

**MODEL *FRAILTY* SPASIAL *SURVIVAL* UNTUK PEMETAAN
PENYAKIT DEMAM BERDARAH *DENGUE* DI RSU
WAHIDIN SUDIROHUSODO KOTA MAKASSAR**

SKRIPSI



SULAIHA TAHIR

H 121 13 033

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MEI 2017

**MODEL *FRAILTY* SPASIAL *SURVIVAL* UNTUK
PEMETAAN PENYAKIT DEMAM BERDARAH
DENGUE DI RSU WAHIDIN SUDIROHUSODO KOTA
MAKASSAR**

SKRIPSI

Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada
Program Studi Statistika Departemen Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu
Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin Makassar

SULAIHA TAHIR

H 121 13 033

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DEPARTEMEN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS HASANUDDIN**

MEI 2017

LEMBAR PERNYATAAN KEONTETIKAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini menyatakan dengan sungguh-sungguh bahwa skripsi yang saya buat dengan judul:

Model *Frailty Spasial Survival* untuk Pemetaan Penyakit Demam Berdarah *Dengue* di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar

adalah benar hasil karya saya sendiri, bukan hasil plagiat dan belum pernah dipublikasikan dalam bentuk apapun.

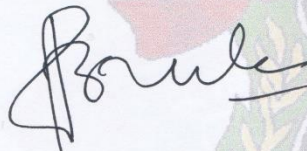
Makassar, Mei 2017

SULAIHA TAHIR
NIM. H 121 13 033

**MODEL *FRAILTY* SPASIAL *SURVIVAL* UNTUK PEMETAAN
PENYAKIT DEMAM BERDARAH *DENGUE* DI RSU
WAHIDIN SUDIROHUSODO KOTA MAKASSAR**


Disetujui Oleh:

Pembimbing Utama



Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat, Ph.D
NIP. 19740713 199903 2 001

Pembimbing Pertama



Andi Kresna Jaya, S.Si, M.Si
NIP. 19751228 200003 1 001

Pada Tanggal: Mei 2017

HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh:

Nama : Sulaiha Tahir
NIM : H 121 13 033
Program Studi : STATISTIKA
Judul Skripsi : Model *Frailty* Spasial *Survival* untuk Pemetaan Penyakit Demam Berdarah *Dengue* di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar.

Telah berhasil dipertahankan dihadapan dewan penguji dan diterima sebagai bagian persyaratan yang diperlukan untuk memperoleh gelar Sarjana Sains pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin.

DEWAN PENGUJI
UNIVERSITAS HASANUDDIN

Tanda Tangan

1. Ketua : Dr. Georgina M Tinungki, M.Si. (.....)
2. Sekretaris : Sitti Sahriman, S.Si, M.Si (.....)
3. Anggota : Prof. Dr. Syamsyuddin Toaha, M.Sc (.....)
4. Anggota : Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat, Ph.D (.....)
5. Anggota : Andi Kresna Jaya, S.Si., M.Si (.....)

Ditetapkan di : Makassar

Tanggal : Mei 2017

KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah *Rabb* semesta alam, shalawat serta salam semoga selalu dilimpahkan kepada Nabi Muhammad saw dan kepada para keluarga serta sahabat beliau. Alhamdulillah wasy-syukurillah, berkat pertolongan Allah akhirnya skripsi dengan judul "**Model *Frailty Spasial Survival* untuk Pemetaan Penyakit Demam Berdarah *Dengue* di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar**" yang disusun sebagai salah satu syarat akademik untuk meraih gelar sarjana pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin ini dapat dirampungkan. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan tambahan pengetahuan baru bagi para pembelajar statistika.

Penulis menyadari bahwa penyelesaian tugas akhir ini tidak luput dari bantuan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada kedua orang tua penulis, Ayahanda Almarhum **H.Muhammad Tahir, S.Ag** dan Ibunda **Sulasma, A.Ma.Pd** atas didikan dan curahan limpahan kasih sayang, doa dan nasehat yang selalu setia diberikan sedari kecil sampai saat ini kepada penulis. Rasa terima kasih juga penulis ucapkan kepada kakak dan adik tersayang **Muslim Tahir** dan **Muh Ridwan Tahir** yang selalu kebersamai penulis dalam keadaan apapun.

Penghargaan yang tulus dan ucapan terima kasih dengan penuh keikhlasan juga penulis ucapkan kepada:

1. **Ibu Prof. Dr. Dwia Aries Tina Palubuhu, MA**, selaku Rektor Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
2. **Bapak Dr. Eng. Amiruddin**, selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Hasanuddin beserta seluruh jajarannya.
3. **Bapak Prof. Dr. Amir Kamal Amir, M.Sc**, selaku Ketua Departemen Matematika, **Bapak Amran S.Si, M.Si** selaku sekretaris Departemen Matematika yang telah seperti orang tua sendiri. Segenap dosen pengajar dan staf Departemen Matematika yang telah membekali ilmu dan kemudahan-kemudahan kepada penulis dalam berbagai hal selama menjadi mahasiswa di Departemen Matematika.

4. **Ibu Sri Astuti Thamrin, S.Si, M.Stat, Ph.D** selaku dosen pembimbing utama atas nasehat, dukungan, doa dan dengan setulus hati telah meluangkan waktunya ditengah berbagai kesibukan dan prioritasnya untuk membimbing penulis menyelesaikan tugas akhir ini. Sesungguhnya dari pembimbing, penulis tak hanya mendapati didikan tentang tugas akhir semata, namun lebih dari pada itu dari pembimbing penulis belajar banyak hal tentang profesionalitas seorang peneliti terlebih seorang statistikawan.
5. **Bapak Andi Kresna Jaya, S.Si, M.Si**, selaku dosen pembimbing pertama yang dengan penuh kesabaran senantiasa memberikan saran serta meluangkan waktu untuk berdiskusi selama penyusunan tugas akhir ini.
6. **Ibu Dr. Georgina M Tinungki, M.Si**, selaku Ketua Tim Penguji dengan segala keramahan serta ketulusannya dan **Ibu Sitti Sahrinan, S.Si, M.Si** selaku Sekretaris Tim Penguji. Terima kasih telah memberikan kritikan yang membangun dalam penyempurnaan penyusunan tugas akhir ini serta waktu yang telah diberikan kepada penulis.
7. **Bapak Prof.Dr. Syamsyuddin Toaha, M.Sc** selaku Penasehat Akademik sekaligus sebagai Anggota Tim Penguji dalam penulisan tugas akhir ini. Terima kasih atas segala masukan bantuan, nasehat serta motivasi yang diberikan kepada penulis selama menjalani pendidikan di Departemen Matematika.
8. *Special* untuk yang tersayang **Hasnita** dan **Citra Faradiba** yang telah menjadi sahabat terbaik selama menyandang status mahasiswa, yang senantiasa memberikan *support* dan semangat serta menjadi teman seperjuangan penulis selama empat tahun terakhir.
9. Sahabat-sahabatku Geng Sahabat Squad : **Jannah, Ical, Ima, Dirga, Cikal, Fadil, Niar, Ana, Atto, Dian**, dan **Tita** yang selalu memberikan semangat, motivasi kepada penulis, mengetahui dengan pasti impian penulis dan selalu memberi masukan untuk menguatkan mimpi-mimpi penulis. Semoga mimpi-mimpi yang selalu kita lontarkan di meja makan segera terealisasi, sesungguhnya bersahabat dengan kalian penulis merasa lebih kuat dan lebih berarti.

