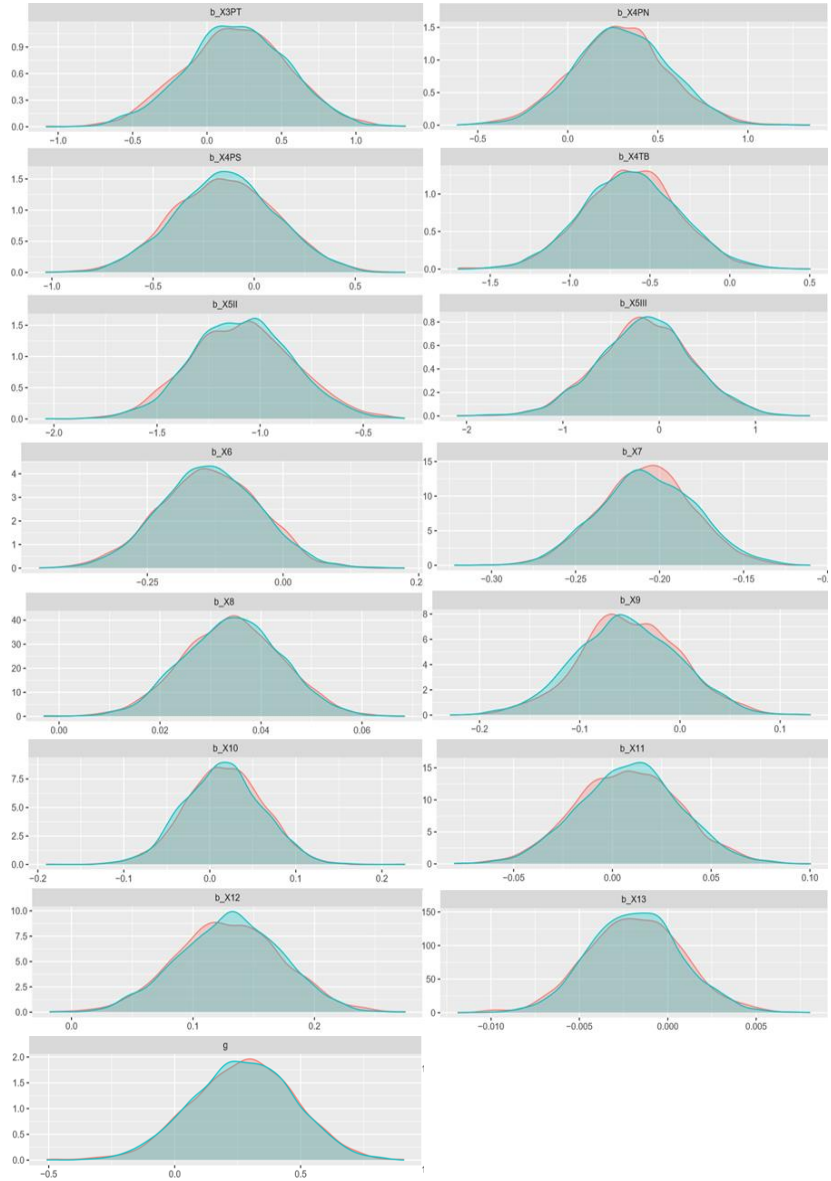
Lampiran 9b. *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR

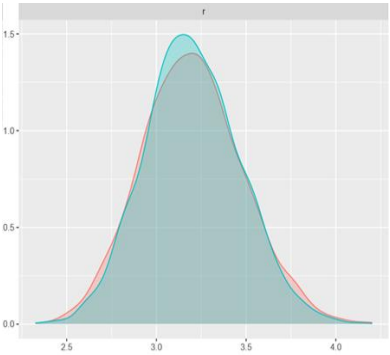
Estimator	Mean	se_mean	sd	2,5%	50%	97,5%	Rhat
alpha	0,8214	0,0072	0,5000	-0,1365	0,8233	1,8094	1
b_X1P	0,2776	0,0035	0,2472	-0,2014	0,2765	0,7628	1
b_X2	0,0142	0,0001	0,0067	0,0012	0,0141	0,0271	1
b_X3 SMA	-0,6774	0,0045	0,3153	-1,2882	-0,6821	-0,0477	1
b_X3PT	0,1691	0,0047	0,3446	-0,5262	0,1701	0,8306	1
b_X4PN	0,2955	0,0037	0,2647	-0,2259	0,2937	0,8081	1
b_X4PS	-0,1366	0,0038	0,2545	-0,6338	-0,1371	0,3615	1
b_X4TB	-0,6348	0,0042	0,2992	-1,2169	-0,6351	-0,0389	1
b_X5II	-1,0669	0,0033	0,2372	-1,5314	-1,0660	-0,5896	1
b_X5III	-0,1854	0,0072	0,4956	-1,1638	-0,1852	0,7646	1
b_X6	-0,1353	0,0012	0,0912	-0,3106	-0,1353	0,0431	1
b_X7	-0,2138	0,0004	0,0286	-0,2702	-0,2137	-0,1585	1
b_X8	0,0324	0,0001	0,0095	0,0142	0,0322	0,0508	1
b_X9	-0,0524	0,0007	0,0485	-0,1482	-0,0526	0,0413	1
b_X10	0,0127	0,0006	0,0423	-0,0690	0,0118	0,0948	1
b_X11	0,0071	0,0004	0,0254	-0,0442	0,0074	0,0566	1
b_X12	0,1270	0,0006	0,0430	0,0411	0,1272	0,2093	1
b_X13	-0,0020	0,0000	0,0028	-0,0075	-0,0020	0,0035	1
r	3,4423	0,0035	0,2700	2,9260	3,4355	3,9888	1

Lampiran 10a. Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 3 Parameter tanpa CAR

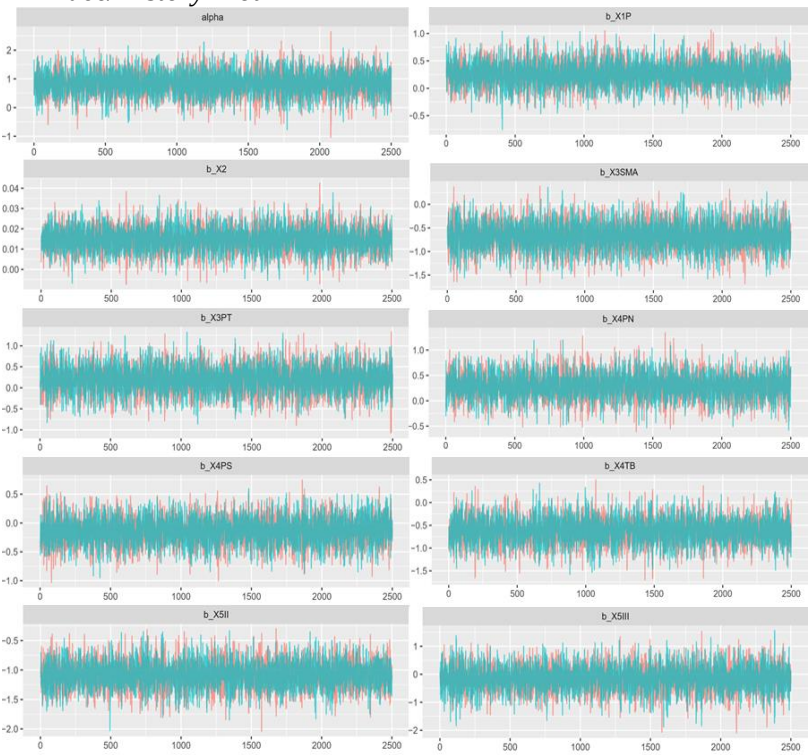
Density Plot

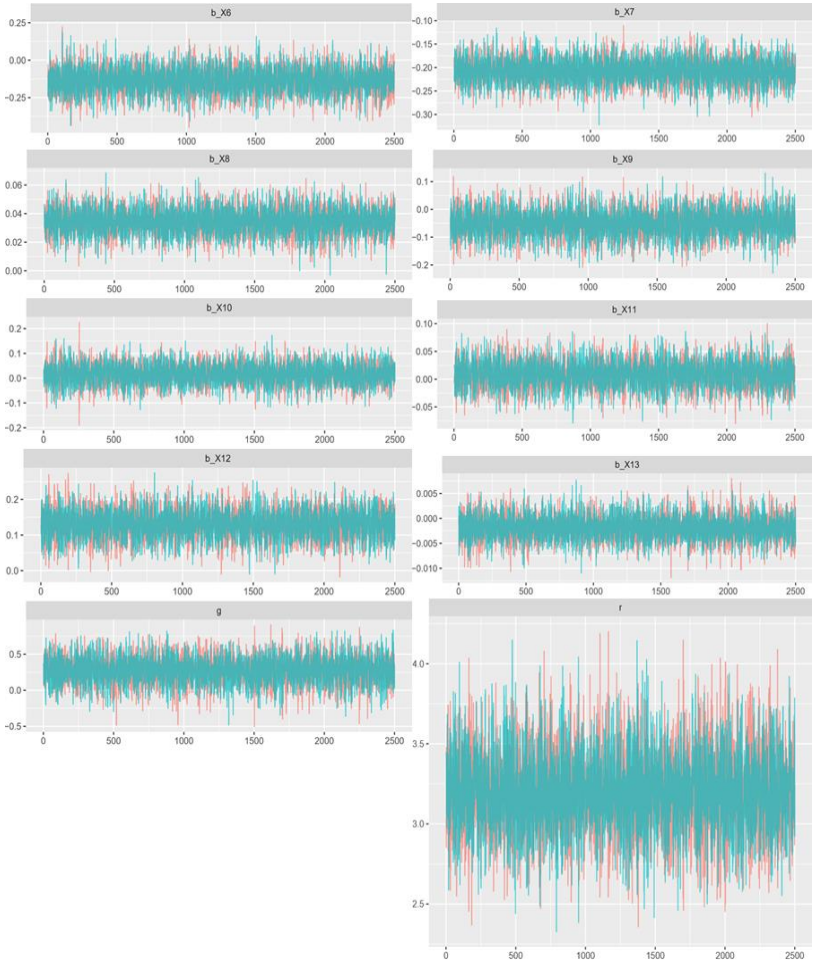



b_X3PT
b_X4PN
b_X4PS
b_X4TB
b_X5II
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g

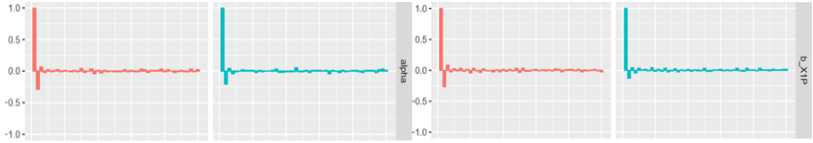


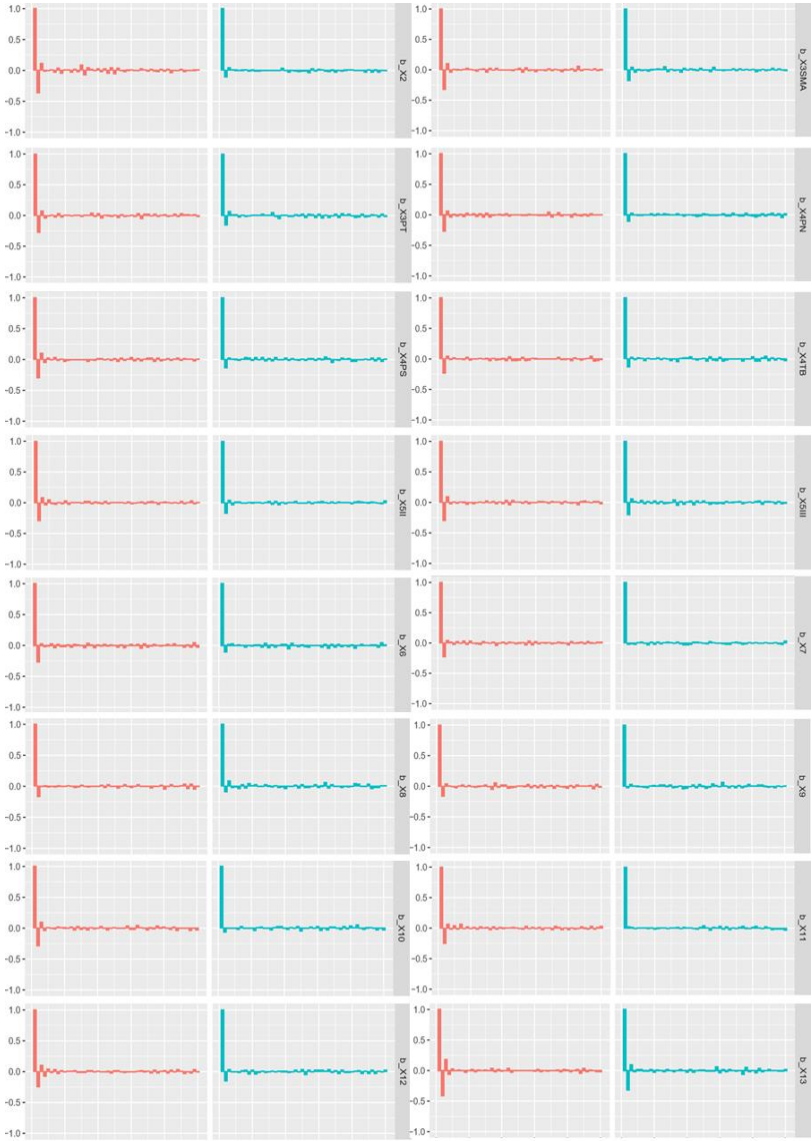
Trace/History Plot

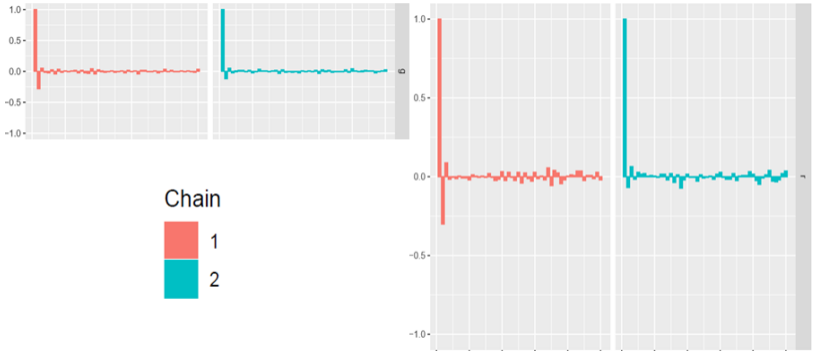




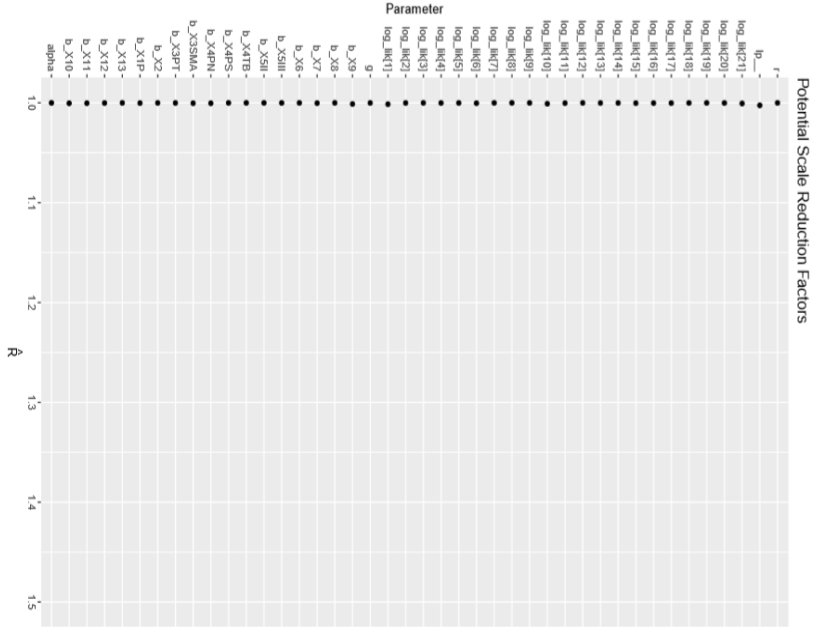
Autocorrelation Plot



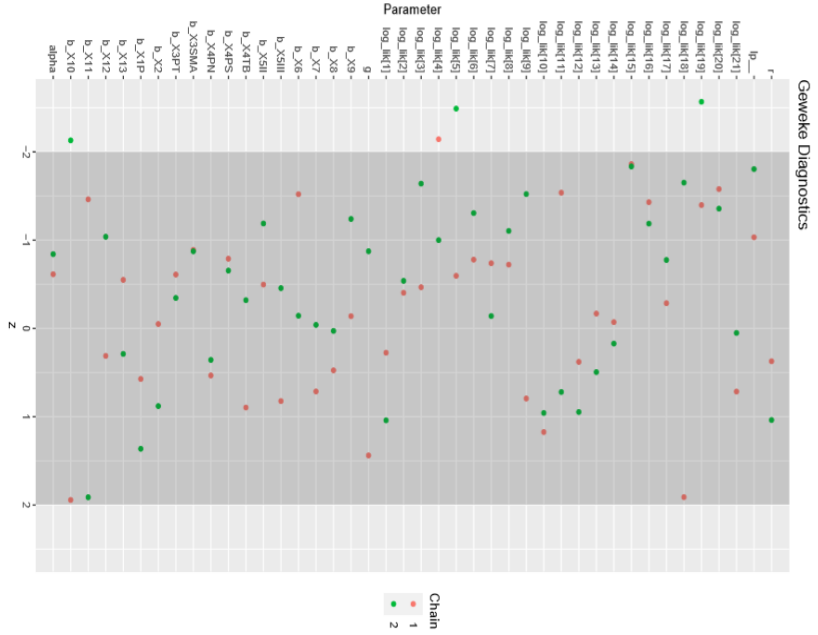

b_X5MA
b_X2
b_X4PN
b_X3PT
b_X4TB
b_X4PS
b_X5III
b_X5II
b_X7
b_X6
b_X9
b_X8
b_X11
b_X10
b_X13
b_X12
1.0
0.5
0.0
-0.5
-1.0



Gelman-Rubin (*Potential Scale Reduction Factors* atau *Rhat*)