10. Saudara seperjuangan di Departemen Matematika terkhusus **Yulia Umi, S.Si, Nirmalasari, S.Si, Sri Reski Febrianti, S.Si, Nuramaliyah, S.Si, Ulfa Sari, Indah, Siti Surya, Irfan Taufik, Afif Budi, Wahyu Saputra, Andi Hari** dan seluruh **Statistika 2013** yang tidak sempat disebutkan. Terima kasih atas kebersamaannya selama ini. Semoga **Allah SWT** membalas kebaikan kalian dengan yang lebih baik.
11. Teman-teman Demisionar Ilmiah terkhusus **Ahmad Akbar, Husnul Hidayah, Roid, Mifta, Selastrio, Sarifah, Herlina Lukman** terima kasih atas pembelajarannya. Tentunya kita tahu bahwa sumber belajar bukan hanya dalam kelas melainkan di luar, begitu banyak orang yang sibuk mengejar gelar dan memiliki gelar namun tidak mampu merdeka secara pribadi, tidak mampu menghimpun kekuatan dan memberdayakan potensi yang ada. Namun, jelas itu tidak penulis jumpai didiri kalian.
12. Teman-teman KKN Posko Pallawarukka **Vinani, Wisna, Kak Yessen, Kak Akbar, Kak Charles dan Dayat**. Terima kasih untuk kebersamaannya di Desa. Kita tentunya tahu bersama bahwa KKN adalah wujud realisasi salah satu tridharma perguruan tinggi yaitu pengabdian masyarakat, semoga akan banyak lagi pengabdian yang kita lakukan bersama.
13. Keluarga besar **UKM Keilmuan dan Penalaran Ilmiah** terkhusus **Bang Sam, Kak Syura, Kak Izzah, Adik Khalil, Icin, Tija dan Dinda** tempat penulis belajar menulis, menemukan potensi diri, teman-teman dengan kecintaan yang luar biasa serta belajar makna dari sebuah kontribusi.
14. Kepada semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu, semoga segala dukungan dan partisipasi yang diberikan kepada penulis bernilai ibadah disisi **Allah SWT**

Penulis menyadari bahwa masih banyak kekurangan dalam skripsi ini, untuk itu dengan segala kerendahan hati penulis memohon maaf. Akhir kata, semoga tulisan ini memberikan manfaat untuk pembaca.

Makassar, Mei 2017

Sulaiha Tahir

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI TUGAS AKHIR UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Universitas Hasanuddin, saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Sulaiha Tahir
NIM : H 121 13 033
Program Studi : Statistika
Departemen : Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Jenis karya : Skripsi

demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Hasanuddin **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul:

**"Model *Frailty Spasial Survival* untuk Pemetaan Penyakit Demam Berdarah
Dengue di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar"**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Terkait dengan hal di atas, maka pihak universitas berhak menyimpan, mengalih-media/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan mempublikasikan tugas akhir saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di Makassar pada tanggal, Mei 2017

Yang menyatakan,

Sulaiha Tahir

ABSTRAK

Demam berdarah *dengue* (DBD) adalah penyakit akibat virus yang ditularkan oleh vektor nyamuk dan menyebar dengan cepat serta merupakan penyakit yang berpotensi mematikan. Penyebab waktu kelangsungan hidup penderita DBD masih belum diketahui secara pasti. Seiring dengan berkembangnya wilayah baik secara administrasi maupun ekosistem, penyebaran kejadian DBD bervariasi antara satu wilayah dengan wilayah lainnya. Analisis survival adalah analisis mengenai data yang diperoleh dari catatan waktu yang dicapai suatu objek sampai terjadinya peristiwa gagal. Analisis survival telah mengalami beberapa perkembangan salah satunya dalam mengatasi heterogenitas pada efek acak yang tidak terjelaskan dalam model. Pada penelitian ini dibahas estimasi parameter model survival spasial dengan CAR Frailty. Metode estimasi yang digunakan adalah metode Bayesian Markov Chain Monte Carlo (MCMC) dengan algoritma Gibbs Sampling. Metode tersebut diterapkan pada data rekam medik penderita DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar tahun 2016. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi waktu kelangsungan hidup penderita DBD adalah jenis kelamin dan grade. Selain itu, efek spasial juga memberi pengaruh signifikan terhadap waktu kelangsungan hidup penderita DBD yaitu Kecamatan Tamalanrea.

Kata Kunci: Analisis Survival, Bayesian, CAR Frailty, Demam berdarah *dengue* Gibbs Sampling.

ABSTRACT

Dengue Fever (DF) is a viral disease transmitted by mosquito vectors and spreads rapidly and is a potentially fatal disease. Survival analysis is a data analysis that is obtained from the time record which is achieved by an object until the occurrence of failure. The survival analysis has developed in overcoming the heterogeneity of random effect not explained in the model. This paper discusses estimation of spatial survival model parameter with CAR Frailty. The estimation used is Bayesian MCMC method with Gibbs sampling algorithm. Data used in this research is medical record data of dengue fever patient in RSU Wahidin Sudirohusodo city of Makassar. The result shows that the factors that influence survival time of DF patients are gender and grade parameter, and the spatial effect of the area that gives significant influence is Tamalanrea.

Keyword: Survival Analysis, Bayesian, CAR Frailty, Dengue Fever, Gibbs Sampling.

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PERNYATAAN KEOTENTIKAN	ii
LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
KATA PENGANTAR	v
PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH.....	vii
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xiii
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah	4
1.4 Tujuan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Demam Berdarah	
2.2 Analisis <i>Survival</i>	5
2.2.1 Fungsi Kepadatan Peluang.....	5
2.2.2 Fungsi <i>Survival</i>	6
2.2.3 Fungsi <i>Hazard</i>	7
2.3 Data tersensor.....	8
2.4 Distribusi Weibull.....	8
2.5 Model <i>Proportional Hazard</i>	9
2.6 <i>Likelihood</i> Fungsi <i>Survival</i>	9
2.7 Distribusi Waktu Gagal.....	10
2.8 Model <i>Survival</i> Spasial	10
2.9 Model Spasial <i>Fraily</i>	12
2.9.1 Model <i>Geostatistical</i>	12
2.9.2 Model <i>Lattice</i>	12
2.10 Autokorelasi <i>Spasial</i>	13
2.10.1 Matriks Pembobot Spasial	13
2.10.2 Indeks Moran	15
2.11 Estimasi Parameter.....	16
2.11.1 Pendekatan <i>Bayesian</i>	16
2.11.2 Fungsi <i>Likelihood</i>	16
2.11.3 Distribusi Prior.....	17
2.11.4 Distribusi Posterior	18
2.12 Komputasi <i>Bayesian</i>	19
2.12.1 Markov Chain Monte Carlo.....	19
2.12.2 Algoritma Gibbs Sampling	20
2.13 WinBUGS	21

BAB III	METODOLOGI PENELITIAN	
	3.1 Sumber Data.....	22
	3.2 Identifikasi Variabel.....	22
	3.3 Prosedur Kerja	23
BAB IV	HASIL DAN PEMBAHASAN	
	4.1 Dekspripsi Kota Makassar	26
	4.2 Uji Autokorelasi Spasial	26
	4.2.1 Matriks Pembobot Spasial	26
	4.2.2 Indeks Moran	29
	4.3 Pengujian data berdistribusi Weibull	30
	4.3.1 Plot Weibull	30
	4.3.2 Uji Mann	31
	4.4 Fungsi Kepadatan Peluang, Fungsi Distrbusi Kumulatif, Fungsi <i>Survival</i> dan Fungsi Hazard Weibull	31
	4.4.1 Fungsi Kepadatan Peluang.....	32
	4.4.2 Fungsi Distribusi Kumulatif	32
	4.4.3 Fungsi Survival	33
	4.4.4 Fungsi Hazard	34
	4.5 Model <i>Proprorsional Hazard Survival</i> Spasial	34
	4.6 <i>Likelihood</i> Model <i>Proprorsional Hazard Survival</i> Spasial	35
	4.7 Distribusi Prior.....	36
	4.8 Distribusi Posterior	37
	4.9 Algoritma <i>Gibbs Sampling</i>	38
	4.10 Karakteristik Pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Makassar .	39
	4.11 Pemodelan <i>Frailty</i> Spasial <i>Survival</i> CAR.....	41
	4.11.1 Plot.....	42
	4.11. 2 Estimasi Parameter Faktor-faktor yang mempengaruhi laju Kesembuhan Pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar	54
	4.11. 3 Pemetaan Penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar	61
BAB V	KESIMPULAN DAN SARAN	
	5.1 Kesimpulan	63
	5.2 Saran	63
	DAFTAR PUSTAKA	64
	LAMPIRAN.....	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Ilustrasi Ketetapan 14	14
Gambar 4.1	Peta Kota Makassar 26	26
Gambar 4.2	Plot Weibull data kelangsungan hidup pasien DBD di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar 30	30
Gambar 4.3	Persentase Jenis Kelamin Pasien DBD di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar 41	41
Gambar 4.4	Sebaran Kasus DBD di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar 41	41
Gambar 4.5	Plot Diagnostik Parameter alpha..... 42	42
Gambar 4.6	Plot Diagnostik Usia 43	43
Gambar 4.7	Plot Diagnostik Jenis Kelamin..... 44	44
Gambar 4.8	Plot Diagnostik Grade..... 44	44
Gambar 4.9	Plot Diagnostik hemoglobin 45	45
Gambar 4.10	Plot Diagnostik hematokrit 45	45
Gambar 4.11	Plot Diagnostik Leukosit 46	46
Gambar 4.12	Plot Diagnostik Trombosit..... 46	46
Gambar 4.13	Plot Diagnostik Parameter Frailty CAR (λ) 47	47
Gambar 4.14	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Mariso..... 48	48
Gambar 4.15	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Mamajang 48	48
Gambar 4.16	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Tamalate 49	49
Gambar 4.17	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Rappocini 49	49
Gambar 4.18	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Makassar..... 49	49
Gambar 4.19	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Ujung Pandang 50	50
Gambar 4.20	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Wajo 50	50
Gambar 4.21	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Bontoala 50	50
Gambar 4.22	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Ujung Tanah..... 51	51
Gambar 4.23	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Tallo 51	51
Gambar 4.24	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Panakukang 52	52
Gambar 4.25	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Manggala 52	52
Gambar 4.26	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Biringkanaya 52	52
Gambar 4.27	Plot Diagnostik Parameter Spasial Kecamatan Tamalanrea 53	53
Gambar 4.28	Peta Penyebaran Kelangsungan hidup penderita DBD di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar..... 61	61