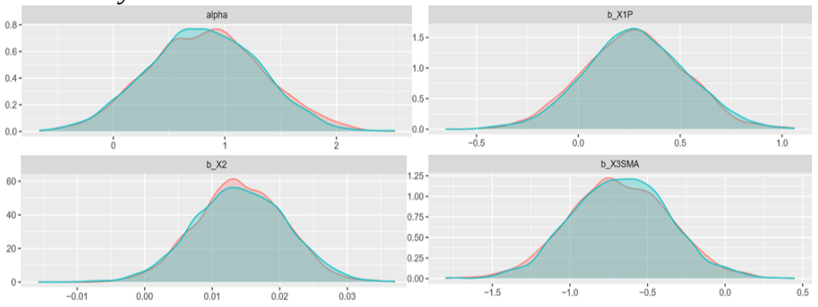


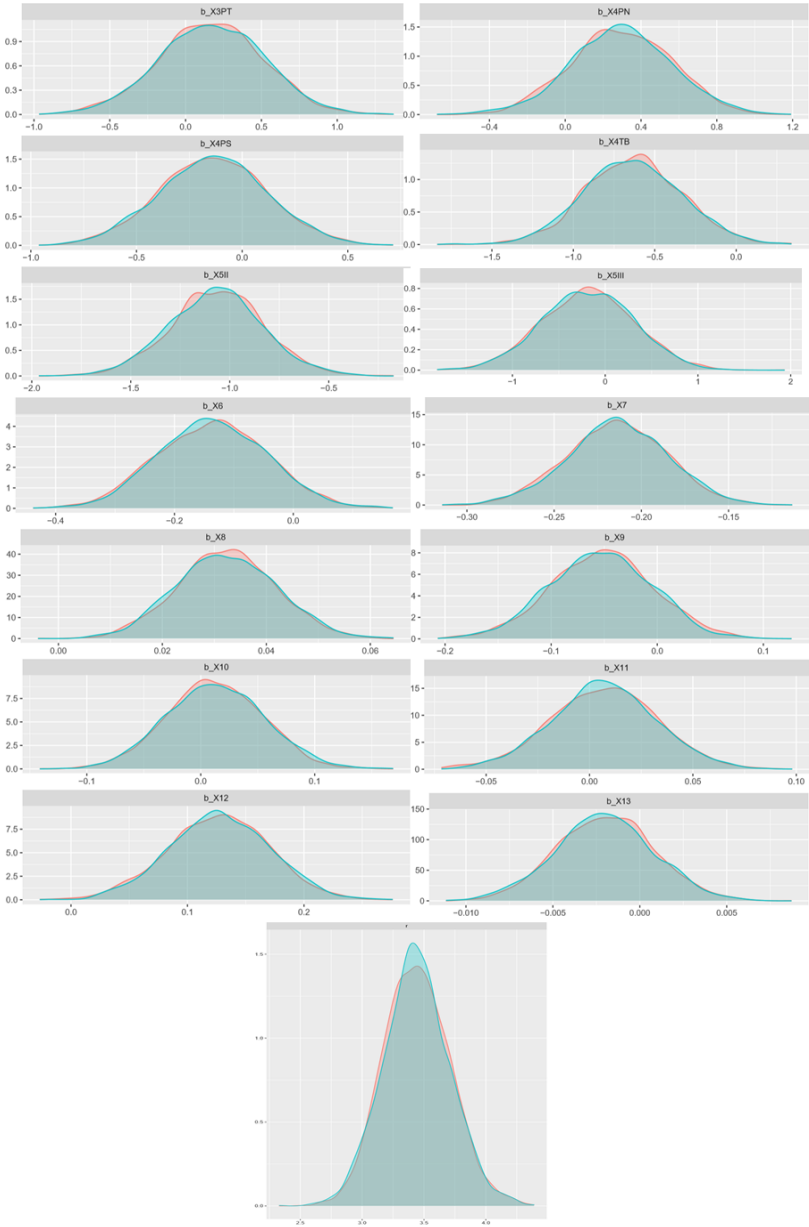
Geweke (*Z-value*)



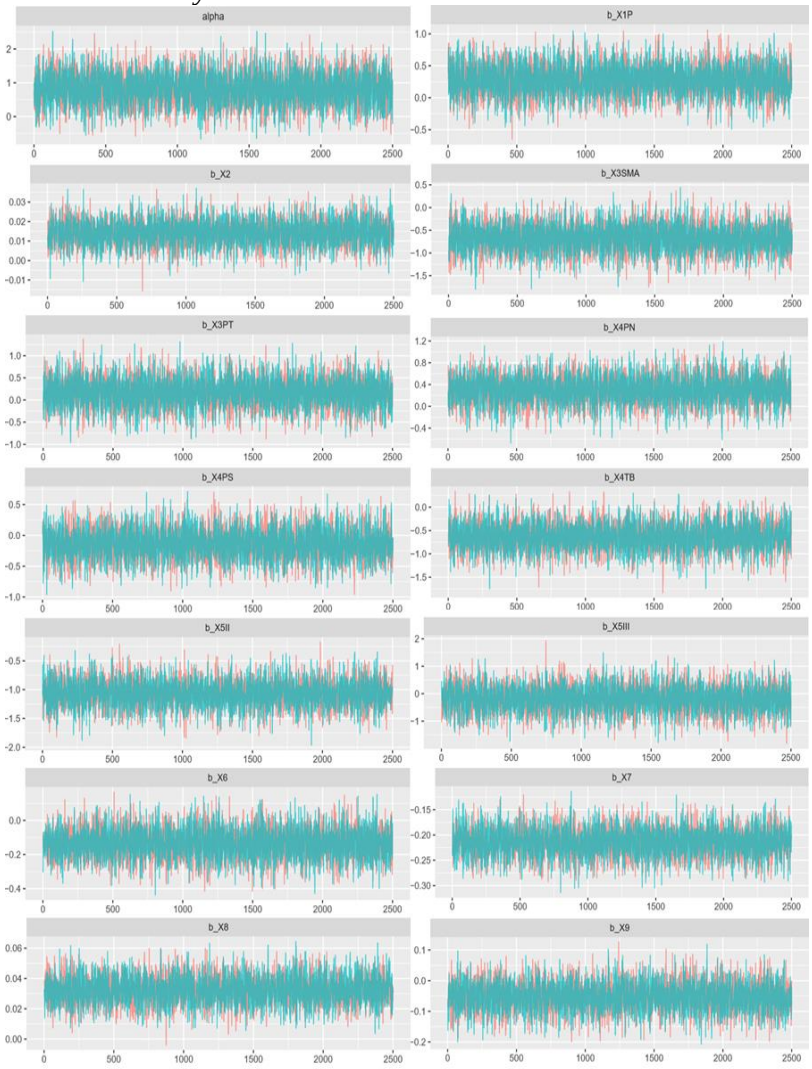
Lampiran 10b. Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 2 Parameter tanpa CAR

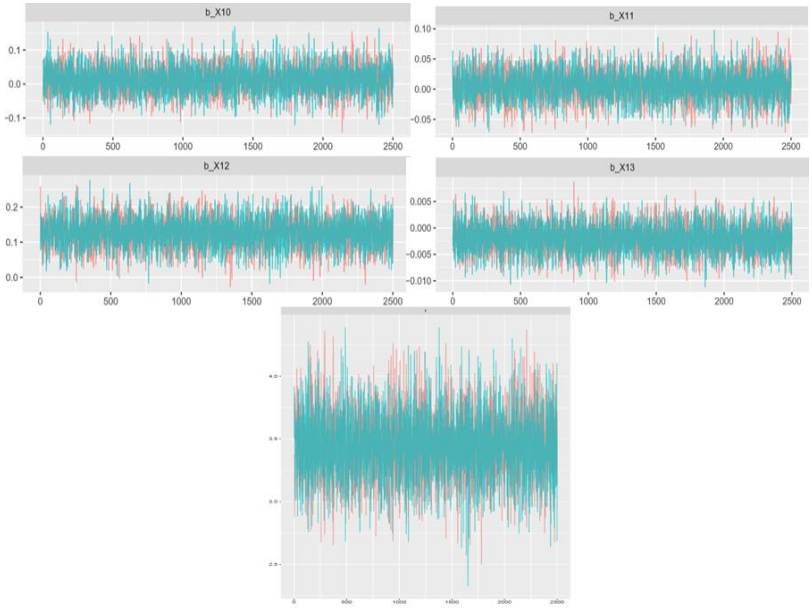
Density Plot



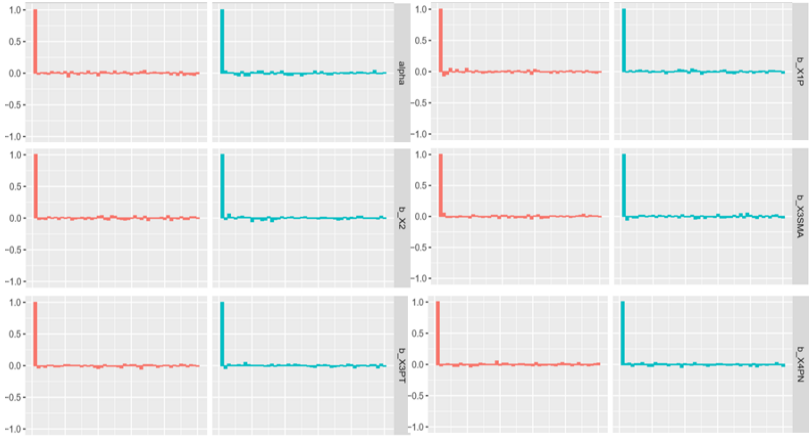

b_X3PT
b_X4PN
b_X4PS
b_X4TB
b_X5II
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13

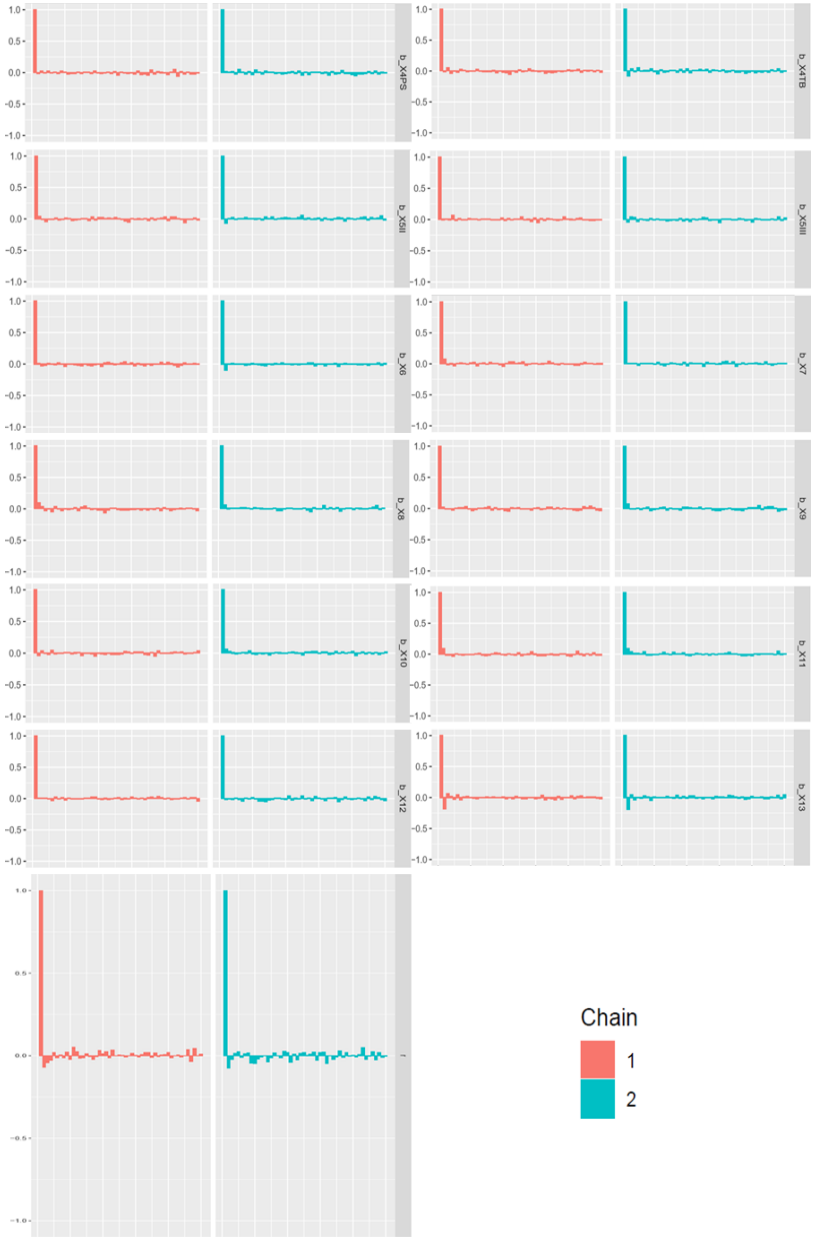
Trace/History Plot



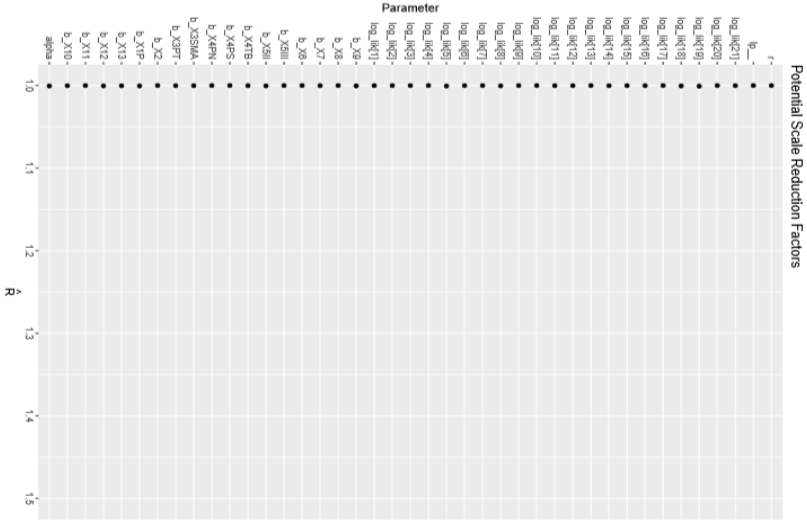


Autocorrelation Plot

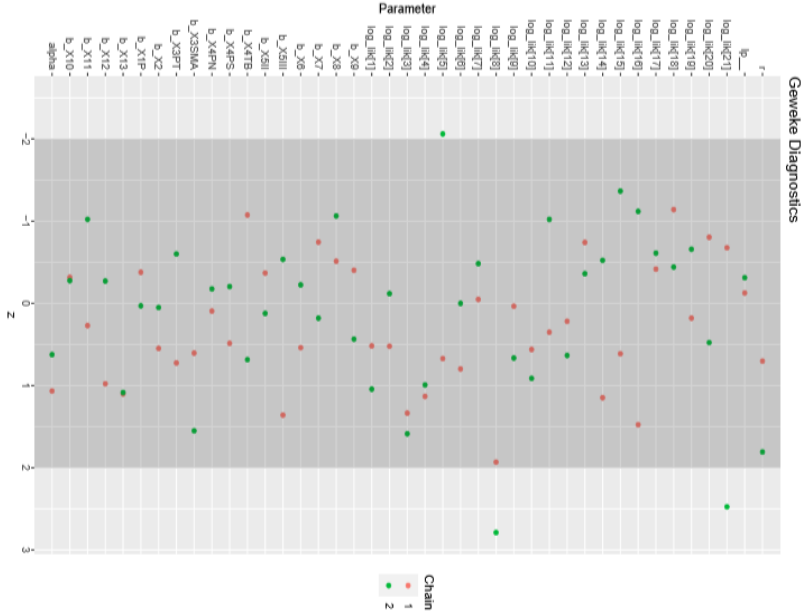



b_X4FS
b_X4TB
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
Chain
1
2

Gelman-Rubin (*Potential Scale Reduction Factors* atau *Rhat*)



Geweke (*Z-value*)



Lampiran 11a. Penurunan Prior CAR Normal

ϕ_i efek *frailty* CAR lokasi ke-i

$\phi = [\phi_1, ..., \phi_k]$

$\phi \sim N_k\left(\mathbf{0}, [\mathbf{D} - \mathbf{W}]^{-1}\right)$

$p(\phi)$ proporsional:

$$p(\phi) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}\phi'[\mathbf{D} - \mathbf{W}]\phi\right)$$

$$\log p(\phi) = -\frac{1}{2}\phi'[\mathbf{D} - \mathbf{W}]\phi$$

$$= -\frac{1}{2}[\phi_1, ..., \phi_k]\left[\begin{bmatrix} d_{11} \cdots d_{1k} \\ \vdots \ddots \vdots \\ d_{k1} \cdots d_{kk} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} w_{11} \cdots w_{1k} \\ \vdots \ddots \vdots \\ w_{k1} \cdots w_{kk} \end{bmatrix}\right]\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_k \end{bmatrix}$$

$$= -\frac{1}{2}[\phi_1, ..., \phi_k]\begin{bmatrix} d_{11} - w_{11} \cdots d_{1k} - w_{1k} \\ \vdots \ddots \vdots \\ d_{k1} - w_{k1} \cdots d_{kk} - w_{kk} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_k \end{bmatrix}$$

$$= -\frac{1}{2}[\phi_1, ..., \phi_k]\begin{bmatrix} \phi_1(d_{11} - w_{11}) + \cdots + \phi_k(d_{1k} - w_{1k}) \\ \vdots \ddots \vdots \\ \phi_1(d_{k1} - w_{k1}) + \cdots + \phi_k(d_{kk} - w_{kk}) \end{bmatrix}$$

$$= -\frac{1}{2}\begin{bmatrix} \phi_1(\phi_1(d_{11} - w_{11}) + \cdots + \phi_k(d_{1k} - w_{1k})) + ... \\ +\phi_k(\phi_1(d_{k1} - w_{k1}) + \cdots + \phi_k(d_{kk} - w_{kk})) \end{bmatrix}$$

d_{ii} : Jumlah tetangga lokasi ke-i (*Rook Contiguity*)

w_{ij} : Bobot Spasial (i dan j bertetanggan, $w_{ij} = 1$)

$$\log p(\phi) = -\frac{1}{2}\left[\sum_{i=1}^{k}\phi_i\phi_i d_{ii} - \sum_{i \text{ adj } j}\phi_i\phi_j w_{ij}\right]$$

$$= -\frac{1}{2}\left[\sum_{i=1}^{k}\phi_i^2 d_{ii} - 2\sum_{i \text{ adj } j}\phi_i\phi_j\right]$$

$$= -\frac{1}{2}\left[\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i^2 + \phi_j^2) - 2\sum_{i \text{ adj } j}\phi_i\phi_j\right]$$

$$= -\frac{1}{2}\sum_{i \text{ adj } j}\left[(\phi_i^2 + \phi_j^2) + 2\phi_i\phi_j\right]$$

$$= -\frac{1}{2}\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i - \phi_j)^2$$

maka prior CAR Normal :

$$p(\phi \mid \lambda) \propto \lambda^{\frac{n-k}{2}} \exp\left(-\frac{\lambda}{2}\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i - \phi_j)^2\right)$$

Lampiran 11b. Penurunan Prior CAR Laplace

ϕ_i efek *frailty* CAR lokasi ke - i

$\phi = [\phi_1, ..., \phi_k]$

$\phi \sim Laplace_k\left(\mathbf{0}, [\mathbf{D} - \mathbf{W}]^{-1}\right)$

$p(\phi)$ proporsional :

$$p(\phi) \propto (\phi'[\mathbf{D} - \mathbf{W}]\phi)^{\frac{-k+1}{4}} \exp\left(-\sqrt{2}(\phi'[\mathbf{D} - \mathbf{W}]\phi)^{\frac{1}{2}}\right)$$

$$\log p(\phi) = \frac{-k+1}{4}\log(\phi'[\mathbf{D} - \mathbf{W}]\phi) - \sqrt{2}(\phi'[\mathbf{D} - \mathbf{W}]\phi)^{\frac{1}{2}}$$

$$= \frac{-k+1}{4}\log\left(\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i - \phi_j)^2\right) - \sqrt{2}\left(\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i - \phi_j)^2\right)^{\frac{1}{2}}$$

maka prior CAR Laplace :

$$p(\phi \mid \lambda) \propto \lambda^{\frac{n-k}{2}} \exp\left(\lambda\left[\frac{-k+1}{4}\log\left(\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i - \phi_j)^2\right) - \sqrt{2}\left(\sum_{i \text{ adj } j}(\phi_i - \phi_j)^2\right)^{\frac{1}{2}}\right]\right)$$

Lampiran 12a. *Syntax* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal

```
modelString<-'
functions {
        real weibull3p_lpdf(real x, real a, real c, real b) {
            real prob;
            real lprob;
            if (a<=0)
```

```
                reject("a<=0;found a=",a)
                if (b<=0)
                reject("b<=0;found b=",b)
                prob<-(a/b)*(((x-c)/b)^(a-1))*exp(-(((x-c)/b)^a));
                lprob<-log(prob);
                return lprob;
        }
                real weibull3p_lccdf(real x, real a, real c, real b) {
                real ccdf;
                real lccdf;
                if (a<=0)
                reject("a<=0;found a=",a)
                if (b<=0)
                reject("b<=0;found b=",b)
                ccdf<-exp(-(((x-c)/b)^a));
                lccdf<-log(ccdf);
                return lccdf;
        }
        real icar_normal_lpdf( vector phi, int NK, int[] node1, int[] node2) {
                return -0.5*dot_self(phi[node1] - phi[node2])
                + normal_lpdf(sum(phi)|0,0.001*NK);
        }
}
data {
int<lower=0> N;
int<lower=0> N_uc;
int<lower=0> N_rc;
int<lower=0> tcen[N];
real<lower=0> t[N];
real<lower=0> t_uc[N_uc];
real<lower=0> t_rc[N_rc];
int JK[N];
int JK_uc[N_uc];
int JK_rc[N_rc];
int usia[N];
int usia_uc[N_uc];
int usia_rc[N_rc];
int SMA[N];
int SMA_uc[N_uc];
int SMA_rc[N_rc];
int PT[N];
int PT_uc[N_uc];
int PT_rc[N_rc];
```

```
int PN[N];
int PN_uc[N_uc];
int PN_rc[N_rc];
int PS[N];
int PS_uc[N_uc];
int PS_rc[N_rc];
int TB[N];
int TB_uc[N_uc];
int TB_rc[N_rc];
int II[N];
int II_uc[N_uc];
int II_rc[N_rc];
int III[N];
int III_uc[N_uc];
int III_rc[N_rc];
int DSRS[N];
int DSRS_uc[N_uc];
int DSRS_rc[N_rc];
real<lower=0> suhu[N];
real<lower=0> suhu_uc[N_uc];
real<lower=0> suhu_rc[N_rc];
int nadi[N];
int nadi_uc[N_uc];
int nadi_rc[N_rc];
int napas[N];
int napas_uc[N_uc];
int napas_rc[N_rc];
real<lower=0> HB[N];
real<lower=0> HB_uc[N_uc];
real<lower=0> HB_rc[N_rc];
real<lower=0> HCT[N];
real<lower=0> HCT_uc[N_uc];
real<lower=0> HCT_rc[N_rc];
real<lower=0> LCT[N];
real<lower=0> LCT_uc[N_uc];
real<lower=0> LCT_rc[N_rc];
real<lower=0> TRB[N];
real<lower=0> TRB_uc[N_uc];
real<lower=0> TRB_rc[N_rc];
int<lower=0> NK;
int<lower=0> Nedge;
int<lower=1, upper=NK> node1[Nedge]; //node1[i], node2[i] tetanggaan
int<lower=1, upper=NK> node2[Nedge]; //node1[i] < node2[i]
```

```
int<lower=1, upper=NK> Kec[N];
int<lower=1, upper=NK> Kec_uc[N_uc];
int<lower=1, upper=NK> Kec_rc[N_rc];
}
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
real g;
vector[NK] phi;
}
model {
alpha ~ normal(0.8622, 0.465);
b_X1P ~ normal(0.2646, 0.253);
b_X2 ~ normal(0.01608, 0.00687);
b_X3SMA ~ normal(-0.8085, 0.331);
b_X3PT ~ normal(0.2998, 0.371);
b_X4PN ~ normal(0.2816, 0.276);
b_X4PS ~ normal(-0.1232, 0.268);
b_X4TB ~ normal(-0.6511, 0.305);
b_X5II ~ normal(-1.0908, 0.254);
b_X5III ~ normal(-0.1438, 0.551);
b_X6 ~ normal(-0.2035, 0.105);
b_X7 ~ normal(-0.2042, 0.0283);
b_X8 ~ normal(0.03548, 0.00991);
b_X9 ~ normal(-0.06119, 0.0521);
b_X10 ~ normal(0.01809, 0.0460);
```

```
b_X11 ~ normal(0.007586, 0.0256);
b_X12 ~ normal(0.1372, 0.0446);
b_X13 ~ normal(-0.0003983, 0.00324);
r ~ gamma(131.453, 39.810);
g ~ normal(0.3, 0.198);
phi ~ icar_normal_lpdf(NK, node1, node2);
for (i in 1:N_uc) {
t_uc[i] ~ weibull3p(r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK_uc[i] + b_X2*usia_uc[i] +
b_X3SMA*SMA_uc[i] + b_X3PT*PT_uc[i] + b_X4PN*PN_uc[i] +
b_X4PS*PS_uc[i] + b_X4TB*TB_uc[i] + b_X5II*II_uc[i] + b_X5III*III_uc[i]
+ b_X6*DSRS_uc[i] + b_X7*suhu_uc[i] + b_X8*nadi_uc[i] +
b_X9*napas_uc[i] + b_X10*HB_uc[i] + b_X11*HCT_uc[i] +
b_X12*LCT_uc[i] + b_X13*TRB_uc[i]    + phi[Kec_uc[i]])/r));
}
for (i in 1:N_rc) {
1 ~ bernoulli(exp(-pow(t_rc[i] / exp(-(alpha + b_X1P*JK_rc[i] +
b_X2*usia_rc[i] + b_X3SMA*SMA_rc[i] + b_X3PT*PT_rc[i] +
b_X4PN*PN_rc[i] + b_X4PS*PS_rc[i] + b_X4TB*TB_rc[i] + b_X5II*II_rc[i] +
b_X5III*III_rc[i] + b_X6*DSRS_rc[i] + b_X7*suhu_rc[i] + b_X8*nadi_rc[i] +
b_X9*napas_rc[i] + b_X10*HB_rc[i] + b_X11*HCT_rc[i] + b_X12*LCT_rc[i]
+ b_X13*TRB_rc[i] + phi[Kec_rc[i]])/r), r)));
}
}
generated quantities {
vector[N] log_lik;
for (i in 1:N){
if (tcen[i]==0){
log_lik[i] = weibull3p_lpdf(t[i] | r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i]
+ b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}else{
log_lik[i] = weibull3p_lccdf(t[i]| r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i]
+ b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}
}
}
'
```

Lampiran 12b. *Syntax* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal

```
modelString<-'
functions {
	real icar_normal_lpdf( vector phi, int NK, int[] node1, int[] node2) {
		return -0.5*dot_self(phi[node1] - phi[node2])
		+ normal_lpdf(sum(phi)|0,0.001*NK);
	}
}
data {
int<lower=0> N;
int<lower=0> N_uc;
int<lower=0> N_rc;
int<lower=0> tcen[N];
real<lower=0> t[N];
real<lower=0> t_uc[N_uc];
real<lower=0> t_rc[N_rc];
int JK[N];
int JK_uc[N_uc];
int JK_rc[N_rc];
int usia[N];
int usia_uc[N_uc];
int usia_rc[N_rc];
int SMA[N];
int SMA_uc[N_uc];
int SMA_rc[N_rc];
int PT[N];
int PT_uc[N_uc];
int PT_rc[N_rc];
int PN[N];
int PN_uc[N_uc];
int PN_rc[N_rc];
int PS[N];
int PS_uc[N_uc];
int PS_rc[N_rc];
int TB[N];
int TB_uc[N_uc];
int TB_rc[N_rc];
int II[N];
int II_uc[N_uc];
int II_rc[N_rc];
int III[N];
int III_uc[N_uc];
```

```
int III_rc[N_rc];
int DSRS[N];
int DSRS_uc[N_uc];
int DSRS_rc[N_rc];
real<lower=0> suhu[N];
real<lower=0> suhu_uc[N_uc];
real<lower=0> suhu_rc[N_rc];
int nadi[N];
int nadi_uc[N_uc];
int nadi_rc[N_rc];
int napas[N];
int napas_uc[N_uc];
int napas_rc[N_rc];
real<lower=0> HB[N];
real<lower=0> HB_uc[N_uc];
real<lower=0> HB_rc[N_rc];
real<lower=0> HCT[N];
real<lower=0> HCT_uc[N_uc];
real<lower=0> HCT_rc[N_rc];
real<lower=0> LCT[N];
real<lower=0> LCT_uc[N_uc];
real<lower=0> LCT_rc[N_rc];
real<lower=0> TRB[N];
real<lower=0> TRB_uc[N_uc];
real<lower=0> TRB_rc[N_rc];
int<lower=0> NK;
int<lower=0> Nedge;
int<lower=1, upper=NK> node1[Nedge]; //node1[i], node2[i] tetanggaan
int<lower=1, upper=NK> node2[Nedge]; //node1[i] < node2[i]
int<lower=1, upper=NK> Kec[N];
int<lower=1, upper=NK> Kec_uc[N_uc];
int<lower=1, upper=NK> Kec_rc[N_rc];
}
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
```

```
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
vector[NK] phi;
}
model {
alpha ~ normal(0.8364, 0.463);
b_X1P ~ normal(0.2736, 0.251);
b_X2 ~ normal(0.01619, 0.00675);
b_X3SMA ~ normal(-0.8424, 0.332);
b_X3PT ~ normal(0.2402, 0.382);
b_X4PN ~ normal(0.2856, 0.280);
b_X4PS ~ normal(-0.1388, 0.262);
b_X4TB ~ normal(-0.6493, 0.316);
b_X5II ~ normal(-1.0964, 0.249);
b_X5III ~ normal(-0.5919, 0.540);
b_X6 ~ normal(-0.2017, 0.104);
b_X7 ~ normal(-0.2096, 0.0292);
b_X8 ~ normal(0.03469, 0.00985);
b_X9 ~ normal(-0.06816, 0.0502);
b_X10 ~ normal(0.02618, 0.0541);
b_X11 ~ normal(0.002788, 0.0266);
b_X12 ~ normal(0.1301, 0.0436);
b_X13 ~ normal(0.0001144, 0.00326);
r ~ gamma(178.954, 50.481);
phi ~ icar_normal_lpdf(NK, node1, node2);
for (i in 1:N_uc) {
t_uc[i] ~ weibull(r, exp(-(alpha + b_X1P*JK_uc[i] + b_X2*usia_uc[i] +
b_X3SMA*SMA_uc[i] + b_X3PT*PT_uc[i] + b_X4PN*PN_uc[i] +
b_X4PS*PS_uc[i] + b_X4TB*TB_uc[i] + b_X5II*II_uc[i] + b_X5III*III_uc[i]
+ b_X6*DSRS_uc[i] + b_X7*suhu_uc[i] + b_X8*nadi_uc[i] +
b_X9*napas_uc[i] + b_X10*HB_uc[i] + b_X11*HCT_uc[i] +
b_X12*LCT_uc[i] + b_X13*TRB_uc[i] + phi[Kec_uc[i]])/r));
}
for (i in 1:N_rc) {
```

```
1 ~ bernoulli(exp(-pow(t_rc[i] / exp(-(alpha + b_X1P*JK_rc[i] +
b_X2*usia_rc[i] + b_X3SMA*SMA_rc[i] + b_X3PT*PT_rc[i] +
b_X4PN*PN_rc[i] + b_X4PS*PS_rc[i] + b_X4TB*TB_rc[i] + b_X5II*II_rc[i] +
b_X5III*III_rc[i] + b_X6*DSRS_rc[i] + b_X7*suhu_rc[i] + b_X8*nadi_rc[i] +
b_X9*napas_rc[i] + b_X10*HB_rc[i] + b_X11*HCT_rc[i] + b_X12*LCT_rc[i]
+ b_X13*TRB_rc[i] + phi[Kec_rc[i]])/r), r)));
}
}
generated quantities {
vector[N] log_lik;
for (i in 1:N){
if (tcen[i]==0){
log_lik[i] = weibull_lpdf(t[i] | r, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i] +
b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}else{
log_lik[i] = weibull_lccdf(t[i]| r, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i] +
b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}
}
}
'
```

Lampiran 13a. *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal

Estimator	Mean	se_mean	sd	2,5%	50%	97,5%	Rhat
alpha	0,8415	0,0054	0,4566	-0,0822	0,8412	1,7513	1
b_X1P	0,2772	0,0026	0,2249	-0,1629	0,2732	0,7303	1
b_X2	0,0168	0,0001	0,0061	0,0047	0,0167	0,0287	1
b_X3 SMA	-0,8557	0,0038	0,2977	-1,4428	-0,8544	-0,2801	1
b_X3PT	0,2960	0,0041	0,3339	-0,3513	0,2921	0,9578	1
b_X4PN	0,2834	0,0030	0,2551	-0,2179	0,2844	0,7754	1
b_X4PS	-0,1438	0,0030	0,2397	-0,6114	-0,1464	0,3269	1
b_X4TB	-0,6828	0,0034	0,2822	-1,2493	-0,6830	-0,1287	1
b_X5II	-1,1573	0,0029	0,2299	-1,6159	-1,1592	-0,7211	1
b_X5III	-0,2034	0,0063	0,5108	-1,2268	-0,1918	0,7774	1

b_X6	-0,2034	0,0012	0,0933	-0,3891	-0,2036	-0,0182	1
b_X7	-0,2081	0,0003	0,0241	-0,2551	-0,2079	-0,1607	1
b_X8	0,0369	0,0001	0,0085	0,0204	0,0369	0,0534	1
b_X9	-0,0606	0,0006	0,0443	-0,1477	-0,0612	0,0254	1
b_X10	0,0187	0,0005	0,0410	-0,0608	0,0186	0,0991	1
b_X11	0,0090	0,0003	0,0215	-0,0339	0,0094	0,0507	1
b_X12	0,1404	0,0005	0,0392	0,0642	0,1412	0,2157	1
b_X13	-0,0004	0,0000	0,0029	-0,0062	-0,0004	0,0052	1
r	3,3117	0,0031	0,2553	2,8387	3,3032	3,8356	1
g	0,2756	0,0021	0,1787	-0,0747	0,2795	0,6149	1
phi[1]	-0,0016	0,0063	0,4122	-0,8153	0,0028	0,7904	1
phi[2]	0,0906	0,0047	0,3852	-0,6674	0,0981	0,8125	1
phi[3]	0,2209	0,0053	0,3508	-0,4582	0,2205	0,9084	1
phi[4]	-0,1885	0,0070	0,4531	-1,0854	-0,1805	0,6955	1
phi[5]	-0,2816	0,0066	0,4019	-1,0777	-0,2817	0,4963	1
phi[6]	0,1262	0,0092	0,5662	-1,0247	0,1454	1,1804	1
phi[7]	0,0340	0,0054	0,3712	-0,6876	0,0328	0,7658	1

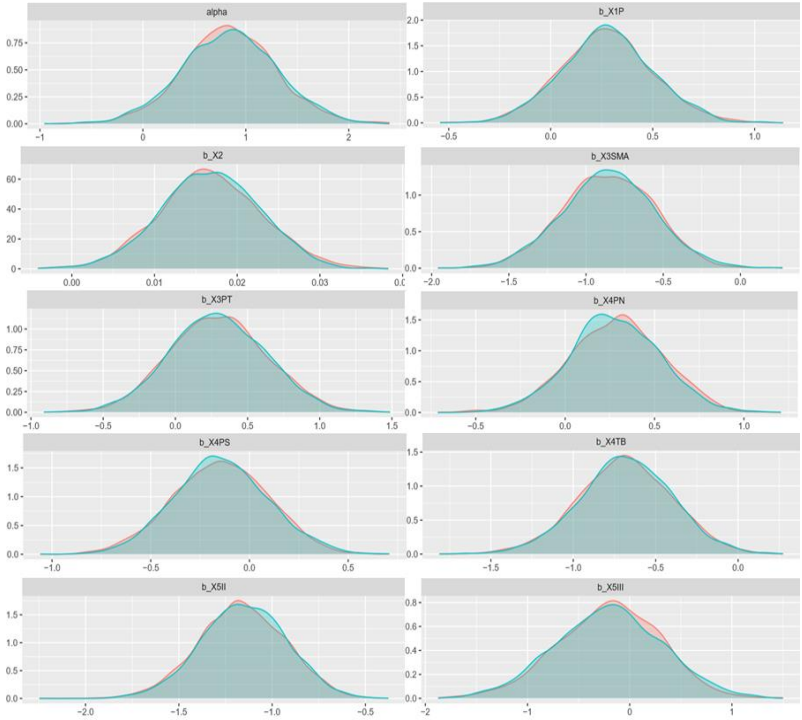
Lampiran 13b. *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal

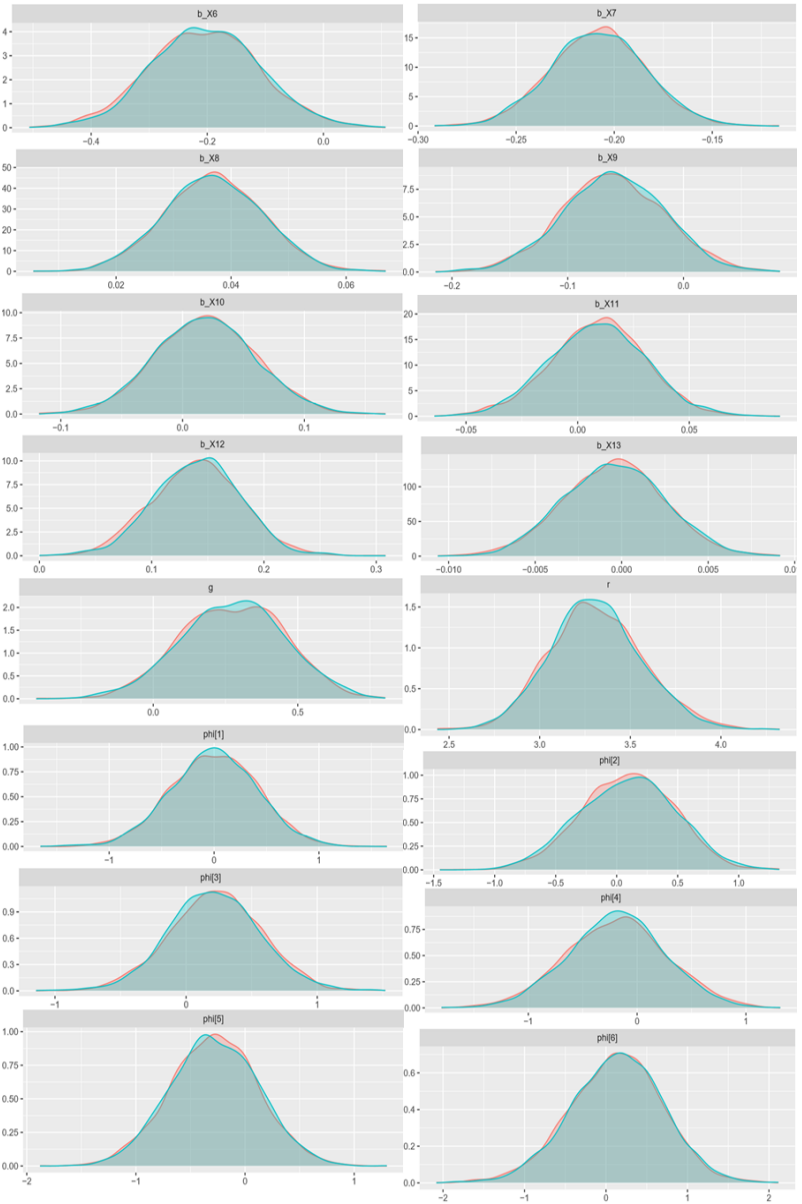
Estimator	Mean	se_mean	sd	2,5%	50%	97,5%	Rhat
alpha	0,8137	0,0065	0,4543	-0,0757	0,8107	1,7001	1
b_X1P	0,2942	0,0033	0,2244	-0,1578	0,2925	0,7259	1
b_X2	0,0168	0,0001	0,0059	0,0051	0,0167	0,0284	1
b_X3 SMA	-0,8882	0,0042	0,2866	-1,4233	-0,8931	-0,3320	1
b_X3PT	0,2324	0,0051	0,3418	-0,4267	0,2339	0,8900	1
b_X4PN	0,2899	0,0035	0,2555	-0,2191	0,2889	0,7918	1
b_X4PS	-0,1614	0,0034	0,2340	-0,6087	-0,1573	0,2929	1
b_X4TB	-0,6795	0,0039	0,2779	-1,2102	-0,6747	-0,1309	1
b_X5II	-1,1591	0,0033	0,2272	-1,6150	-1,1527	-0,7204	1
b_X5III	-0,5990	0,0072	0,4942	-1,5984	-0,5995	0,3355	1
b_X6	-0,1987	0,0015	0,0955	-0,3872	-0,1980	-0,0118	1
b_X7	-0,2139	0,0004	0,0253	-0,2630	-0,2139	-0,1639	1
b_X8	0,0364	0,0001	0,0084	0,0201	0,0362	0,0530	1
b_X9	-0,0697	0,0008	0,0442	-0,1563	-0,0698	0,0176	1
b_X10	0,0256	0,0007	0,0466	-0,0658	0,0266	0,1164	1
b_X11	0,0044	0,0004	0,0220	-0,0400	0,0047	0,0474	1