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Ilustrasi Matriks Ketetanggaan.....	14
Tabel 3.1	Variabel Prediktor (Kovariat)	22
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Pasien DBD d RSUD Wahidin Sudirohusodo.....	39
Tabel 4.2	Hasil Estimasi posterior parameter bentuk dan kovariat pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016.....	53
Tabel 4.3	Hasil Estimasi posterior parameter <i>frailty</i> spasial CAR kovariat pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016	54

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Output Program Indeks Moran	68
Lampiran 2 Tabel Pengujian distribusi Weibull	69
Lampiran 3 Tabel Pengujian Uji Mann.....	79
Lampiran 4 Sintaks Program Frailty Spasial Survival di OpenBugs	86
Lampiran 5 Sintaks Program Indeks Moran	86

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kesehatan merupakan unsur penting dalam kehidupan. Salah satu masalah utama kesehatan masyarakat adalah demam berdarah *dengue*. DBD adalah penyakit akibat virus yang ditularkan oleh vektor nyamuk dan menyebar dengan cepat serta merupakan penyakit yang berpotensi mematikan. Penyakit ini merupakan salah satu penyakit menular yang sering menimbulkan kejadian luar biasa (KLB) atau wabah. Data dari WHO (2013) menunjukkan terjadi peningkatan 30 kali lipat dalam insiden global selama 50 tahun terakhir. Sekitar 390 juta infeksi *dengue* di seluruh dunia, tiga perempat dari orang yang terkena DBD berada di wilayah Asia-Pasifik (Achmadi, 2010).

Di Indonesia demam berdarah *dengue* (DBD) pertama kali ditemukan di kota Surabaya pada tahun 1968. Terdapat 58 orang terinfeksi dan 24 orang diantaranya meninggal dunia, selanjutnya pada tahun 1972 DBD mulai ditemukan di luar Jawa yaitu di Sumatera Barat, Lampung dan Riau. Sejak saat itu penyakit ini menyebar ke seluruh wilayah Indonesia. Penyebaran DBD terus berkembang sampai ke Kota Makassar. Sebagai kota tropis Makassar menjadi kota yang rawan untuk kasus DBD. Dinas kesehatan Kota Makassar mencatat bahwa terjadi fluktuasi yang tajam setiap tahunnya. Tercatat bahwa dari Januari hingga Desember 2013 terdapat 265 kasus DBD. Jumlah ini meningkat dibandingkan dengan jumlah warga yang terkena DBD pada tahun 2012 yang hanya sekitar 86 orang. Selanjutnya berturut-turut jumlah kejadian DBD pada tahun 2014 hingga tahun 2015 adalah 138 dan 142 kasus dengan total yang meninggal karena DBD adalah sekitar 21 orang (Depkes, 2013).

Penyebab waktu kelangsungan hidup penderita demam berdarah *dengue* masih belum diketahui secara pasti. Namun, beberapa faktor yang diduga menjadi pemicu waktu kelangsungan hidup penderita demam berdarah *dengue* yaitu usia, jenis kelamin, kadar *hematokrit*, *leukosit*, *trombosit*, serta *grade*. Adanya faktor-faktor tersebut menunjukkan bahwa terdapat korelasi antara kejadian pada penderita demam berdarah *dengue* dengan lama rawat inap penderita atau waktu kelangsungan hidup penderita. Oleh karena itu, diperlukan

sebuah analisis untuk melihat hubungan antara waktu kelangsungan hidup terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi waktu kelangsungan hidup penderita yang dimodelkan dalam bentuk waktu dengan menggunakan analisis *survival*.

Analisis *survival* merupakan penelitian daya tahan hidup suatu unit atau individu pada keadaan tertentu. Salah satu tujuan analisis *survival* adalah untuk menggambarkan suatu proses yang berhubungan dengan waktu, diawali dengan *time origin* atau *start time* sampai kejadian khusus atau *end poin* antara waktu kejadian (*time to failure*) dan variabel prediktor yang diukur pada saat dilakukan penelitian. (Iriawan, 2011).

Seiring berkembangnya wilayah baik secara administratif maupun ekosistem, penyebaran kejadian DBD dapat bervariasi antara satu wilayah dengan wilayah lainnya. Perbedaan tersebut menyebabkan komponen ruang (spasial) juga harus diperhatikan dalam menangani masalah kesehatan. Hal ini berarti bahwa suatu kejadian mungkin saja terjadi akibat pengaruh dari lokasi di sekitar tempat kejadian tersebut. Pengaruh faktor lokasi disebut sebagai faktor spasial dan memerlukan analisis spasial.

Analisis spasial merupakan suatu analisis dan uraian tentang metode untuk mendapatkan informasi pengamatan yang dipengaruhi efek ruang atau lokasi. Pendekatan spasial secara umum dapat dibedakan menjadi dua, yaitu pendekatan *geostatistical* yang menggunakan lokasi geografis (*latitude dan longitude*) dan pendekatan *lattice* yang menggunakan posisi dari suatu daerah relatif terhadap daerah yang lain.

Banerjee, dkk (2003) mengembangkan model *survival* yang melibatkan dependensi efek acak pada data spasial. Dependensi spasial menyatakan bahwa waktu terjadinya suatu kejadian dipengaruhi oleh suatu daerah yang saling berdekatan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengakomodasi dependensi spasial pada efek acak adalah metode *Bayesian*. Metode *Bayesian* merupakan metode yang banyak digunakan untuk model ini karena mudah dalam proses analisis dengan menggunakan distribusi *likelihood* yang merupakan distribusi dari data, serta distribusi prior yang merupakan informasi awal. Dependensi spasial kemudian dinyatakan melalui prior *conditional autoregressive* (CAR) yang telah dikembangkan oleh Besag, dkk pada tahun

1991. Melalui prior CAR autokorelasi yang semula tidak boleh ada pada efek acak model *survival* menjadi hal yang dibolehkan. Autokorelasi tersebut secara lebih lanjut dinyatakan dalam bentuk adanya hubungan antara daerah-daerah yang saling berdekatan dan dinyatakan dalam bentuk matriks ketetanggaan.

Penelitian tentang metode analisis spasial *survival* telah dikaji oleh beberapa peneliti antara lain: Amalia (2010) meneliti tentang faktor-faktor yang mempengaruhi kesembuhan pasien demam berdarah *dengue* menggunakan *Bayesian mixture survival*. Li dan Ryan (2002) memodelkan data *survival* spasial dengan menggunakan model *frailty semiparametric* pada data simulasi. Rahmi (2016) memodelkan data simulasi menggunakan *survival* spasial dengan pendekatan *Bayesian*.

Menurut Banerjee, dkk (2003) penambahan efek acak spasial pertama kali ditambahkan pada model *survival* oleh Berry dan Stat pada tahun 1990 dan 1991 dengan menyatakan pembobot ketergantungan spasial dalam jumlah atau proporsi daerah yang saling berdekatan. Selanjutnya, pada tahun 2003 Banerjee, dkk mengembangkan model spasial *survival* hierarki melibatkan CAR dengan efek acak (*frailty*) untuk pemodelan spasial *survival* pada data kematian bayi di Minetosa. Namun tidak terbatas pada model *frailty* itu sendiri, pemetaan sebaran penyakit dan faktor resiko kelangsungan hidup terhadap suatu penyakit juga perlu untuk dilakukan. Penelitian tentang pemetaan penyakit telah dikaji oleh beberapa peneliti diantaranya Syahriah, dkk (2015) memetakan penyebaran penyakit DBD menggunakan *Geographic Information System (GIS)* di Minahasa Selatan. Dengan adanya pemetaan penyakit dapat menjadi langkah *preventif* dalam pencegahan penyebaran penyakit ditinjau dari efek ruang (*spatial*).

Berdasarkan ulasan tersebut, penulis tertarik untuk mengkaji tentang model *frailty* spasial *survival* untuk pemetaan penyakit demam berdarah *dengue* di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang maka terdapat beberapa rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana estimasi parameter model *frailty* spasial *survival* berdistribusi CAR?

2. Bagaimana mengaplikasikan model *frailty* spasial *survival* berdistribusi CAR pada data pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar.
3. Bagaimana pemetaan kelangsungan hidup penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar?

1.3 Batasan Masalah

Penelitian ini dibatasi sebagai berikut:

1. Pemodelan data yang digunakan adalah model *frailty* spasial *survival* berdistribusi CAR.
2. Pendekatan spasial yang digunakan adalah pendekatan area atau pendekatan *lattice*.
3. Data yang digunakan merupakan data rekam medik penderita DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo berdistribusi *Weibull* dengan sensor kanan.
4. Komputasi *Bayesian* menggunakan algoritma *Gibbs Sampling*.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memperoleh estimasi parameter pada model *frailty* spasial *survival* berdistribusi CAR.
2. Mengaplikasikan model *frailty* spasial *survival* berdistribusi CAR pada data pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar.
3. Memperoleh pemetaan kelangsungan hidup penderita penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar.

1.5 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memperdalam pemahaman teoritis dan praktis kepada pembaca dan peneliti berikutnya terhadap pengembangan ilmu statistika, khususnya estimasi parameter model *frailty* spasial *survival* berdistribusi CAR dan pemetaan penyakit. Selain itu diharapkan dapat menjadi formulasi pengambilan kebijakan medis dalam hal penanganan kasus demam berdarah *dengue* di RSUD Wahidin Sudirohusodo pada khususnya dan Kota Makassar pada umumnya.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Demam Berdarah

DBD merupakan penyakit menular yang disebabkan oleh virus *dengue* yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti*. Penyakit ini menyerang semua orang dan dapat mengakibatkan kematian terutama pada anak, serta sering menimbulkan kejadian luar biasa atau wabah. DBD terjadi akibat virus yang ditularkan oleh vektor nyamuk dan menyebar dengan cepat. Penyakit ini ditandai dengan demam mendadak dua sampai tujuh hari tanpa penyebab yang jelas, gelisah, nyeri hulu hati, disertai tanda perdarahan dikulit berupa *petechie*, *purpura*, *echymosis*, *epistaksis*, perdarahan gusi, *hematemesis*, *hepatomegali*, *trombositopeni* dan kesadaran menurun atau renjatan (Achmadi, 2010).

2.2 Analisis Survival

Analisis survival adalah teknik statistik yang digunakan untuk menganalisis data. Teknik ini bertujuan untuk mengetahui hasil dari variabel yang mempengaruhi suatu awal kejadian sampai akhir kejadian, seperti waktu (hari, minggu, bulan atau tahun). Bentuk kejadian awal contohnya awal pasien terjangkit dan kejadian akhir contohnya kematian atau kesembuhan pasien (Kleibbaum dan Klein, 2005).

Analisis survival sangat berkaitan dengan waktu kelangsungan hidup individu ataupun kelompok. Waktu kelangsungan (*survival time*) adalah jangka waktu dari awal pengamatan sampai terjadinya suatu peristiwa. Peristiwa itu dapat berupa kegagalan, kematian, respon, timbulnya gejala dan lain-lain (Li dan Ryan, 2002). Dalam analisis survival, suatu data yang tidak mengalami kejadian (*event*) sampai berakhirnya pengamatan ataupun yang hilang dari pengamatan karena alasan tertentu disebut sebagai data tersensor. Sedangkan, data yang mengalami kejadian (*event*) dinyatakan sebagai kegagalan (*failure*). Dalam analisis survival dibutuhkan beberapa hal sebagai berikut:

1. Waktu asal yang terdefinisi dengan baik (waktu ketika suatu objek masuk dalam studi atau pengamatan)
2. Skala waktu pengukuran jelas
3. Waktu akhir yang juga terdefinisi dengan baik.

Menurut Collet (1994) data dikatakan tersensor jika pengamatan waktu *survival* hanya sebagian, tidak sampai peristiwa gagal (*failure event*). Penyebab terjadinya data tersensor antara lain:

1. Objek pindah, meninggal atau menolak untuk berpartisipasi (*loss to follow up*).
2. Perlakuan dihentikan karena alasan tertentu (*drop out*).
3. Masa penelitian berakhir sementara objek yang diobservasi belum mencapai peristiwa gagal (*termination*).

2.2.1 Fungsi Kepadatan Peluang

Fungsi kepadatan peluang didefinisikan sebagai peluang suatu individu mengalami kejadian dalam interval waktu t sampai $(t + \Delta t)$ yang dinotasikan dengan $f(t)$. Fungsi ini diberikan pada persamaan (2.1):

$$\begin{aligned} f(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{P(t \leq T < (t + \Delta t))}{\Delta t} \right], \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right], \end{aligned} \quad (2.1)$$

T merupakan variabel acak *non* negatif dalam interval $[0, \infty)$ dan $F(t)$ merupakan fungsi distribusi kumulatif dari T . Fungsi ini didefinisikan sebagai peluang suatu individu mengalami kejadian sampai dengan waktu t yang dituliskan pada persamaan (2.2):

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(x) dx. \quad (2.2)$$

2.2.2 Fungsi Survival

Menurut Klein dan Moeschberger (2003) fungsi survival didefinisikan sebagai peluang suatu objek bertahan setelah waktu $ke - t$, yang dinotasikan dengan $S(t)$ dan diberikan pada persamaan (2.3):

$$\begin{aligned} S(t) &= P(T \geq t) = 1 - F(t), \\ &= \int_t^{\infty} f(x) dx, \end{aligned} \quad (2.3)$$

dengan menggunakan definisi fungsi kumulatif untuk $F(t) = P(T \leq t)$, fungsi survival dapat diberikan seperti pada persamaan (2.4):

$$\begin{aligned} S(t) &= P(T \geq t), \\ &= 1 - P(T \leq t), \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= 1 - F(t), \\
 F(t) &= 1 - S(t),
 \end{aligned} \tag{2.4}$$

dengan menurunkan masing masing ruas terhadap t maka diperoleh:

$$\begin{aligned}
 \frac{d(F(t))}{dt} &= \frac{d(1 - S(t))}{dt}, \\
 f(t) &= -\frac{d(S(t))}{dt}, \\
 f(t) &= -\frac{d(S(t))}{dt} = -S'(t).
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Menurut Kleinbaum dan Klein (2005), secara teori fungsi *survival* dapat diplot sebagai kurva *survival* yang menggambarkan peluang ketahanan suatu individu pada waktu t dalam interval 0 sampai ∞ . Fungsi *survival* mempunyai beberapa karakteristik, sebagai berikut:

1. Fungsi *survival* merupakan fungsi monoton tak naik.
2. Pada saat $t = 0$, $S(t) = S(0) = 1$.
3. Pada saat $t = \infty$, $S(t) = S(\infty) = 0$.