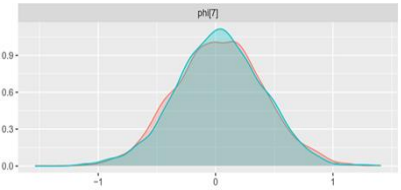
b_X12	0,1330	0,0006	0,0395	0,0536	0,1335	0,2107	1
b_X13	0,0002	0,0000	0,0031	-0,0058	0,0002	0,0062	1
r	3,5600	0,0035	0,2357	3,1085	3,5533	4,0343	1
phi[1]	-0,0508	0,0071	0,4186	-0,8893	-0,0390	0,7603	1
phi[2]	0,0860	0,0060	0,3928	-0,6824	0,0860	0,8521	1
phi[3]	0,1777	0,0060	0,3572	-0,5030	0,1708	0,8953	1
phi[4]	-0,1539	0,0079	0,4486	-1,0580	-0,1493	0,7175	1
phi[5]	-0,3371	0,0075	0,4142	-1,1326	-0,3428	0,4865	1
phi[6]	0,1801	0,0108	0,5896	-1,0247	0,1849	1,3105	1
phi[7]	0,0980	0,0066	0,3916	-0,6673	0,0973	0,8589	1

Lampiran 14a. Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal

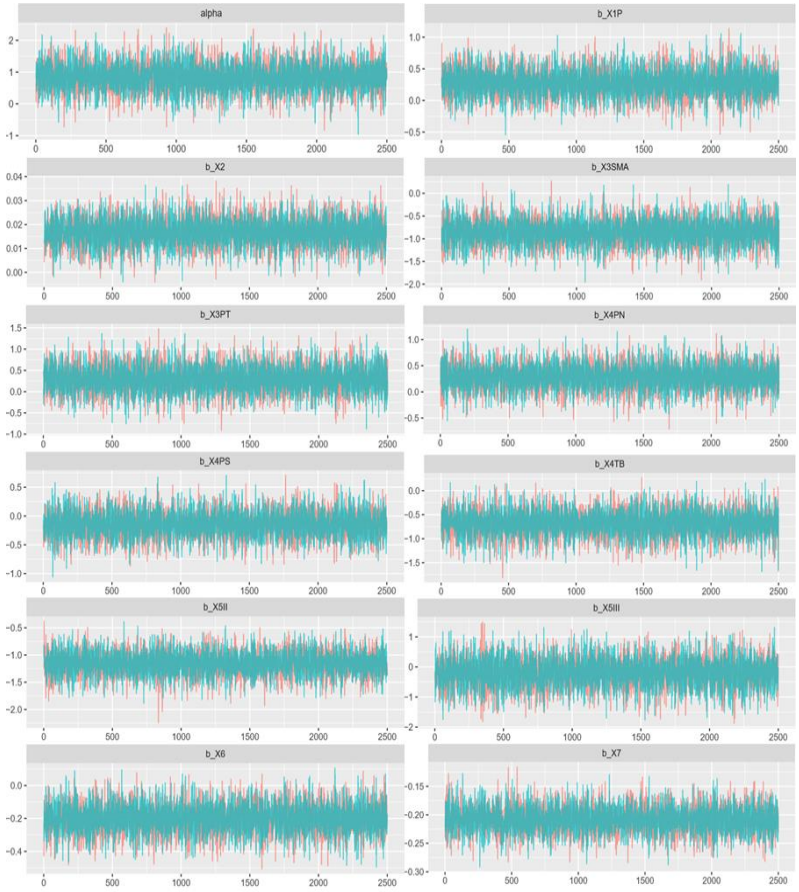
Density Plot

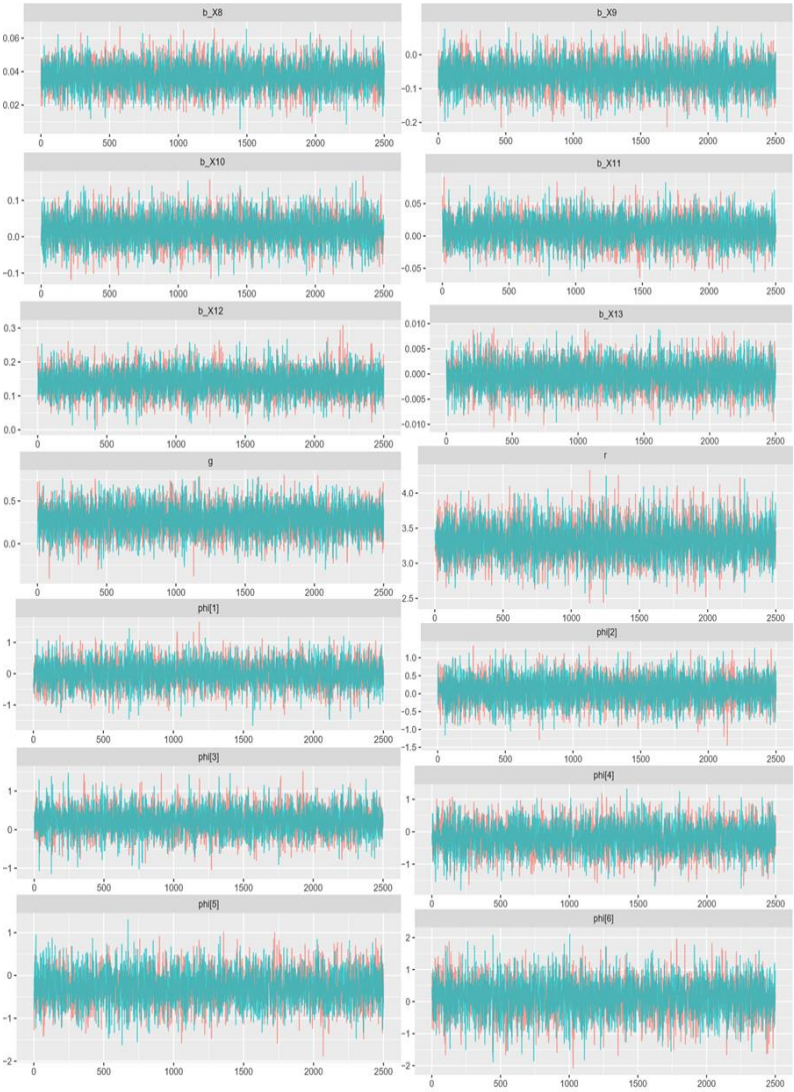


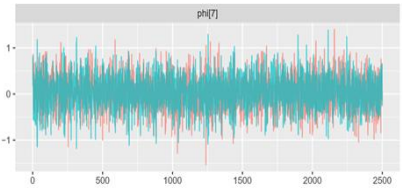

b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]



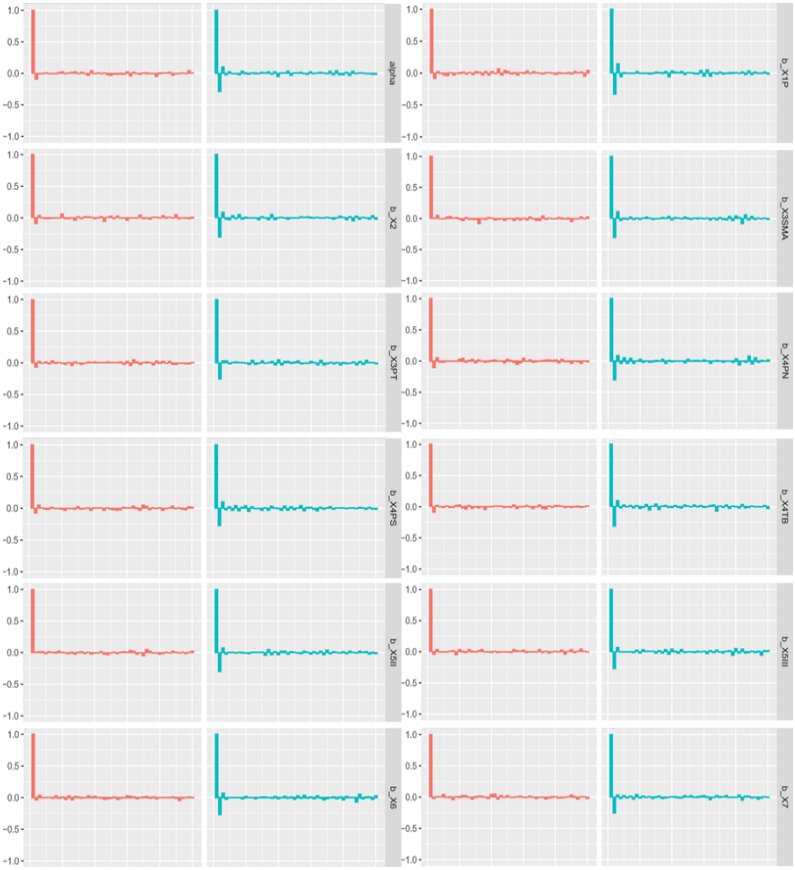
Trace/History Plot

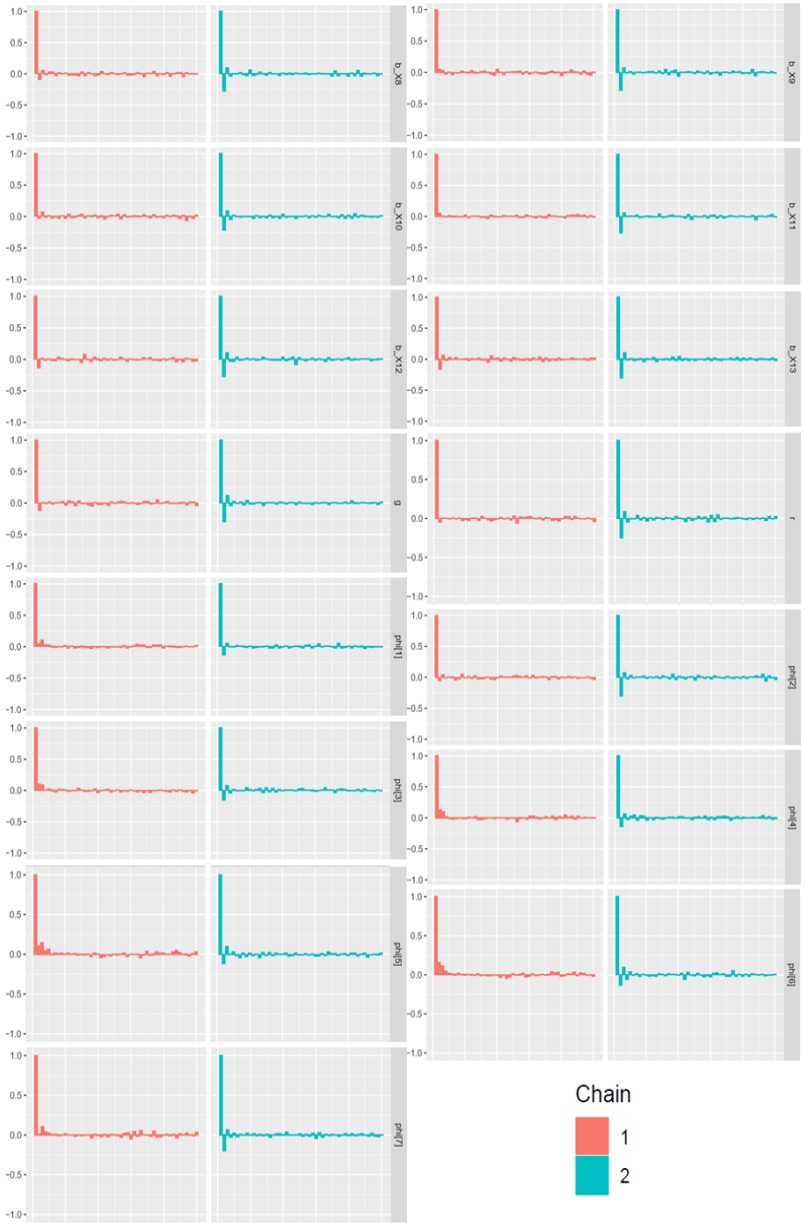



b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]

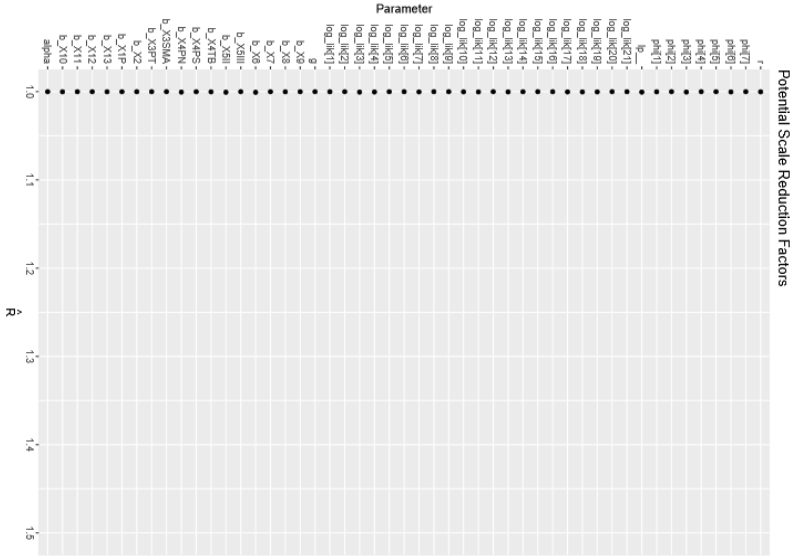


Autocorrelation Plot

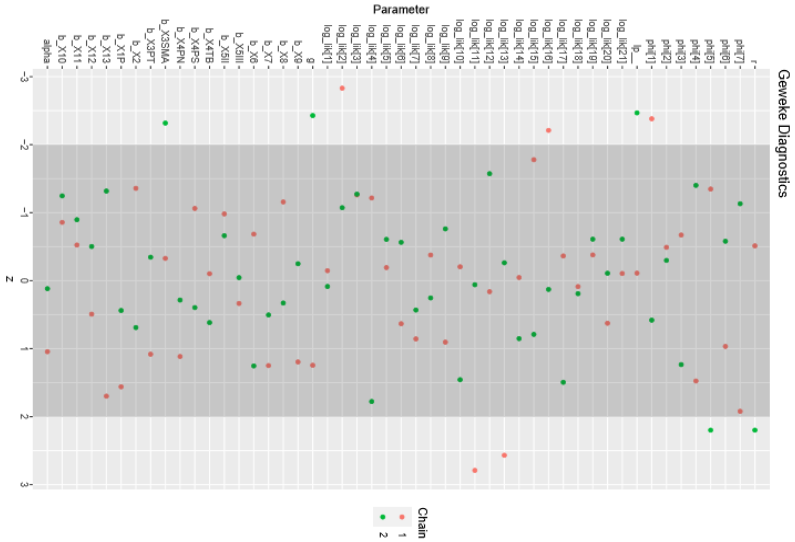



b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]
phi[7]
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0
Chain
1
2

Gelman-Rubin (*Potential Scale Reduction Factors* atau *Rhat*)

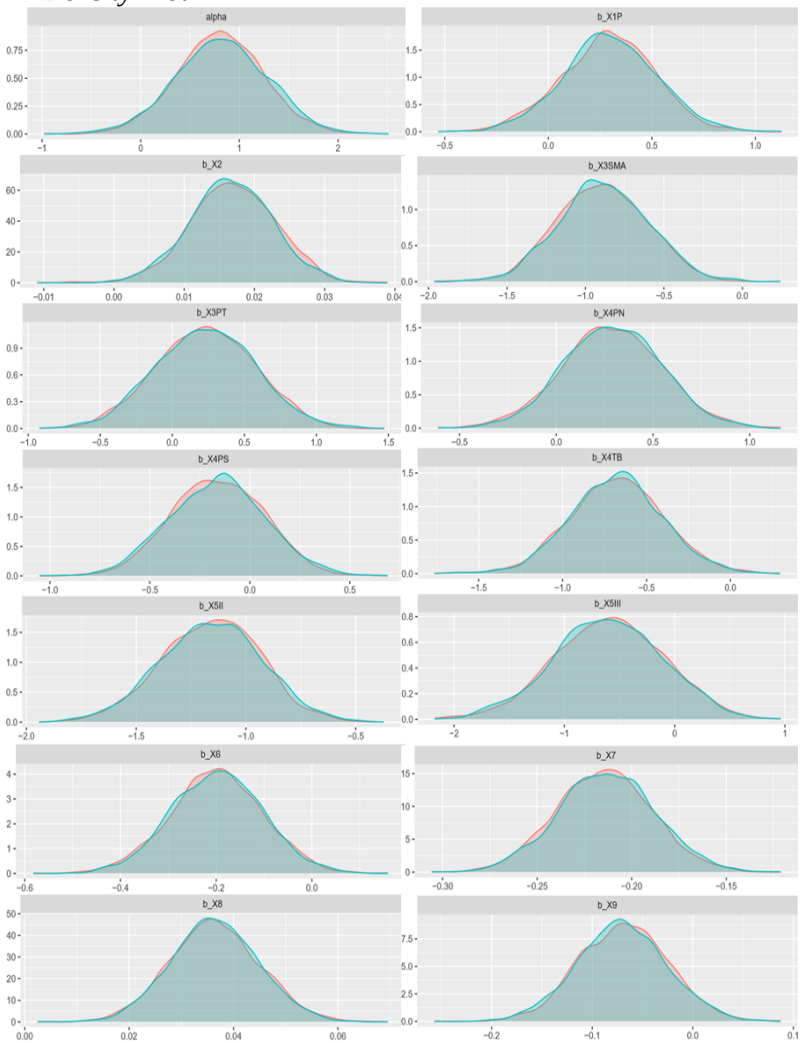


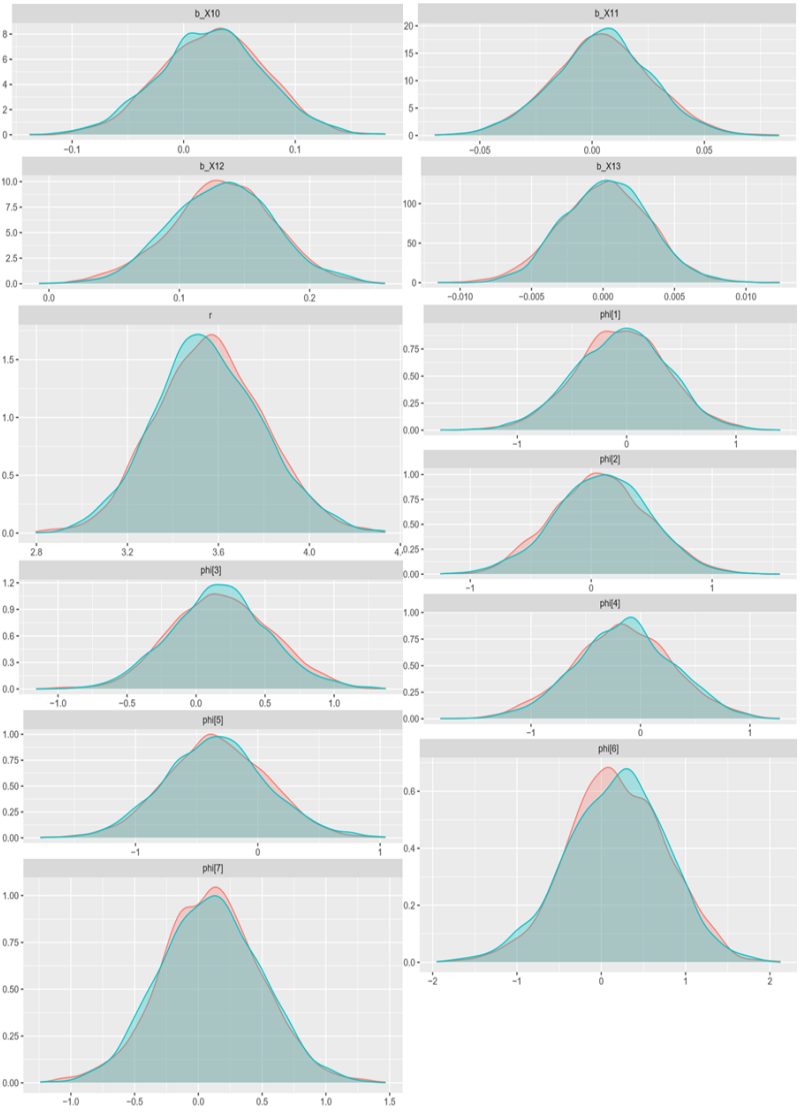
Geweke (*Z-value*)