2.2.3 Fungsi Hazard

Fungsi *hazard* atau dapat juga disebut sebagai *hazard rate* dinotasikan dengan $h(t)$ merupakan laju kegagalan sesaat antara selang waktu t dan $(t + \Delta t)$ dengan asumsi objek telah bertahan sampai waktu ke- t , yang didefinisikan pada persamaan (2.6):

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T > t)}{\Delta t}, \tag{2.6}$$

untuk T merupakan suatu variabel acak dan t merupakan nilai dari variabel acak, dengan menggunakan teorema peluang bersyarat maka diperoleh persamaan untuk *hazard rate* sebagai persamaan (2.7):

$$\begin{aligned}
 h(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \right] \\
 &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{P[t \leq T < (t + \Delta t) \cap (T > t)]}{P(T > t) \cdot \Delta t} \right] \\
 &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{P[t \leq T < (t + \Delta t)]}{S(t) \cdot \Delta t} \right]
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{S(t) \cdot \Delta t} \right] \\
&= \frac{1}{S(t)} \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right] \\
&= \frac{F'(t)}{S(t)} = \frac{f(t)}{S(t)} \tag{2.7}
\end{aligned}$$

2.3 Data tersensor

Menurut Collet (1994), suatu data dikatakan tersensor jika waktu kelangsungan hidup seseorang yang menjadi objek observasi hanya terjadi pada periode waktu yang telah ditentukan (interval pengamatan), sedangkan informasi yang ingin diketahui atau kejadian tidak terjadi dalam interval tersebut, dengan kata lain tidak diperoleh informasi apapun yang diinginkan selama interval pengamatan.

Ada empat jenis penyensoran yaitu sensor kanan (*right censoring*), sensor kiri (*left censoring*), sensor selang (*interval censoring*), dan sensor acak (*random censoring*). Sensor kanan terjadi jika individu yang diamati masih tetap hidup pada saat waktu yang telah ditentukan. Sensor kiri terjadi jika semua informasi yang ingin diketahui dari seorang individu telah dapat diperoleh pada awal studi. Sensor selang jika informasi yang dibutuhkan telah dapat diketahui pada kejadian peristiwa didalam selang pengamatan. Sensor acak terjadi apabila individu yang di amati meninggal karena sebab lain, bukan disebabkan dari tujuan utama penelitian (Klein dan Moeschberger, 2003).

2.4 Distribusi Weibull

Distribusi Weibull pertama kali diperkenalkan oleh oleh Wallodi Weibull pada awal tahun 1939. Distribusi Weibull merupakan salah satu distribusi kontinu dalam teori probabilitas statistik karena kemampuannya untuk mendekati berbagai jenis sebaran data.

Menurut Walpole dan Myers dalam Beren (2016) distribusi Weibull dapat pula digunakan pada persoalan keandalan dan pengujian *life time* seperti rentang waktu sampai kegagalan suatu komponen terjadi atau daya tahan suatu komponen diukur dari suatu waktu tertentu sampai mengalami kerusakan.

Fungsi kepadatan peluang dari sebaran Weibull diberikan pada persamaan (2.8):

$$f(t; \alpha, \theta) = \frac{\alpha t^{\alpha-1}}{\theta^\alpha} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha\right\}, \quad t \geq 0, \alpha > 0, \theta > 0. \quad (2.8)$$

Parameter α dan θ menentukan bentuk dan skala sebaran. Jika $\theta^{-\alpha} = \mu$ maka fungsi kepadatan peluang sebaran Weibull menjadi

$$f(t; \alpha, \mu) = \alpha \mu t^{\alpha-1} \exp(-\mu t^\alpha). \quad (2.9)$$

2.5 Model *Proportional Hazard*

Jika resiko gagal pada waktu tertentu bergantung pada nilai x_1, x_2, \dots, x_n dari p variabel kovariat, X_1, \dots, X_p , maka nilai variabel tersebut diasumsikan telah tercatat sebagai *time origin*. Model *proportional hazard* adalah

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p), \quad (2.10)$$

dengan :

- t : Waktu observasi
- X_1, X_2, \dots, X_p : Variabel kovariat
- $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$: Parameter kovariat
- $h_0(t)$: *Baseline hazard*

2.6 *Likelihood Fungsi Survival*

Model parametrik dapat diberikan melalui sebuah hasil fungsi *survival* dalam bentuk *likelihood*. Untuk sensor kanan dapat didefinisikan sebagai:

$$L = \prod_u f(t_u) \prod_c S(t_c), \quad (2.11)$$

dengan u notasi untuk tidak tersensor dan c notasi untuk sensor kanan. Bentuk *likelihood* sederhana jika diasumsikan sebuah indikator sensor γ , dengan 0 untuk sensor dan 1 untuk tidak sensor adalah

$$L = \prod_{all\ t} h(t)^{\gamma} S(t), \quad (2.12)$$

2.7 Distribusi Waktu Gagal (*Failure Time Distribution*)

Menurut Lawson dalam Rahmi (2013) Model *survival* parametrik merupakan model yang memuat sebuah distribusi waktu gagal. Jika diasumsikan waktu gagal mengikuti sebuah distribusi Weibull maka peluang dari waktu gagal t_i dalam distribusi Weibull diberikan pada persamaan (2.13):

$$f(t_i) = \alpha \mu t_i^{\alpha-1} \exp(-\mu t_i^\alpha), \quad (2.13)$$

dengan $\alpha > 0$ merupakan parameter bentuk (*shape parameter*) dan $\mu > 0$ merupakan parameter skala (*scale parameter*).

Fungsi *survival* dan fungsi *hazard* diberikan pada persamaan (2.14):

$$S(t_i) = 1 - \int_0^{t_i} f(u) du = \exp(-\mu t_i^\alpha), \quad (2.14)$$

$$h(t_i) = \frac{f(t_i)}{S(t_i)}.$$

Jika diasumsikan bahwa sebuah bentuk prediktor terhubung ke parameter μ_i maka setiap unit μ_i akan berbeda bergantung kovariat. Spesifikasi log-linear sering digunakan, dengan memasukkan efek spasial, dapat dispesifikasikan menjadi:

$$\log(\mu_i) = \beta_i X_i + W, \quad (2.15)$$

dengan :

β :Parameter kovariat

X :Variabel kovariat

i :1,2, ..., n individu

W : Efek acak

2.8 Model *Survival* Spasial

Data waktu hingga terjadinya suatu kejadian seringkali dikelompokkan dalam strata atau kelompok-kelompok seperti wilayah geografis. Dalam analisis *survival* waktu gagal, T adalah waktu gagal sampai sampel ke- i yang dinotasikan sebagai t_i , $i = 1, \dots, n$. Pada kondisi tertentu waktu gagal dapat dipengaruhi berupa sebuah lokasi yang dinotasikan sebagai s_i atau efek kontekstual spasial yang dinotasikan sebagai W . Efek kontekstual merupakan penyederhanaan sebuah faktor yang dapat berkorelasi spasial sehingga daerah yang berdekatan memiliki

resiko yang sama. Setiap unit observasi bisa memiliki kovariat terkait dan untuk i unit dinotasikan sebagai X_i (Lawson, 2009).

Dalam model parameterik Weibull, *hazard rate* dapat diberikan dengan persamaan (2.16):

$$\begin{aligned} h(t_{ij}; x_{ij}) &= \alpha t_{ij}^{\alpha-1} \exp(\beta^T X_{ij}) \\ &= h_0(t_{ij}) \exp(\beta^T X_{ij}) \end{aligned} \quad (2.16)$$

Sedangkan pada model *survival* spasial menyertakan *frailty* diberikan pada persamaan (2.17):

$$\begin{aligned} h(t_{ij}; x_{ij}) &= h_0(t_{ij}) \exp(\beta^T X_{ij} + W_i) \\ &= \alpha t_{ij}^{\alpha-1} \exp(\beta^T X_{ij} + W_i) \end{aligned} \quad (2.17)$$

dengan :

- t : Waktu observasi
- X : Variabel kovariat
- β : Parameter kovariat
- α : Parameter bentuk (*baseline hazard* dalam model *Weibull*)
- W : Efek acak

Baseline hazard dikatakan monoton naik jika $\alpha > 1$ dan *baseline hazard* dikatakan monoton turun jika $\alpha < 1$, sedangkan $\alpha = 1$ menyatakan *baseline hazard* konstan atau datar. W_i merupakan partisi daerah ke i . Wilayah D diindeks dengan pola setiap kecamatan. Partisi tersebut disebut sebagai *lattice*. Model ini menggunakan metode menggabungkan informasi tentang daerah yang berdekatan/bertetangga satu sama lain, akibatnya distribusi efek acak W diberikan sebagai:

$$W|\lambda \sim CAR(\lambda) \quad (2.18)$$

Model disebut sebagai model *conditional autoregressive* yang menunjukkan adanya ketergantungan spasial pada komposisi kovarian di mana λ adalah distribusi parameter CAR menyatakan presisi atau varians kebalikan dari yang distribusi efek acak (θ) (Banerjee, dkk 2003).

2.9 Model Spasial *Frailty*

2.9.1 Model *Geostatistical*

Model *geostatistical* atau geostatistik mengadopsi pendekatan tradisional untuk pemodelan hubungan spasial antara pengamatan pada set lokasi spasial yang tepat. Cressie (1993) menyebut model geostatistik sebagai sebuah proses acak $Y(s)$ yang di indeks secara terus menerus diseluruh ruang D mewakili wilayah geografis. Model spasial dengan pendekatan *geostatistical* merupakan pendekatan yang menitik beratkan pada pendekatan geografis (lintang dan bujur).

2.9.2 Model *Lattice*

Berbeda dengan model *geostatistical*, pada model *lattice* kelemahan *geostatistical* yang mengasumsikan proses acak W diindeks terus menerus sepanjang ruang D . Pada model ini diasumsikan bahwa W adalah indeks setiap kecamatan atau daerah yang membentuk partisi dari ruang D . Model ini sering disebut sebagai model *lattice*, dimana partisi ruang D adalah *lattice*. Model jenis ini biasanya menggabungkan informasi tentang kedekatan daerah diberikan sebagai berikut:

$$W|\lambda \sim \text{CAR}(\lambda) \quad (2.19)$$

CAR singkatan struktur *conditional autoregressive* (Besag dkk, 1991). Bentuk yang paling umum dari prior ini memiliki distribusi *proporsional* bersama yang diberikan pada persamaan (2.20):

$$\lambda^{1/2} \exp \left[-\frac{\lambda}{2} \sum_{i \text{ adj } i'} (W_i - W_{i'})^2 \right] \propto \lambda^{1/2} \exp \left[-\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1}^I m_i W_i (W_i - \bar{W}_i) \right] \quad (2.20)$$

dengan $i \text{ adj } i'$ menunjukkan bahwa daerah i dan daerah i' adalah tetangga. \bar{W}_i adalah rata-rata dari $W_{i' \neq i}$ yang berdekatan dengan W_i dan m_i adalah jumlah tetangga. Prior CAR merupakan anggota dari kelas prior perbedaan berpasangan yang diidentifikasi hanya sampai konstanta aditif. Untuk mengizinkan data mengidentifikasi *intercept* β_0 dalam fungsi *hazard* pada persamaan (2.16), ditambahkan kendala $\sum_{i=1}^I W_i = 0$, akibatnya prior spesifikasi diberikan:

$$W_i | W_{i' \neq i} \sim N(\bar{W}_i, 1/(\lambda m_i)) \quad (2.21)$$

pada penelitian ini peneliti menggunakan model *frailty lattice*.

2.10 Autokorelasi Spasial

Secara umum autokorelasi spasial adalah suatu keadaan dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan pada nilai suatu variabel prediktor tertentu di suatu daerah-daerah yang saling berdekatan. Jika terdapat pola sistematis di dalam penyebaran variabel maka terhadap korelasi yang mengidentifikasi bahwa nilai variabel prediktor pada daerah lainnya yang letaknya berdekatan bertetangga. Autokorelasi spasial dapat pula diartikan sebagai taksiran dari korelasi antar nilai amatan yang berkaitan dengan lokasi spasial pada variabel yang sama. Autokorelasi spasial umumnya terbagi atas dua yaitu autokorelasi spasial positif dan autokorelasi spasial negatif. Autokorelasi spasial positif menunjukkan adanya kemiripan nilai dari lokasi-lokasi yang berdekatan dan cenderung berkelompok. Sedangkan autokorelasi spasial yang negatif menunjukkan bahwa lokasi-lokasi yang berdekatan mempunyai nilai yang berbeda dan cenderung menyebar (Mahmudah dan Henny, 2014)

2.10.1 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial merupakan matriks yang menggambarkan hubungan antara suatu wilayah dengan wilayah yang lain. Menurut Lesage (1998), matriks pembobot spasial bersifat simetris berukuran $(n \times n)$ dan mempunyai diagonal utama yang selalu bernilai nol. Adapun pembobot dalam bentuk matriks adalah sebagai berikut :

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \dots & w_{nn} \end{bmatrix}$$

Matriks W berdasarkan hubungan persinggungan batas wilayah (*contiguity*) menyatakan bahwa interaksi spasial terjadi antar wilayah yang bertetangga, yaitu interaksi yang memiliki persinggungan batas wilayah (*common boundary*).

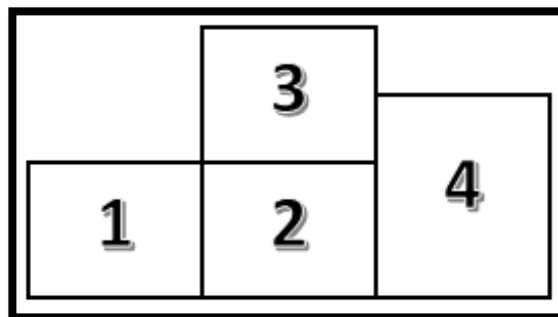
Terdapat beberapa kemungkinan dalam hal pembuatan suatu matriks pembobot, antara lain sebagai berikut.

- a. *Linier contiguity* adalah persinggungan wilayah yang di kanan atau kirinya berhubungan langsung dengan wilayah lain yang bertetangga atau bisa disebut sebagai persinggungan tepi.

- b. *Rook contiguity* adalah persinggungan sisi wilayah satu dengan sisi wilayah lain yang bertetangga.
- c. *Bishop contiguity* adalah persinggungan sudut wilayah satu dengan wilayah lain yang bertetangga.
- d. *Queen contiguity* adalah persinggungan sisi maupun sudut wilayah satu dengan lain yang saling bertetangga, atau dengan kata lain perpaduan antara *rook contiguity* dan *bishop contiguity*.

Pada dasarnya, tidak ada teori yang secara implisit menjelaskan secara khusus dalam hal pemilihan matriks pembobot untuk model spasial dependen. Namun, pada penelitian ini, peneliti menggunakan matriks pembobot *queen contiguity*.

Berikut adalah ilustrasi pembuatan matriks ketetanggaan dengan menggunakan *queen contiguity*.



Gambar 2.1 Ilustrasi Ketetanggaan

Gambar 2.1 merupakan ilustrasi wilayah sebagai pengamatan pada peta dengan matriks *queen contiguity*. Elemen matriks didefinisikan dengan nilai satu ($w_{ij} = 1$) untuk wilayah yang berisisian dengan daerah yang menjadi perhatian. Kemudian daerah lainnya didefinisikan dengan dengan nilai nol ($w_{ij} = 0$).

Tabel 2.1 Ilustrasi Matriks Ketetanggaan

Daerah yang menjadi perhatian	Daerah yang bersisian
1	2;3
2	1;3;4
3	1;2;4
4	2;3

Gambar 2.1 diilustrasikan memiliki empat wilayah amatan sehingga diperoleh susunan matriks pembobot berukuran 4x4. Konstruksi matriks *queen contiguity* berdasarkan Gambar 2.1 dan ilustrasi pada Tabel 2.1 adalah

$$W_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{untuk } i \text{ dan } j \text{ yang berdekatan} \\ 0, & \text{untuk lainnya} \end{cases}$$

sehingga diperoleh matriks pembobot \tilde{W}

$$\tilde{W} = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Baris dan kolom menyatakan daerah yang ada pada peta. Matriks yang diperoleh akan dibentuk dalam bentuk matriks normalisasi dengan menggunakan *row standardization* yang didasarkan pada jumlah tetangga pada satu baris yang sama pada matriks pembobot. Adapun normalisasi matriks atau normalisasi baris dimana jumlah baris dari setiap matriks bernilai satu kemudian dibagi dengan setiap elemen di dalam satu baris dengan total nilai di setiap baris tersebut (LeSage, 1998).