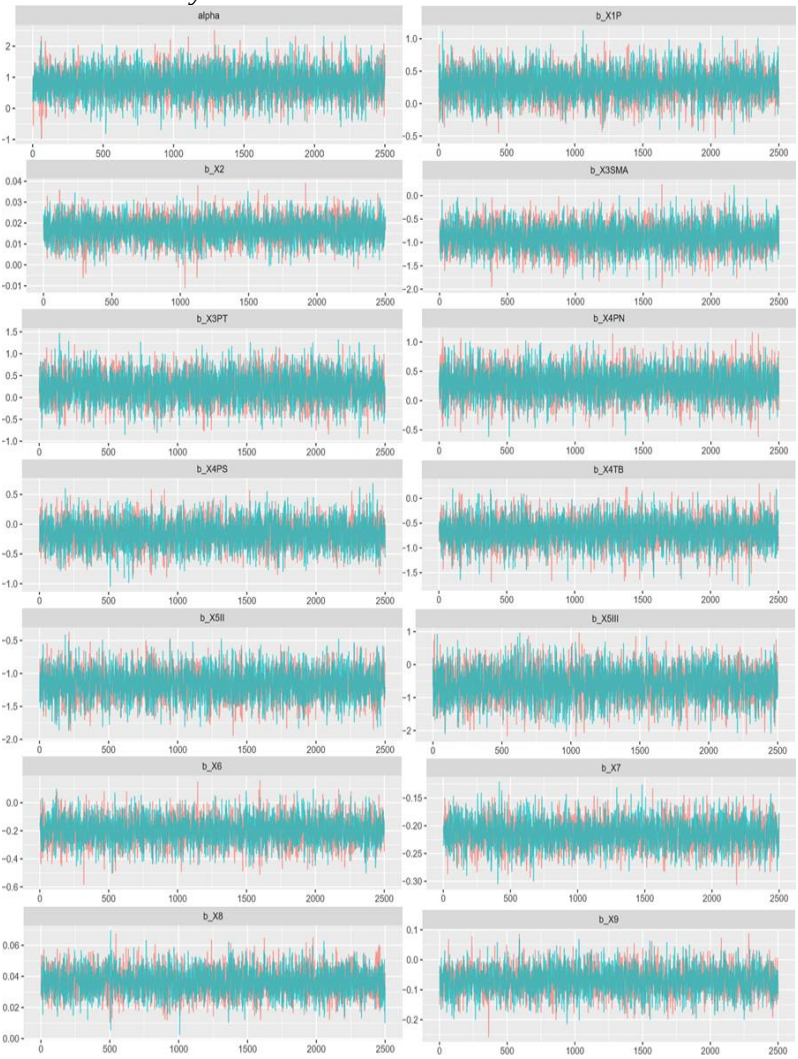
Lampiran 14b. Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal

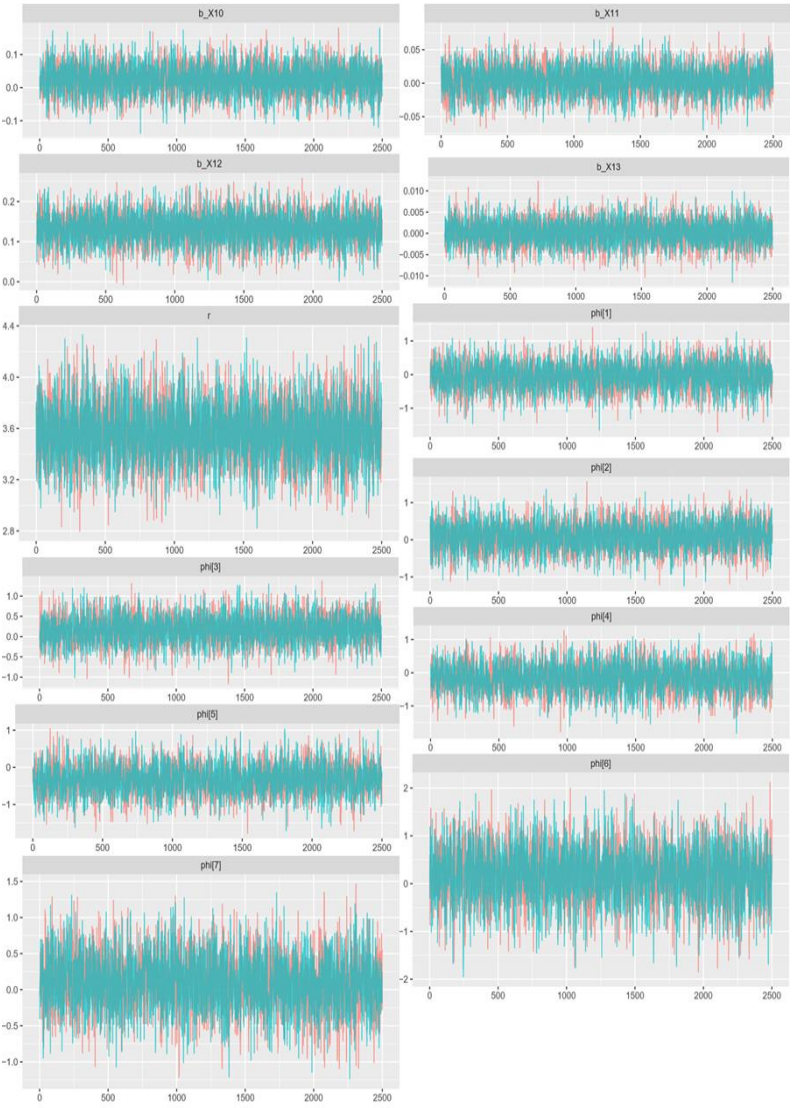
Density Plot



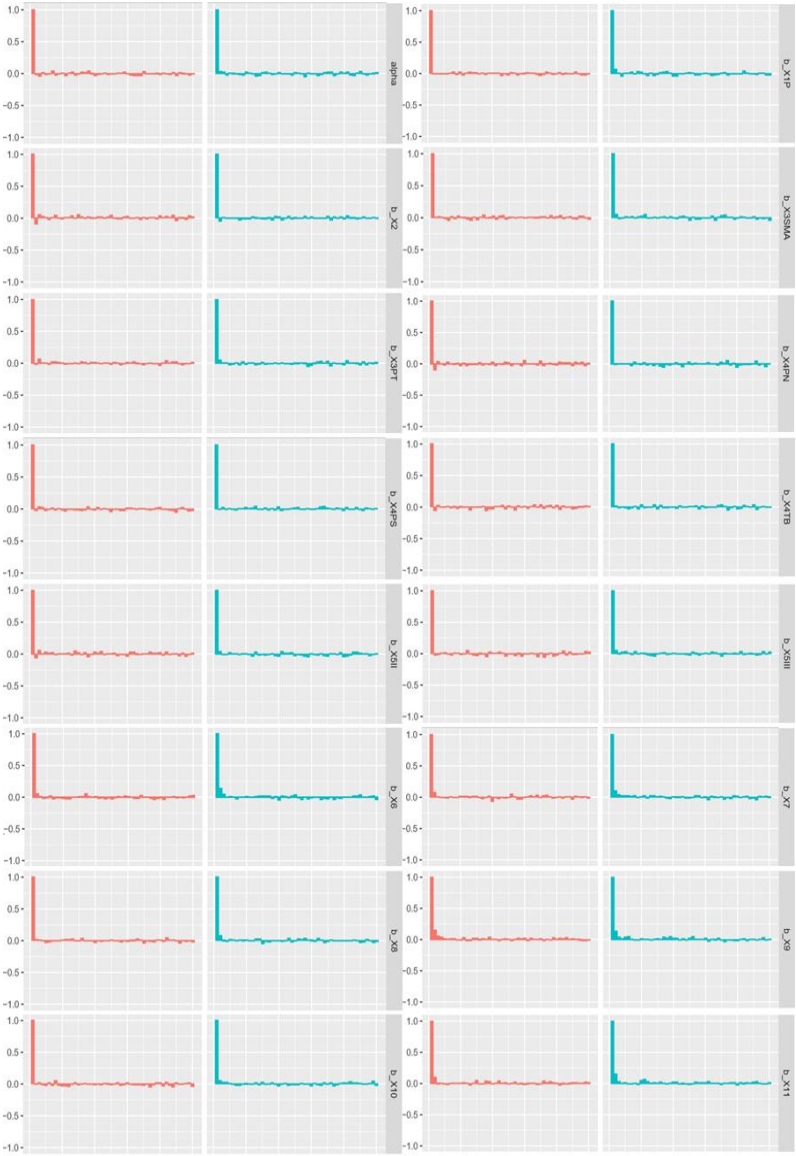

b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]
phi[7]

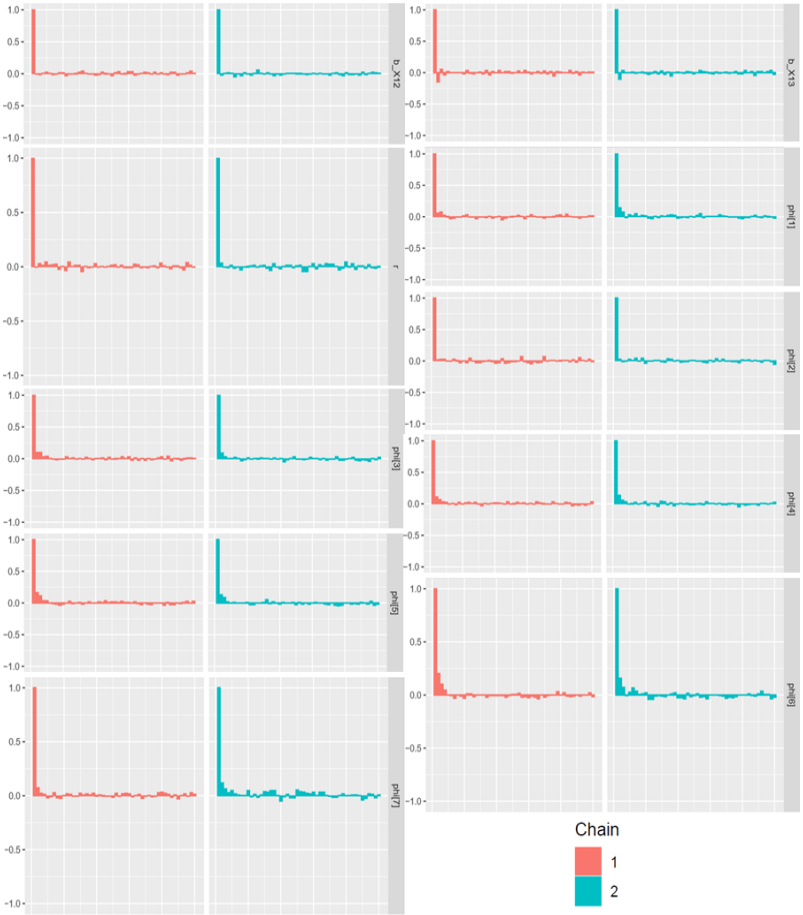
Trace/History Plot



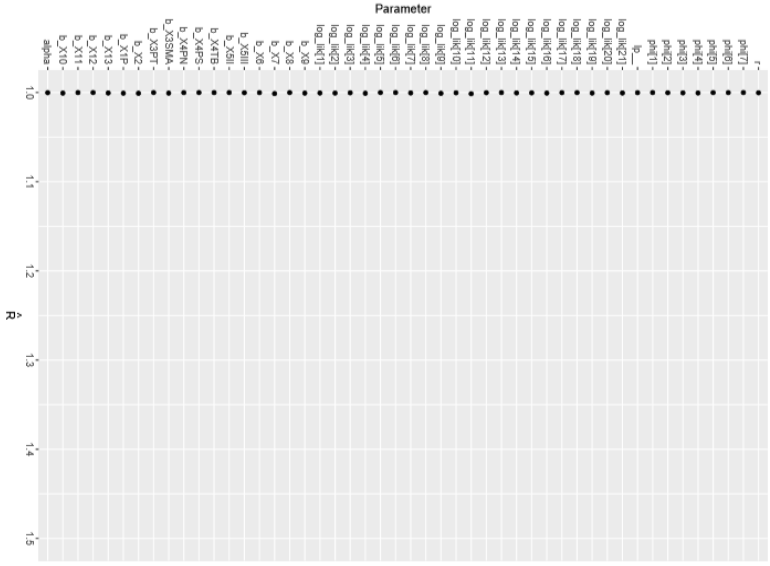

b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]
phi[7]

Autocorrelation Plot

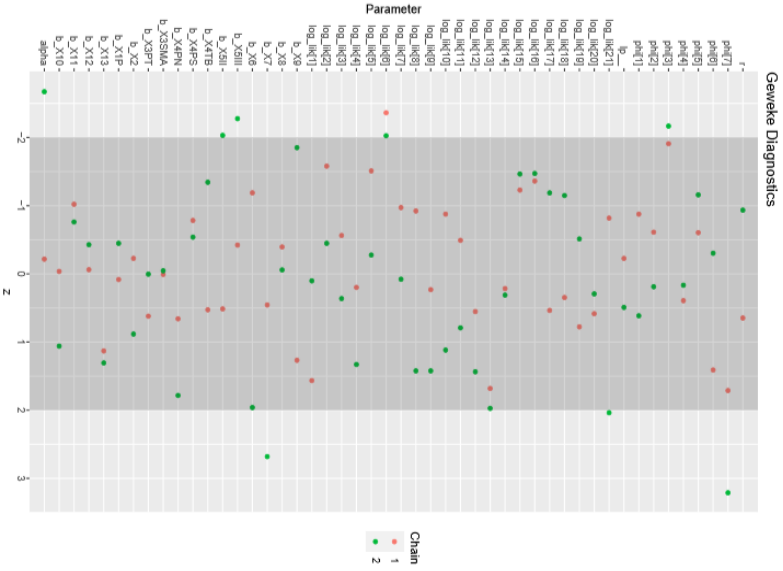



b_X12
b_X13
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]
phi[7]
Chain
1
2

Gelman-Rubin (*Potential Scale Reduction Factors* atau *Rhat*)



Geweke (*Z-value*)



Lampiran 15a. *Syntax* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace

```
modelString<-'
functions {
real weibull3p_lpdf(real x, real a, real c, real b) {
real prob;
real lprob;
if (a<=0)
reject("a<=0;found a=",a)
if (b<=0)
reject("b<=0;found b=",b)
prob=(a/b)*(((x-c)/b)^(a-1))*exp(-(((x-c)/b)^a));
lprob=log(prob);
return lprob;
}
real weibull3p_lccdf(real x, real a, real c, real b) {
real ccdf;
real lccdf;
if (a<=0)
reject("a<=0;found a=",a)
if (b<=0)
reject("b<=0;found b=",b)
ccdf=exp(-(((x-c)/b)^a));
lccdf=log(ccdf);
return lccdf;
}
real car_laplace_lpdf( vector phi, int NK, int[] node1, int[] node2) {
real m;
m=0.25*(-NK+1);
return m*log(dot_self(phi[node1] - phi[node2]))-(2^0.5)*(dot_self(phi[node1] -
phi[node2]))^0.5
+ double_exponential_lpdf(sum(phi)|0,0.001*NK);
}
}
data {
int<lower=0> N;
int<lower=0> N_uc;
int<lower=0> N_rc;
int<lower=0> tcen[N];
real<lower=0> t[N];
real<lower=0> t_uc[N_uc];
real<lower=0> t_rc[N_rc];
```

```
int JK[N];
int JK_uc[N_uc];
int JK_rc[N_rc];
int usia[N];
int usia_uc[N_uc];
int usia_rc[N_rc];
int SMA[N];
int SMA_uc[N_uc];
int SMA_rc[N_rc];
int PT[N];
int PT_uc[N_uc];
int PT_rc[N_rc];
int PN[N];
int PN_uc[N_uc];
int PN_rc[N_rc];
int PS[N];
int PS_uc[N_uc];
int PS_rc[N_rc];
int TB[N];
int TB_uc[N_uc];
int TB_rc[N_rc];
int II[N];
int II_uc[N_uc];
int II_rc[N_rc];
int III[N];
int III_uc[N_uc];
int III_rc[N_rc];
int DSRS[N];
int DSRS_uc[N_uc];
int DSRS_rc[N_rc];
real<lower=0> suhu[N];
real<lower=0> suhu_uc[N_uc];
real<lower=0> suhu_rc[N_rc];
int nadi[N];
int nadi_uc[N_uc];
int nadi_rc[N_rc];
int napas[N];
int napas_uc[N_uc];
int napas_rc[N_rc];
real<lower=0> HB[N];
real<lower=0> HB_uc[N_uc];
real<lower=0> HB_rc[N_rc];
real<lower=0> HCT[N];
```

```
real<lower=0> HCT_uc[N_uc];
real<lower=0> HCT_rc[N_rc];
real<lower=0> LCT[N];
real<lower=0> LCT_uc[N_uc];
real<lower=0> LCT_rc[N_rc];
real<lower=0> TRB[N];
real<lower=0> TRB_uc[N_uc];
real<lower=0> TRB_rc[N_rc];
int<lower=0> NK;
int<lower=0> Nedge;
int<lower=1, upper=NK> node1[Nedge]; //node1[i], node2[i] tetanggaan
int<lower=1, upper=NK> node2[Nedge]; //node1[i] < node2[i]
int<lower=1, upper=NK> Kec[N];
int<lower=1, upper=NK> Kec_uc[N_uc];
int<lower=1, upper=NK> Kec_rc[N_rc];
}
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
real g;
vector[NK] phi;
}
model {
alpha ~ normal(0.8536, 0.486);
b_X1P ~ normal(0.2758, 0.253);
b_X2 ~ normal(0.01591, 0.00669);
```

```
b_X3SMA ~ normal(-0.7772, 0.326);
b_X3PT ~ normal(0.2372, 0.352);
b_X4PN ~ normal(0.2910, 0.287);
b_X4PS ~ normal(-0.1359, 0.260);
b_X4TB ~ normal(-0.6526, 0.304);
b_X5II ~ normal(-1.132, 0.277);
b_X5III ~ normal(-0.09822, 0.573);
b_X6 ~ normal(-0.1759, 0.0987);
b_X7 ~ normal(-0.2031, 0.0297);
b_X8 ~ normal(0.03269, 0.00985);
b_X9 ~ normal(-0.05146, 0.0500);
b_X10 ~ normal(0.01809, 0.0453);
b_X11 ~ normal(0.008738, 0.0250);
b_X12 ~ normal(0.1315, 0.0447);
b_X13 ~ normal(-0.001092, 0.00297);
r ~ gamma(137.851, 42.234);
g ~ normal(0.3, 0.199);
phi ~ car_laplace_lpdf(NK, node1, node2);
for (i in 1:N_uc) {
t_uc[i] ~ weibull3p(r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK_uc[i] + b_X2*usia_uc[i] +
b_X3SMA*SMA_uc[i] + b_X3PT*PT_uc[i] + b_X4PN*PN_uc[i] +
b_X4PS*PS_uc[i] + b_X4TB*TB_uc[i] + b_X5II*II_uc[i] + b_X5III*III_uc[i]
+ b_X6*DSRS_uc[i] + b_X7*suhu_uc[i] + b_X8*nadi_uc[i] +
b_X9*napas_uc[i] + b_X10*HB_uc[i] + b_X11*HCT_uc[i] +
b_X12*LCT_uc[i] + b_X13*TRB_uc[i]    + phi[Kec_uc[i]])/r));
}
for (i in 1:N_rc) {
1 ~ bernoulli(exp(-pow(t_rc[i] / exp(-(alpha + b_X1P*JK_rc[i] +
b_X2*usia_rc[i] + b_X3SMA*SMA_rc[i] + b_X3PT*PT_rc[i] +
b_X4PN*PN_rc[i] + b_X4PS*PS_rc[i] + b_X4TB*TB_rc[i] + b_X5II*II_rc[i] +
b_X5III*III_rc[i] + b_X6*DSRS_rc[i] + b_X7*suhu_rc[i] + b_X8*nadi_rc[i] +
b_X9*napas_rc[i] + b_X10*HB_rc[i] + b_X11*HCT_rc[i] + b_X12*LCT_rc[i]
+ b_X13*TRB_rc[i] + phi[Kec_rc[i]])/r), r)));
}
}
generated quantities {
vector[N] log_lik;
for (i in 1:N){
if (tcen[i]==0){
log_lik[i] = weibull3p_lpdf(t[i] | r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i]
+ b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
```

```
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}else{
log_lik[i] = weibull3p_lccdf(t[i]| r, g, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i]
+ b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}
}
}
'
```

Lampiran 15b. *Syntax* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace

```
modelString<-'
functions {
	real icar_laplace_lpdf( vector phi, int NK, int[] node1, int[] node2) {
		real m;
		m=0.25*(-NK+1);
		return m*log(dot_self(phi[node1] -
phi[node2]))-(2^0.5)*((dot_self(phi[node1] - phi[node2]))^0.5)
		+ double_exponential_lpdf(sum(phi)|0,0.001*NK);
	}
}
data {
int<lower=0> N;
int<lower=0> N_uc;
int<lower=0> N_rc;
int<lower=0> tcen[N];
real<lower=0> t[N];
real<lower=0> t_uc[N_uc];
real<lower=0> t_rc[N_rc];
int JK[N];
int JK_uc[N_uc];
int JK_rc[N_rc];
int usia[N];
int usia_uc[N_uc];
int usia_rc[N_rc];
int SMA[N];
int SMA_uc[N_uc];
int SMA_rc[N_rc];
int PT[N];
```

```
int PT_uc[N_uc];
int PT_rc[N_rc];
int PN[N];
int PN_uc[N_uc];
int PN_rc[N_rc];
int PS[N];
int PS_uc[N_uc];
int PS_rc[N_rc];
int TB[N];
int TB_uc[N_uc];
int TB_rc[N_rc];
int II[N];
int II_uc[N_uc];
int II_rc[N_rc];
int III[N];
int III_uc[N_uc];
int III_rc[N_rc];
int DSRS[N];
int DSRS_uc[N_uc];
int DSRS_rc[N_rc];
real<lower=0> suhu[N];
real<lower=0> suhu_uc[N_uc];
real<lower=0> suhu_rc[N_rc];
int nadi[N];
int nadi_uc[N_uc];
int nadi_rc[N_rc];
int napas[N];
int napas_uc[N_uc];
int napas_rc[N_rc];
real<lower=0> HB[N];
real<lower=0> HB_uc[N_uc];
real<lower=0> HB_rc[N_rc];
real<lower=0> HCT[N];
real<lower=0> HCT_uc[N_uc];
real<lower=0> HCT_rc[N_rc];
real<lower=0> LCT[N];
real<lower=0> LCT_uc[N_uc];
real<lower=0> LCT_rc[N_rc];
real<lower=0> TRB[N];
real<lower=0> TRB_uc[N_uc];
real<lower=0> TRB_rc[N_rc];
int<lower=0> NK;
int<lower=0> Nedge;
```

```
int<lower=1, upper=NK> node1[Nedge]; //node1[i], node2[i] tetanggaan
int<lower=1, upper=NK> node2[Nedge]; //node1[i] < node2[i]
int<lower=1, upper=NK> Kec[N];
int<lower=1, upper=NK> Kec_uc[N_uc];
int<lower=1, upper=NK> Kec_rc[N_rc];
}
parameters {
real alpha;
real b_X1P;
real b_X2;
real b_X3SMA;
real b_X3PT;
real b_X4PN;
real b_X4PS;
real b_X4TB;
real b_X5II;
real b_X5III;
real b_X6;
real b_X7;
real b_X8;
real b_X9;
real b_X10;
real b_X11;
real b_X12;
real b_X13;
real<lower=0> r;
vector[NK] phi;
}
model {
alpha ~ normal(0.8194, 0.480);
b_X1P ~ normal(0.2667, 0.244);
b_X2 ~ normal(0.01528, 0.00664);
b_X3SMA ~ normal(-0.7890, 0.330);
b_X3PT ~ normal(0.2147, 0.360);
b_X4PN ~ normal(0.2932, 0.278);
b_X4PS ~ normal(-0.1248, 0.259);
b_X4TB ~ normal(-0.6501, 0.311);
b_X5II ~ normal(-1.089, 0.248);
b_X5III ~ normal(-0.1796, 0.515);
b_X6 ~ normal(-0.1796, 0.104);
b_X7 ~ normal(-0.2101, 0.0285);
b_X8 ~ normal(0.03452, 0.00993);
b_X9 ~ normal(-0.06505, 0.0510);
```

```
b_X10 ~ normal(0.01496, 0.0468);
b_X11 ~ normal(0.005495, 0.0250);
b_X12 ~ normal(0.1313, 0.0426);
b_X13 ~ normal(-0.0009518, 0.00313);
r ~ gamma(170.45, 48.53);
phi ~ icar_laplace_lpdf(NK, node1, node2);
for (i in 1:N_uc) {
t_uc[i] ~ weibull(r, exp(-(alpha + b_X1P*JK_uc[i] + b_X2*usia_uc[i] +
b_X3SMA*SMA_uc[i] + b_X3PT*PT_uc[i] + b_X4PN*PN_uc[i] +
b_X4PS*PS_uc[i] + b_X4TB*TB_uc[i] + b_X5II*II_uc[i] + b_X5III*III_uc[i]
+ b_X6*DSRS_uc[i] + b_X7*suhu_uc[i] + b_X8*nadi_uc[i] +
b_X9*napas_uc[i] + b_X10*HB_uc[i] + b_X11*HCT_uc[i] +
b_X12*LCT_uc[i] + b_X13*TRB_uc[i] + phi[Kec_uc[i]])/r));
}
for (i in 1:N_rc) {
1 ~ bernoulli(exp(-pow(t_rc[i] / exp(-(alpha + b_X1P*JK_rc[i] +
b_X2*usia_rc[i] + b_X3SMA*SMA_rc[i] + b_X3PT*PT_rc[i] +
b_X4PN*PN_rc[i] + b_X4PS*PS_rc[i] + b_X4TB*TB_rc[i] + b_X5II*II_rc[i] +
b_X5III*III_rc[i] + b_X6*DSRS_rc[i] + b_X7*suhu_rc[i] + b_X8*nadi_rc[i] +
b_X9*napas_rc[i] + b_X10*HB_rc[i] + b_X11*HCT_rc[i] + b_X12*LCT_rc[i]
+ b_X13*TRB_rc[i] + phi[Kec_rc[i]])/r), r)));
}
}
generated quantities {
vector[N] log_lik;
for (i in 1:N){
if (tcen[i]==0){
log_lik[i] = weibull_lpdf(t[i] | r, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i] +
b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}else{
log_lik[i] = weibull_lccdf(t[i]| r, exp(-(alpha + b_X1P*JK[i] + b_X2*usia[i] +
b_X3SMA*SMA[i] + b_X3PT*PT[i] + b_X4PN*PN[i] + b_X4PS*PS[i] +
b_X4TB*TB[i] + b_X5II*II[i] + b_X5III*III[i] + b_X6*DSRS[i] +
b_X7*suhu[i] + b_X8*nadi[i] + b_X9*napas[i] + b_X10*HB[i] +
b_X11*HCT[i] + b_X12*LCT[i] + b_X13*TRB[i] + phi[Kec[i]])/r));
}
}
}
'
```

Lampiran 16a. *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace

Estimator	Mean	se_mean	sd	2,5%	50%	97,5%	Rhat
alpha	0,8290	0,0062	0,4637	-0,0999	0,8281	1,7240	1
b_X1P	0,2910	0,0030	0,2286	-0,1570	0,2880	0,7359	1
b_X2	0,0165	0,0001	0,0059	0,0048	0,0163	0,0283	1
b_X3 SMA	-0,8178	0,0040	0,3011	-1,3991	-0,8153	-0,2294	1
b_X3PT	0,2243	0,0046	0,3213	-0,4132	0,2252	0,8433	1
b_X4PN	0,3044	0,0036	0,2576	-0,1995	0,3028	0,8025	1
b_X4PS	-0,1508	0,0033	0,2333	-0,6085	-0,1479	0,3074	1
b_X4TB	-0,6855	0,0035	0,2782	-1,2295	-0,6854	-0,1490	1
b_X5II	-1,1953	0,0034	0,2496	-1,6891	-1,1981	-0,7122	1
b_X5III	-0,1675	0,0069	0,5005	-1,1564	-0,1755	0,7852	1
b_X6	-0,1724	0,0012	0,0897	-0,3503	-0,1709	0,0016	1
b_X7	-0,2077	0,0004	0,0243	-0,2540	-0,2081	-0,1594	1
b_X8	0,0346	0,0001	0,0086	0,0177	0,0346	0,0514	1
b_X9	-0,0523	0,0007	0,0433	-0,1363	-0,0522	0,0332	1
b_X10	0,0184	0,0005	0,0391	-0,0567	0,0182	0,0964	1
b_X11	0,0104	0,0003	0,0214	-0,0315	0,0106	0,0516	1
b_X12	0,1360	0,0006	0,0393	0,0585	0,1364	0,2115	1
b_X13	-0,0014	0,0000	0,0027	-0,0067	-0,0014	0,0040	1
r	3,2724	0,0033	0,2421	2,8271	3,2631	3,7587	1
g	0,2770	0,0024	0,1771	-0,0773	0,2782	0,6116	1
phi[1]	-0,0011	0,0059	0,3304	-0,6796	0,0036	0,6644	1
phi[2]	0,0676	0,0047	0,3012	-0,5241	0,0518	0,7330	1
phi[3]	0,1166	0,0053	0,2913	-0,4181	0,0875	0,7724	1
phi[4]	-0,1037	0,0065	0,3612	-0,9000	-0,0710	0,5639	1
phi[5]	-0,1704	0,0061	0,3499	-0,9233	-0,1428	0,4793	1
phi[6]	0,0668	0,0082	0,4487	-0,8686	0,0609	1,0338	1
phi[7]	0,0244	0,0049	0,3022	-0,6175	0,0255	0,6410	1

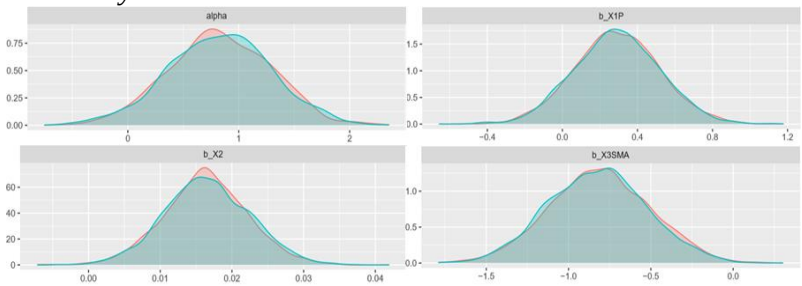
Lampiran 16b. *Posterior Output* Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace

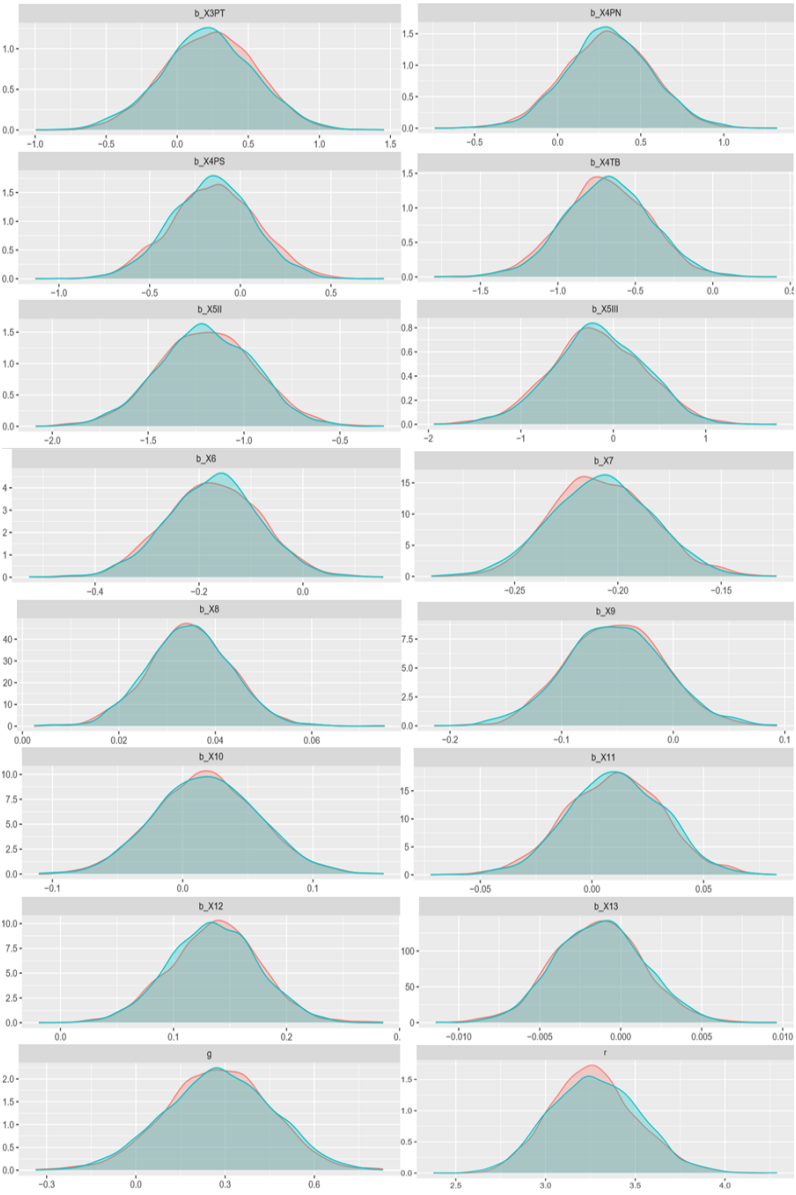
Estimator	Mean	se_mean	sd	2,5%	50%	97,5%	Rhat
alpha	0,7963	0,0062	0,4534	-0,0865	0,7952	1,6985	1
b_X1P	0,2768	0,0030	0,2178	-0,1514	0,2731	0,7009	1

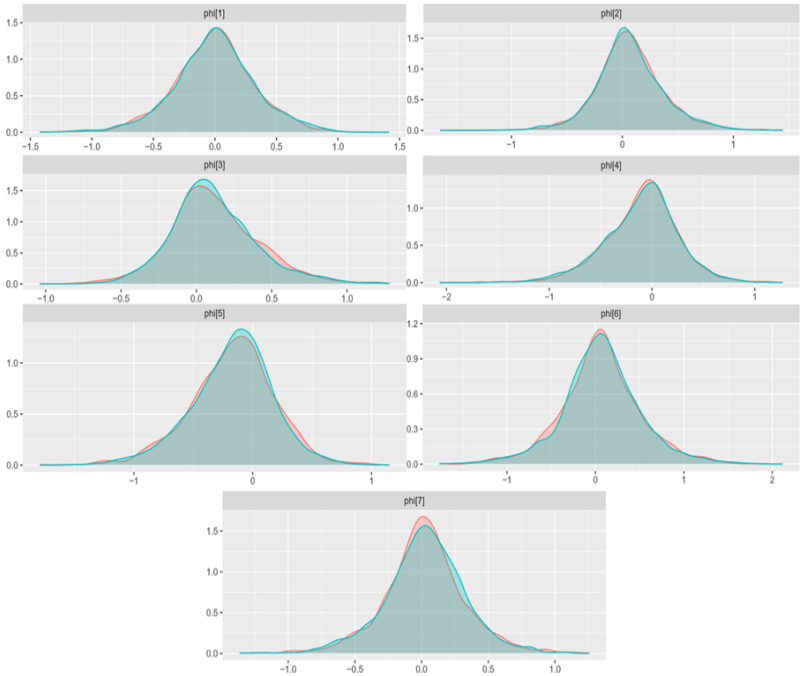
b_X2	0,0158	0,0001	0,0059	0,0040	0,0158	0,0273	1
b_X3 SMA	-0,8290	0,0044	0,3089	-1,4311	-0,8243	-0,2347	1
b_X3PT	0,2036	0,0052	0,3407	-0,4628	0,2081	0,8547	1
b_X4PN	0,3056	0,0036	0,2523	-0,1936	0,3081	0,7928	1
b_X4PS	-0,1483	0,0033	0,2330	-0,6018	-0,1507	0,3150	1
b_X4TB	-0,6865	0,0040	0,2855	-1,2429	-0,6867	-0,1287	1
b_X5II	-1,1497	0,0031	0,2221	-1,5866	-1,1453	-0,7183	1
b_X5III	-0,2428	0,0068	0,4704	-1,1819	-0,2348	0,6849	1
b_X6	-0,1747	0,0014	0,0938	-0,3581	-0,1732	0,0027	1
b_X7	-0,2142	0,0004	0,0241	-0,2618	-0,2145	-0,1659	1
b_X8	0,0359	0,0001	0,0085	0,0191	0,0359	0,0524	1
b_X9	-0,0656	0,0007	0,0427	-0,1500	-0,0656	0,0180	1
b_X10	0,0155	0,0006	0,0401	-0,0619	0,0151	0,0954	1
b_X11	0,0072	0,0003	0,0214	-0,0348	0,0072	0,0482	1
b_X12	0,1351	0,0005	0,0388	0,0589	0,1348	0,2104	1
b_X13	-0,0011	0,0000	0,0027	-0,0065	-0,0011	0,0041	1
r	3,5318	0,0035	0,2444	3,0714	3,5264	4,0356	1
phi[1]	0,0011	0,0059	0,3346	-0,7002	0,0040	0,6880	1
phi[2]	0,0451	0,0044	0,2919	-0,5478	0,0339	0,6571	1
phi[3]	0,1265	0,0053	0,2936	-0,3857	0,0943	0,8014	1
phi[4]	-0,1125	0,0067	0,3596	-0,9075	-0,0781	0,5438	1
phi[5]	-0,1726	0,0061	0,3422	-0,9110	-0,1419	0,4594	1
phi[6]	0,0804	0,0079	0,4407	-0,7855	0,0617	1,0178	1
phi[7]	0,0321	0,0046	0,2926	-0,5652	0,0255	0,6407	1