Normalisasi baris matriks dinotasikan sebagai berikut:

$$W_{ij} = \frac{\tilde{w}_{ij}}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad ; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.22)$$

kemudian matriks \tilde{W} dinormalisasi berdasarkan persamaan (2.22) maka diperoleh matriks pembobot normalisasi baris sebagai berikut:

$$W = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{3} & 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} \\ \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & 0 \end{pmatrix}$$

2.10.2 Indeks Moran

Indeks Moran merupakan statistik uji yang digunakan untuk melakukan pengujian terhadap autokorelasi spasial. Indeks Moran ini adalah ukuran korelasi antara pengamatan yang saling berdekatan dengan membandingkan nilai di suatu daerah dengan nilai pengamatan di daerah lainnya. Statistik Global Moran's I dapat ditulis

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.23)$$

I : Indeks Moran

y_i : Nilai amatan pada lokasi i

y_j : Nilai amatan pada lokasi j

\bar{y} : rata rata dari jumlah variabel atau nilai

W_{ij} : elemen pada pembobot terstandarisasi antara daerah i dan j .

Rentang nilai dari Indeks Moran dalam kasus matriks pembobot spasial terstandarisasi adalah $-1 \leq I \leq 1$. Nilai $-1 \leq I < 0$ menunjukkan adanya autokorelasi spasial negatif, sedangkan nilai $0 < I \leq 1$ menunjukkan adanya autokorelasi spasial positif, nilai Indeks Moran bernilai nol mengindikasikan data tidak berkelompok.

2.11 Estimasi Parameter

2.11.1 Pendekatan Bayesian

Dalam teori estimasi, dikenal dua pendekatan yaitu pendekatan statistika klasik dan pendekatan statistika *Bayesian*. Statistika klasik sepenuhnya mengandalkan proses inferensi pada data sampel yang diambil dari populasi. Sedangkan statistika *Bayesian*, disamping memanfaatkan data sampel yang diperoleh dari populasi juga memperhitungkan suatu distribusi awal yang disebut prior. Inferensi statistik dengan pendekatan statistika *Bayesian* berbeda dengan pendekatan statistika klasik. Pendekatan statistika klasik memandang parameter θ sebagai parameter yang bernilai tetap. Pendekatan statistika *Bayesian* memandang parameter θ sebagai variabel acak yang memiliki distribusi, disebut distribusi prior. (Hidayah, 2010).

2.11.2 Fungsi Likelihood

Fungsi *likelihood* merupakan fungsi kepadatan bersama $f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$ dari variabel-variabel acak X_1, X_2, \dots, X_n . Misal terdapat n pengamatan x_1, x_2, \dots, x_n yang masing-masing mempunyai suatu fungsi kepadatan peluang $f(x, \theta)$, fungsi *likelihood* suatu fungsi dari θ yang dinotasikan dengan $L(\theta)$, yakni $L(\theta) = f(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$ yaitu :

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta). \quad (2.24)$$

2.11.3 Distribusi Prior

Distribusi Prior merupakan distribusi awal yang harus diketahui untuk menentukan distribusi posterior suatu data. Jika dalam menentukan distribusi prior tidak tepat, maka distribusi posterior juga tidak akan tepat. Sehingga dalam alur kerja metode *Bayesian* sangatlah perlu untuk menentukan distribusi prior dengan tepat. Permasalahan utama dalam metode *Bayesian* adalah bagaimana memilih distribusi prior $\pi(\theta)$, dimana prior menunjukkan ketidakpastian tentang parameter θ yang tidak diketahui. Box dan Tiao (1973) membagi prior menjadi beberapa kelompok berdasarkan fungsi *likelihood*nya :

1. Berkaitan dengan bentuk distribusi hasil identifikasi pola datanya
 - a. Distribusi prior konjugat (*conjugate*), mengacu pada acuan analisis model terutama dalam pembentukan fungsi *likelihood*nya sehingga dalam penentuan prior konjugat selalu dipikirkan mengenai penentuan pola distribusi prior yang mempunyai bentuk konjugat dengan fungsi kepadatan peluang pembangun *likelihood*nya.
 - b. Distribusi prior tidak konjugat (*non-conjugate*), apabila pemberian prior pada suatu model tidak mengindahkan pola pembentuk fungsi *likelihood*nya.
2. Berkaitan dengan penentuan masing-masing parameter pada pola distribusi prior tersebut.
 - a. Distribusi prior non-informatif, apabila pemilihan distribusi priornya tidak didasarkan pada informasi yang ada sebelumnya. Apabila pengetahuan tentang prior sangat lemah, maka dapat digunakan prior berdistribusi normal dengan rata-rata nol dan variansi besar. Efek dari penggunaan prior dengan rata-rata nol adalah estimasi parameternya dihaluskan menuju nol. Tetapi, karena pemulusan ini dilakukan oleh varian, maka pemulusan tersebut bisa diturunkan dengan meningkatkan varian.
 - b. Distribusi prior informatif, mengacu pada pemberian parameter dari distribusi prior yang telah dipilih baik distribusi prior konjugat atau tidak.

3. *Proper* dan *improper prior*, merupakan prior yang bergantung pada pemberian *densitas* atau bobot I setiap titik apakah berdistribusi secara *uniform* atau tidak.
4. *Pseudo prior* merupakan prior yang bergantung berdasarkan hasil elaborasi pendapat kaum *frequentist* (Mahmudah dan Henny, 2015).

Pada penelitian ini penulis menggunakan gabungan antara prior konjugat dan prior informatif.

2.11.4 Distribusi Posterior

Salah satu hal yang penting dalam tahapan estimasi dengan metode *bayesian* adalah menentukan distribusi posterior. Distribusi Posterior dapat diketahui dengan cara mengalikan distribusi prior dengan fungsi *likelihood*. Distribusi posterior merupakan fungsi kepadatan bersyarat θ jika nilai observasi X diketahui yang dituliskan pada persamaan (2.25):

$$f(\theta|x_i) = \frac{f(\theta, x_i)}{f(x_i)} . \quad (2.25)$$

Jika θ kontinu maka distribusi prior dan posterior θ dinyatakan dengan fungsi kepadatan. Fungsi kepadatan bersyarat satu variabel acak jika diketahui nilai variabel acak kedua adalah fungsi kepadatan bersama dua variabel acak itu dibagi dengan fungsi kepadatan marginal variabel acak kedua. Tetapi, fungsi kepadatan bersama $f(\theta, x_i)$ dan fungsi kepadatan marginal $f(x_i)$ pada umumnya tidak diketahui, hanya distribusi prior dan fungsi *likelihood* yang biasanya dinyatakan (Rahmi, 2016).

Reskianti (2013) menuliskan bahwa menurut Soejoeti dan Soebanar (1988)

fungsi kepadatan bersama yang diperlukan dapat ditulis dalam bentuk distribusi prior dan fungsi *likelihood* diberikan pada persamaan (2.26):

$$f(\theta, x_i) = f(\theta)f(x_i; \theta) , \quad (2.26)$$

$f(x_i; \theta)$ merupakan fungsi *likelihood* dan $f(\theta)$ merupakan distribusi prior. Selanjutnya diketahui fungsi marginal sebagai persamaan (2.27):

$$f(x_i) = \int_0^{\infty} f(\theta)f(x_i; \theta)d\theta , \quad (2.27)$$

sehingga fungsi kepadatan posterior untuk variabel acak kontinu dapat ditulis sebagai persamaan (2.28):

$$f(\theta|x_i) = \frac{f(\theta)f(x_i; \theta)}{\int_0^\infty f(\theta)f(x_i; \theta)d\theta} \quad (2.28)$$

sedangkan untuk variabel acak diskrit, fungsi kepadatan posterior diberikan pada persamaan (2.29):

$$f(\theta|x_i) = \frac{f(\theta)f(x_i; \theta)}{\sum f(\theta)f(x_i; \theta)}. \quad (2.29)$$

2.12 Komputasi Bayesian

2.12.1 Markov Chain Monte Carlo

Metode Markov Chain Monte Carlo merupakan metode simulasi untuk mendapatkan data sampel dari suatu variabel acak dengan teknik sampling yang menggunakan sifat rantai Markov. Menurut Walsh (2004). MCMC digunakan untuk mendapatkan nilai estimasi parameter dengan mensimulasikan pengambilan sampel secara langsung dari distribusi posterior yang kompleks. MCMC cukup efektif untuk menentukan nilai estimasi parameter suatu variabel acak yang berdimensi tinggi sehingga memerlukan sebuah solusi alternatif dengan pendekatan numerik.