Lampiran 17a. Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace

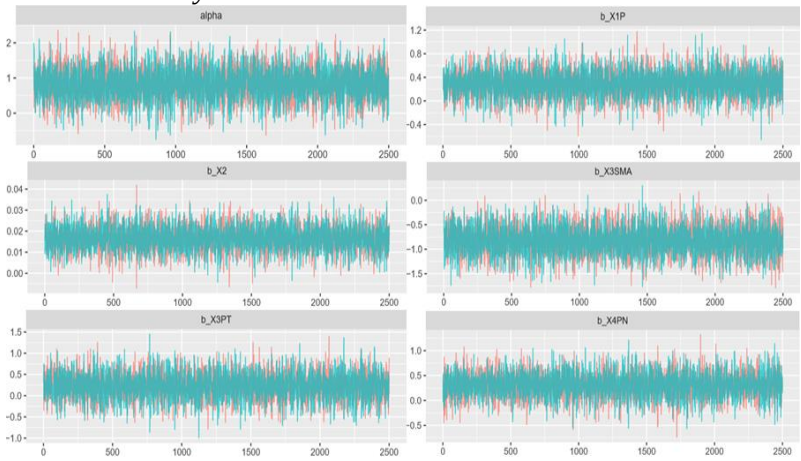
Density Plot

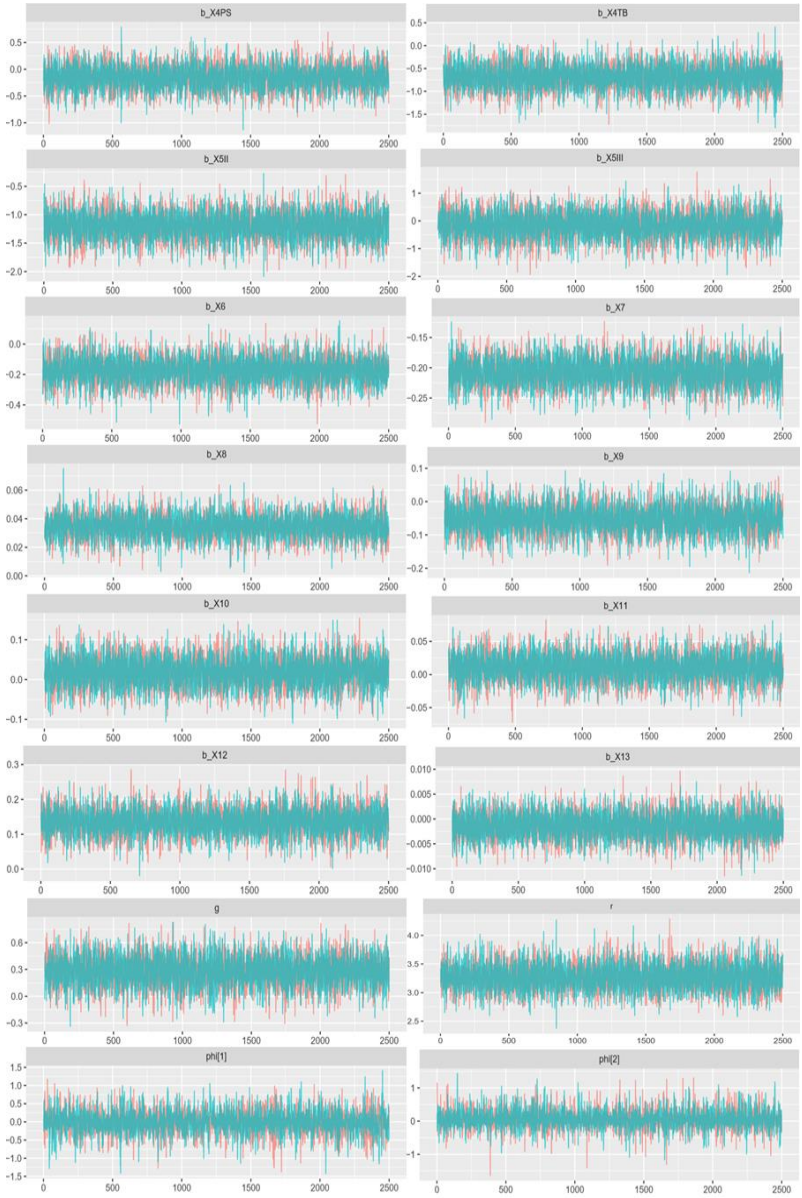


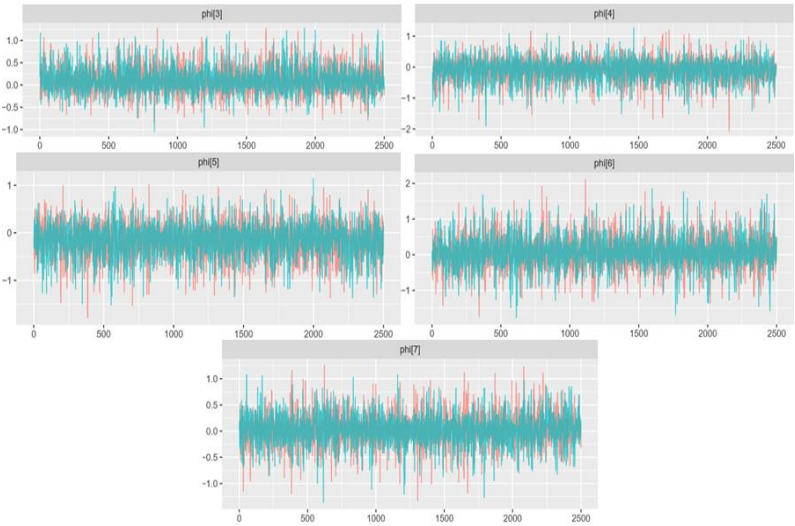

b_X3PT
b_X4PN
b_X4PS
b_X4TB
b_X5II
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g
r



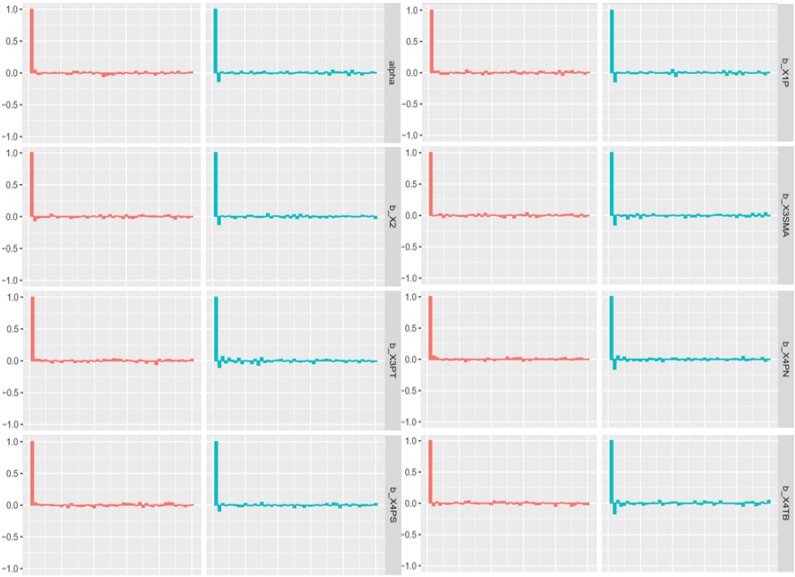
Trace/History Plot

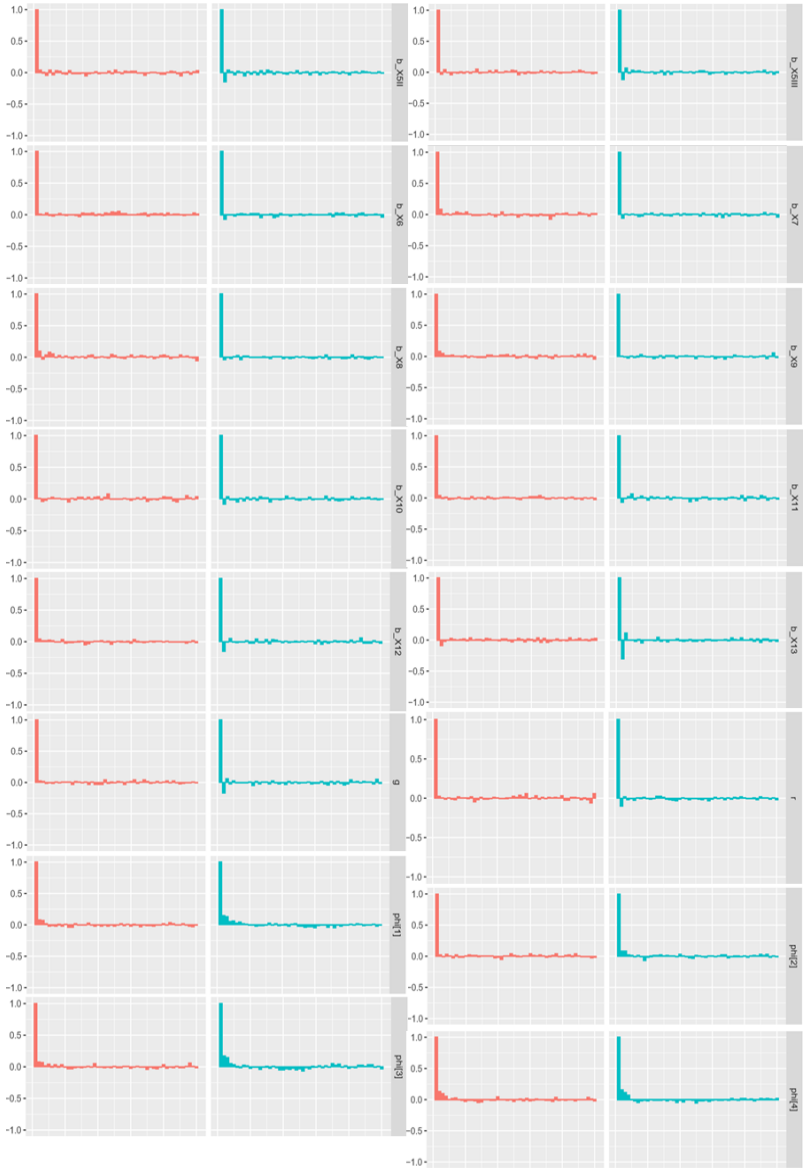


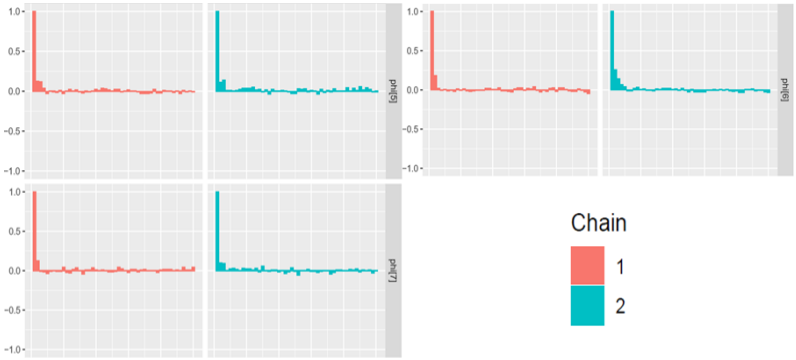

b_X4PS
b_X4TB
b_X5II
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g
r
phi[1]
phi[2]



Autocorrelation Plot

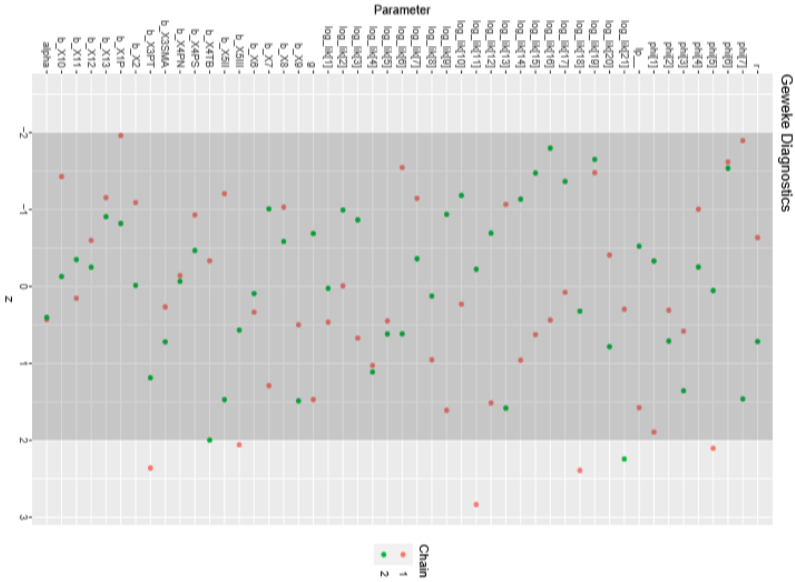



b_X6II
b_X6III
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
g
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0



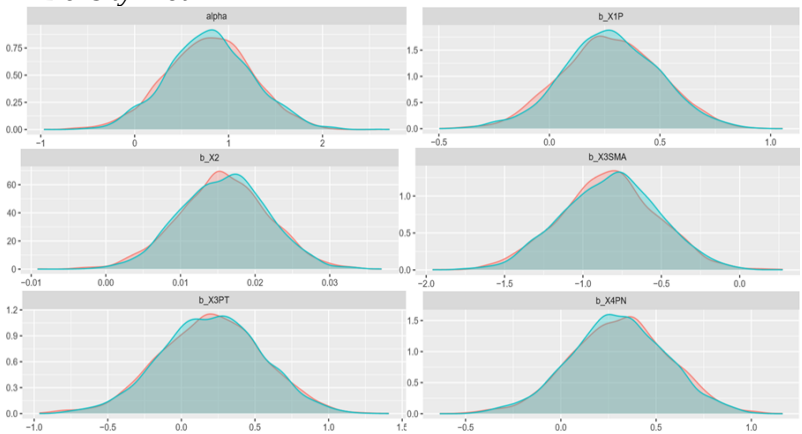
Gelman-Rubin (*Potential Scale Reduction Factors* atau *Rhat*)

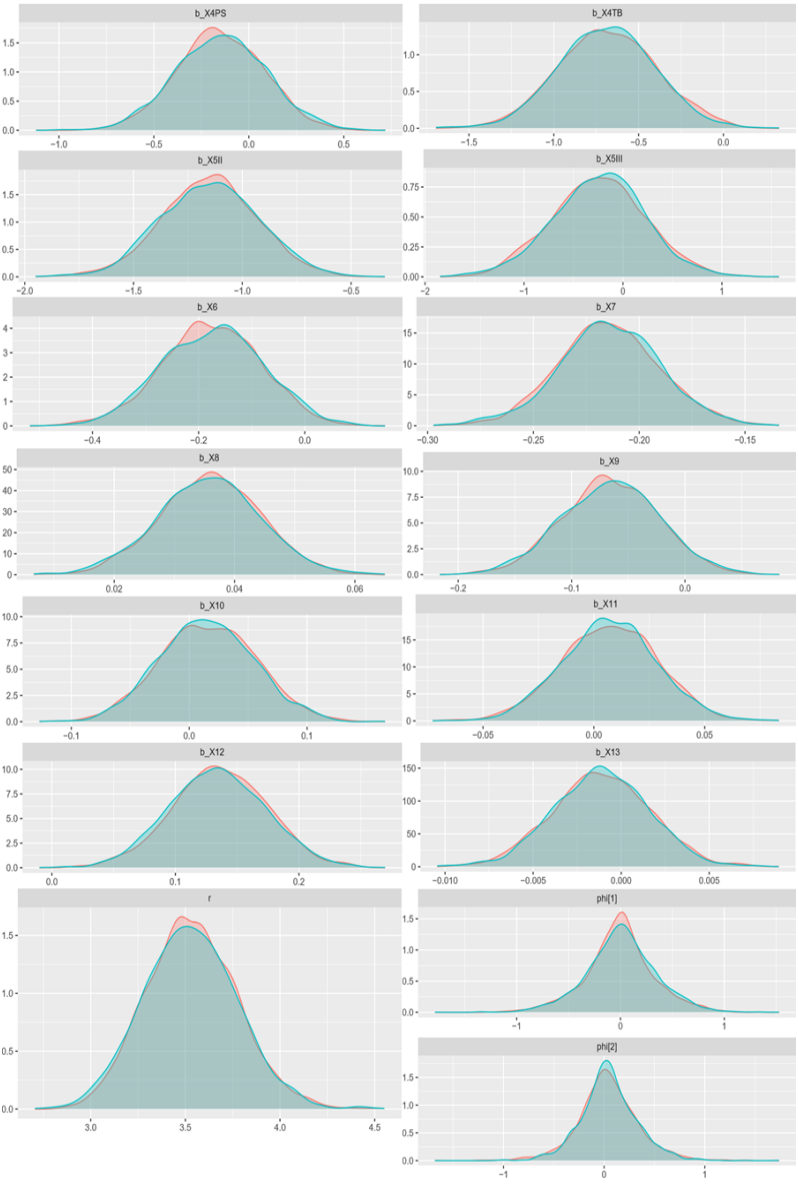
Geweke (*Z-value*)

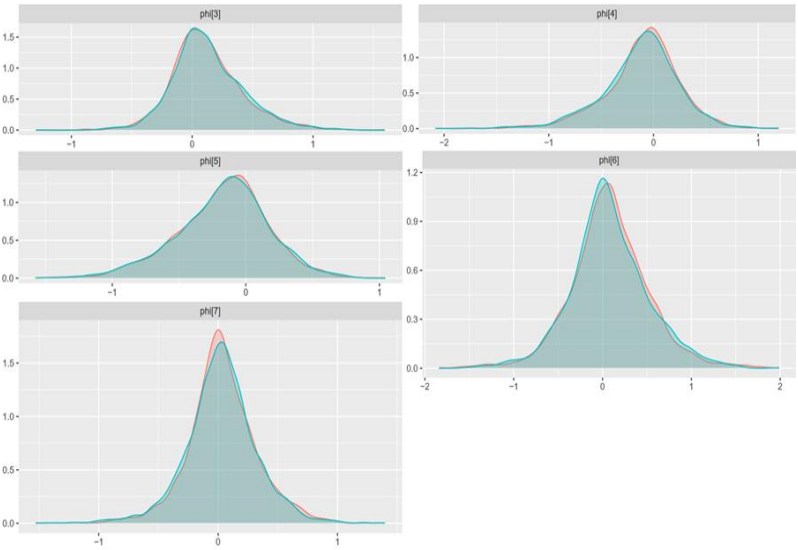


Lampiran 17b. Pengecekan Konvergensi Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace

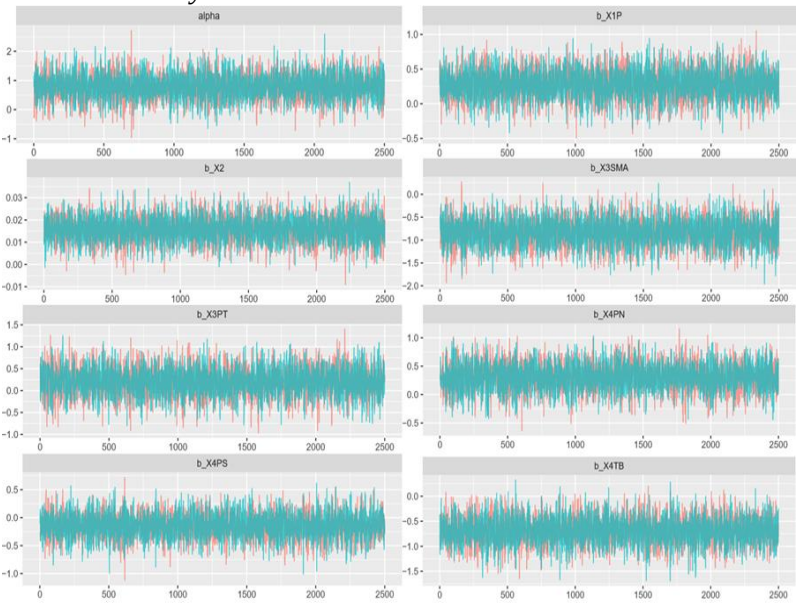
Density Plot

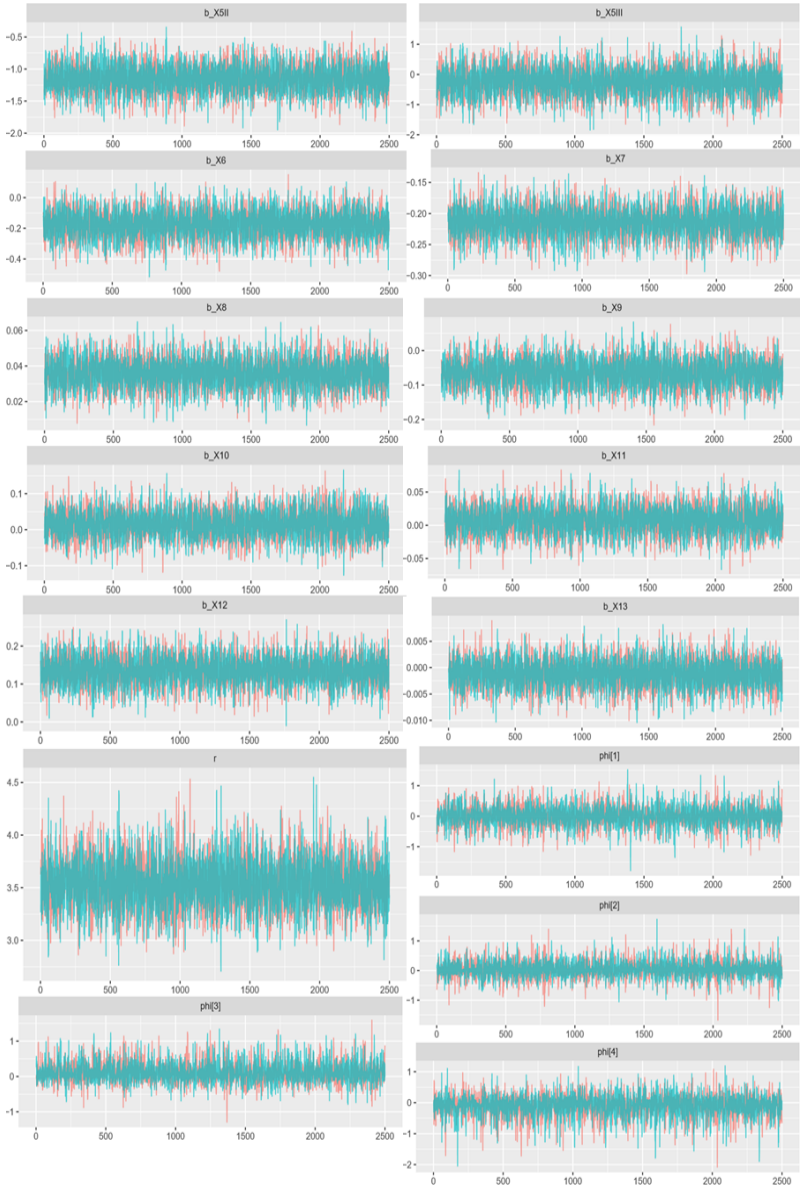


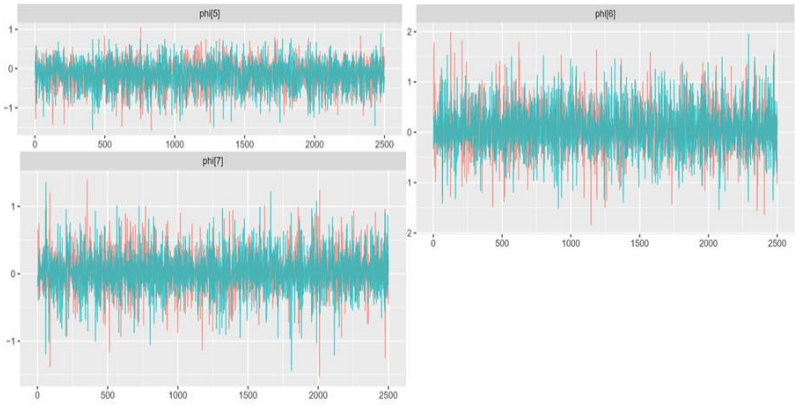

b_X4PS
b_X4TB
b_X5II
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
r
phi[1]
phi[2]



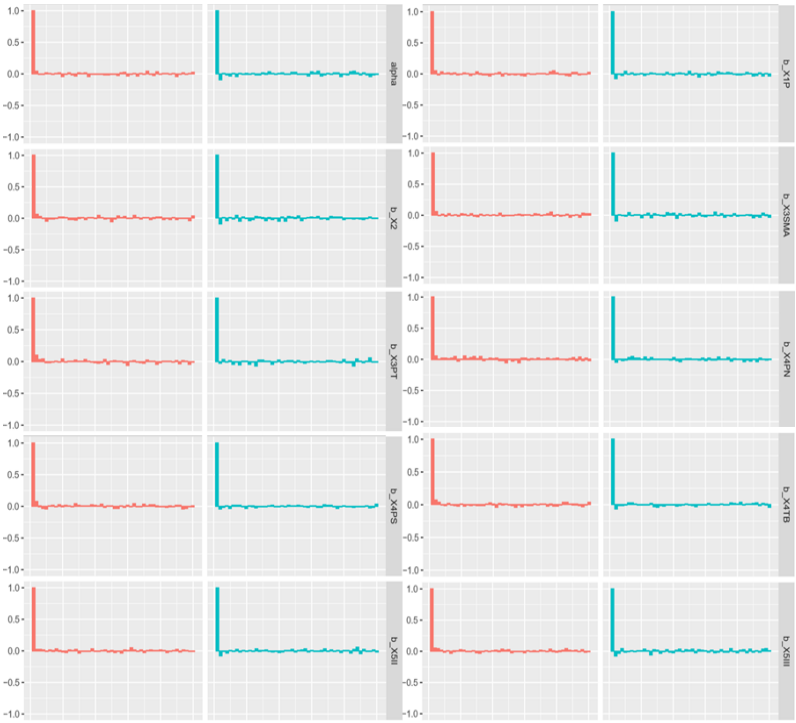
Trace/History Plot

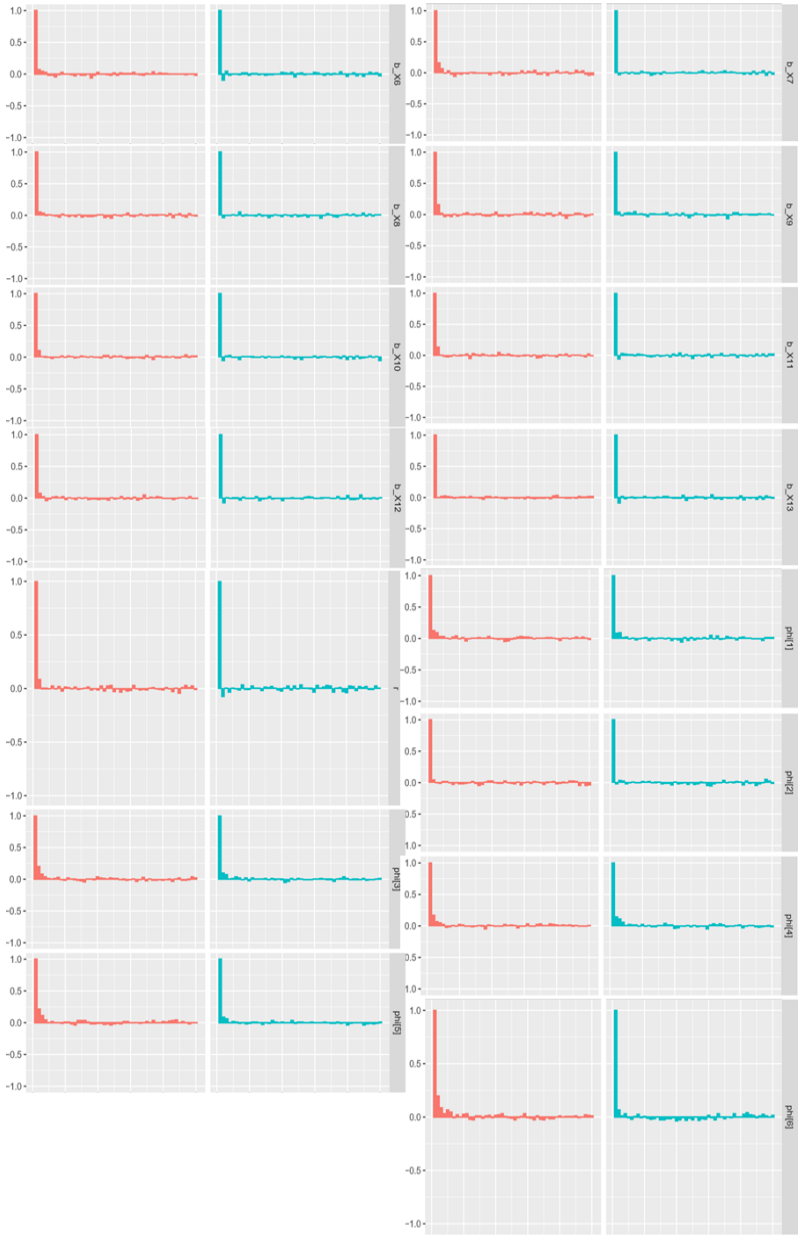


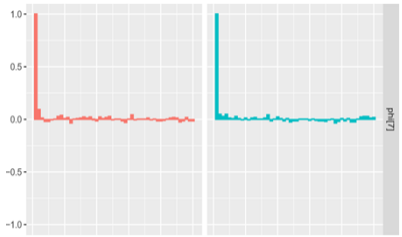

b_X5II
b_X5III
b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
r
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]



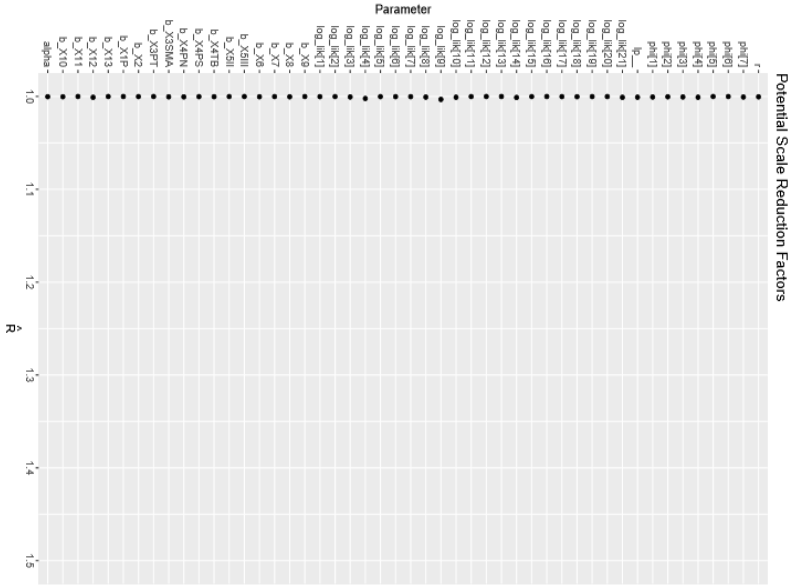
Autocorrelation Plot



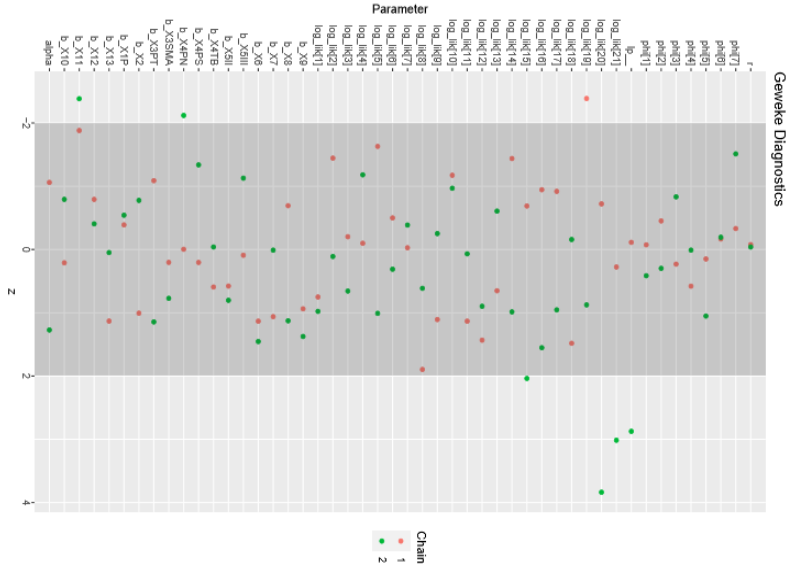

b_X6
b_X7
b_X8
b_X9
b_X10
b_X11
b_X12
b_X13
phi[1]
phi[2]
phi[3]
phi[4]
phi[5]
phi[6]
1.0
0.5
0.0
−0.5
−1.0



Gelman-Rubin (*Potential Scale Reduction Factors* atau *Rhat*)



Geweke (*Z-value*)



Lampiran 18. *Syntax* Menampilkan *Output*

```
# Summaries Model
stanDso = stan_model(model_code=modelString)
stanFit = stan( model_code=modelString , data=data.list,
                chains=2, iter=5000, thin=1, control=list(max_treedepth=95,
adapt_delta=0.9999999) )
options(max.print=10000)
Summaries<-summary(stanFit)
Summaries
ofile = "D:/SummariesModel.txt";
capture.output(print(Summaries$summary, digits=5, robs=c(0.025,
0.975)),file=ofile,options(max.print = .Machine$integer.max))
# WAIC
log_lik_1 = extract_log_lik(stanFit, parameter_name = "log_lik", merge_chains
= TRUE)
waic(log_lik_1)
# Diagnosis Konvergensi
stan2coda <- function(stanFit) {
  mcmc.list(lapply(1:ncol(stanFit), function(X) mcmc(as.array(stanFit)[,X,])))
}
fit.mcmc <- stan2coda(stanFit)
```

```
ggso<-ggs(fit.mcmc)
ggmcmc(ggso,file=(paste("D:/PlotKonvergensi.pdf")))
```

Lampiran 19. *Output* WAIC dan Waktu *Running*

Model *Survival* Weibull 3 Parameter Tanpa CAR

	Estimate	SE	Waktu *Running*
elpd_waic	-36.2	4.0	55 detik
p_waic	3.2	1.1	
waic	72.5	8.0	

Model *Survival* Weibull 2 Parameter Tanpa CAR

	Estimate	SE	Waktu *Running*
elpd_waic	-35.9	3.6	1140 detik
p_waic	2.9	1.0	
waic	71.8	7.3	

Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Normal

	Estimate	SE	Waktu *Running*
elpd_waic	-36.2	3.9	28800 detik
p_waic	3.8	1.1	
waic	72.4	7.7	

Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Normal

	Estimate	SE	Waktu *Running*
elpd_waic	-35.8	3.5	35 detik
p_waic	3.5	1.0	
waic	71.6	6.9	

Model *Survival* Weibull 3 Parameter dengan CAR Laplace

	Estimate	SE	Waktu *Running*
elpd_waic	-36.1	3.9	170 detik
p_waic	3.5	1.1	
waic	72.1	7.8	

Model *Survival* Weibull 2 Parameter dengan CAR Laplace

	Estimate	SE	Waktu *Running*
elpd_waic	-35.6	3.6	1820 detik
p_waic	3.2	1.0	
waic	71.3	7.2	

Lampiran 20. *Ethic Clearance* Penelitian

KOMITE ETIK PENELITIAN KESEHATAN
RSUD Dr. SOETOMO SURABAYA

KETERANGAN KELAIKAN ETIK
(" ETHICAL CLEARANCE ")

1126/KEPK/IV/2019

KOMITE ETIK RSUD Dr. SOETOMO SURABAYA TELAH MEMPELAJARI SECARA SEKSAMA RANCANGAN PENELITIAN YANG DIUSULKAN, MAKA DENGAN INI MENYATAKAN BAHWA PENELITIAN DENGAN JUDUL :

" Bayesian Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo (RJMCMC) untuk Model Mixture Survival Spasial dengan Frailty Berdistribusi Conditionally Autoregressive (CAR) pada Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kota Surabaya "

PENELITI UTAMA : Musofa Rusli, dr., Sp.PD

PENELITI LAIN : 1. Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKomp., P.hD.
2. Irhamah, M.Si., Ph.D
3. Dwi Rantini, S.Si

UNIT / LEMBAGA / TEMPAT PENELITIAN : RSUD Dr. Soetomo

DINYATAKAN LAIK ETIK

Berlaku dari : 17/04/2019 s.d 17/04/2020
Surabaya, 17 April 2019
KETUA

(Dr. Elizeus Hamndito, dr., Sp.An, KIC,KAP)
NIP. 19511007 197903 1 002

) Sertifikat ini dinyatakan sah apabila telah mendapatkan stempel asli dari Komite Etik

Lampiran 21. Surat Keterangan Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika FSAD ITS:

Nama : Mohammad Naufal Abdullah

NRP : 06211640000018

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/ Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian / buku/ Tugas Akhir/ Thesis/ publikasi lainnya yaitu:

Sumber : Bayesian Reversible Jump Markov Chain Monte Carlo (RJMCMC) untuk Model Mixture Survival Spasial dengan Frailty Berdistribusi Conditionally Autoregressive (CAR) pada Kasus Demam Dengue (DBD) di Kota Surabaya

Keterangan : Penelitian disertasi S3 oleh Dwi Rantini, S.Si

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data maka saya siap menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Mengetahui

Pembimbing Tugas Akhir

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

Surabaya, 28 April 2020

(Mohammad Naufal Abdullah)
NRP. 0621164000001

BIODATA PENULIS

Penulis dengan nama lengkap Mohammad Naufal Abdullah lahir di Blitar, 29 September 1997. Pendidikan formal penulis ditempuh di MI Perwanida Blitar, MTsN Jabung Blitar, dan SMAN 1 Blitar. Kemudian penulis melanjutkan pendidikan di Program Studi Sarjana Departemen Statistika ITS dan diterima melalui jalur SNMPTN pada tahun 2016. Selama perkuliahan penulis aktif mengikuti kepanitiaan dalam seperti Pekan Raya Statistika (PRS) 2018 dan 2019, Pelatihan Karya Tulis Ilmiah-Tingkat Dasar (PKTI-TD) 2018, dan ISCO 2017. Penulis juga aktif dalam organisasi Himpunan Mahasiswa Statistika ITS (HIMASTA-ITS) sebagai Staff Departemen Keilmiahan periode 2017-2018 dan Ketua Departemen Keilmiahan periode 2018-2019. Selain itu, penulis cukup aktif mengikuti perlombaan di bidang analisis data dan *data science*. Penulis menjadi finalis kompetisi *data science* yang diadakan oleh Bank CIMB di seluruh Asia Tenggara (Hackaton CIMB 3rd 2018). Penulis juga diberikan kesempatan melaksanakan kerja praktik oleh Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG Pusat) Jakarta selama 1,5 bulan serta sedang menjalani program magang mahasiswa bersertifikat (PMMB) di PT. Pelabuhan Indonesia III (Pelindo III) selama 6 bulan. Bagi pembaca yang ingin berdiskusi, memberikan saran, dan kritik mengenai Tugas Akhir ini dapat disampaikan melalui mohammadnaufal1618@gmail.com atau melalui nomor 089635647945.