Ada beberapa teknik yang tersedia untuk integrasi numerik dan sebagian besar metode yang ada sangat berhubungan dengan ide yang ada pada integral Monte Carlo. Teknik integrasi dengan MCMC dilakukan untuk memperoleh sebuah nilai harapan (*expectation*). Dalam bentuk yang sederhana dapat dituliskan seperti pada persamaan (2.30):

$$\int_b^a f(x)p(x)dx \cong \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f(x_i) \quad (2.30)$$

dimana nilai x_1, x_2, \dots, x_n dapat diperoleh dari kepadatan $p(x)$ dalam interval (a, b) . Pada analisis Bayesian, penggunaan MCMC dapat mempermudah analisisnya, sehingga keputusan yang diambil dari hasil analisis dapat dilakukan dengan cepat dan tepat.

Menurut Iriawan (2001) terdapat dua kemudahan yang diperoleh dari penggunaan metode MCMC pada analisis Bayesian. Pertama, metode MCMC dapat menyederhanakan bentuk integral yang kompleks dengan dimensi besar

menjadi bentuk integral yang sederhana dengan satu dimensi. Kedua, dengan menggunakan metode MCMC, estimasi densitas data dapat diketahui dengan cara membangkitkan suatu rantai Markov yang berurutan sebanyak N yang cukup besar. Pada metode MCMC terdapat beberapa algoritma yaitu algoritma *Metropolis-Hasting* dan *Gibbs Sampling*. Algoritma *Metropolis-Hasting* mentikberatkan kepada penggunaan jika terdapat salah satu parameter yang tidak diketahui serta untuk membangkitkan barisan sampel menggunakan mekanisme penerimaan dan penolakan. Sedangkan, Algoritma *Gibbs Sampling* merupakan metode MCMC yang membangkitkan variabel acak dari distribusi marginal secara tidak langsung tanpa menghitung densitasnya. Algoritma ini diimplementasikan pada program WinBUGS 1.4 atau perangkat lunak sejenis lainnya.

2.12.2 Algoritma Gibbs Sampling

Gibbs Sampling merupakan teknik untuk membangkitkan variabel acak dari distribusi marginal secara tidak langsung tanpa harus menghitung densitasnya. Dengan menggunakan *Gibbs Sampling* perhitungan yang sulit dapat dihindari. *Gibbs Sampling* tidak menghitung atau menaksir $f(x)$ sebagai suatu densitas marginal dari suatu densitas gabungan beberapa parameter secara langsung tetapi dilakukan dengan membangkitkan sampel $x_1, x_2, \dots, x_n \sim f(x)$ dari suatu distribusi *full conditional* (Iriawan, 2011). Dengan melakukan simulasi *Gibbs Sampling* MCMC, dibangkitkan beberapa data x dengan distribusi bersyarat $f(x|y_1, y_2, \dots, y_p)$ selain karakteristik distribusi marginalnya $f(x)$ diestimasi berdasarkan pada data data simulasi MCMC tersebut. Dengan data yang sangat besar jumlahnya, maka nilai-nilai yang diperoleh berdasarkan data tersebut telah mencerminkan kondisi suatu populasinya (Kinasih, 2009).

Menurut Gilks dan Wild (1995) *Gibbs Sampling* adalah algoritma MCMC tinggi. Konsep utama dalam *Gibbs sampling* adalah bagaimana menemukan bentuk distribusi bersyarat univariat, dimana dalam distribusi tersebut memuat semua variabel-variabel acak dengan satu variabel saja yang ditentukan nilainya.

Algoritma *Gibbs sampling* diberikan sebagai berikut :

- 1) Tentukan nilai awal $x^0 = x_1^{(0)}, \dots, x_p^{(0)}$
- 2) Ulangi langkah untuk $j = 1, 2, \dots, M$

Bangkitkan $X_1^{(j+1)}$ dari $f_1(x_1|x_2^{(j)}, x_3^{(j)}, \dots, x_p^{(j)})$

Bangkitkan $X_2^{(j+1)}$ dari $f_2(x_2|x_1^{(j+1)}, x_3^{(j)}, \dots, x_p^{(j)})$

⋮

Bangkitkan $X_p^{(j+1)}$ dari $f_p(x_p|x_1^{(j+1)}, \dots, x_{p-1}^{(j+1)})$

3) Lanjut nilai $\{x^1, x^2, \dots, x^M\}$

Densitas f_1, f_2, \dots, f_p disebut distribusi bersyarat penuh (*full conditional distribution*) dan densitas yang digunakan untuk simulasi. Walaupun dalam dimensi tinggi semua simulasi adalah univariat. Dalam *Gibbs sampling* tidak ada mekanisme penerimaan dan penolakan semua sampel hasil simulasi diterima (Thamrin, 2013).

2.13 WinBUGS

WinBUGS merupakan singkatan Windows untuk *Bayesian Using Gibbs Sampling*, paket UNIX sebagai singkatan untuk inferensi *Bayesian* menggunakan *Gibbs Sampling*. Paket *Bayesian* paling berkembang dengan baik dan umum yang tersedia sampai saat ini. Paket ini tersedia secara bebas dari situs <http://www.mrc-bsu.cam.ac.uk/bugs/welcome.shtml>. Perangkat lunak ini dilengkapi dengan user manual, serta dua contoh manual yang sangat besar membantu untuk belajar bahasa dan berbagai strategi untuk analisis data *Bayesian*. WinBUGS memiliki lingkungan yang interaktif yang memungkinkan pengguna untuk menentukan model hirarki dan melakukan *Gibbs sampling* untuk menghasilkan sampel posterior, diagnostik konvergensi, cek model, perbandingan, dan plot lainnya (Banerjee dkk, 2004).

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data rekam medik pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar tahun 2016. Adapun pasien DBD yang menjadi sampel pada penelitian ini adalah pasien yang beralamat di Kota Makassar.

3.2 Identifikasi Variabel

a. Variabel respon

Variabel respon dari penelitian ini adalah lama rawat inap pasien yang dinotasikan dengan t , yaitu lama rawat inap pasien DBD sampai dengan dinyatakan boleh pulang baik dalam keadaan membaik, sembuh, dirujuk, atau bahkan meninggal.

b. Variabel Prediktor (Kovariat)

Variabel Prediktor atau kovariat dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tabel 3.1. Variabel Prediktor (Kovariat)

Variabel	Deskripsi	Tipe	Kategori	
X_1	Usia	Kontinu	-	
X_2	Jenis Kelamin	Kategorik	1. Perempuan 2. Laki-Laki	
X_3	Grade	Kategorik	1. Grade I 2. Grade II 3. Grade III 4. Grade IV	
X_4	Kadar Hematokrit	Kategorik	1. > 50 % 2. 46-50%	3. 41-45% 4. < 40%
X_5	Kadar Hemoglobin	Kategorik	1. < 11,4 2. 11,4-17,1	3. > 17,1
X_6	Kadar Leukosit	Kategorik	1. < 4300 2. 4300-11300 3. > 11300	
X_7	Kadar Trombosit	Kategorik	1. 50.000 2. 50.000-100.000 3. 100.000-150.000 4. > 150.000	

c. Variabel Spasial

Variabel spasial dalam penelitian ini dinyatakan dalam bentuk *latice* yaitu setiap kecamatan yang dinotasikan dengan W sebagai berikut:

W_1 : Mariso	W_8 : Bontoala
W_2 : Mamajang	W_9 : Ujung Tanah
W_3 : Tamalate	W_{10} : Tallo
W_4 : Rappocini	W_{11} : Panakukang
W_5 : Makassar	W_{12} : Manggala
W_6 : Ujung pandang	W_{13} : Biringkanaya
W_7 : Wajo	W_{14} : Tamalanrea

3.3 Prosedur Kerja

Adapun langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian ini adalah :

1. Melakukan Analisa statistika deksriptif pada data.

Analisis Statistika deskriptif bertujuan untuk melihat deksripsi dari lokasi penelitian serta karakteristik dari data penelitian. Adapun karakteristik data pada penelitian ini ditunjukkan dengan mencari nilai rata-rata, standar deviasi, nilai minimum serta nilai maksimum. Untuk mendapatkan statistika deskriptif dari data, digunakan bantuan *tolls* pada Microsoft excel.

2. Membentuk matriks pembobot spasial menggunakan *queen contiguity*.

Queen contiguity adalah persinggungan sisi maupun sudut wilayah satu dengan lain yang saling bertetangga dan Melakukan uji autokorelasi menggunakan Indeks Moran. Indeks Moran digunakan untuk mengidentifikasi adanya pengaruh spasial pada wilayah observasi.

Untuk mengidentifikasi adanya autokorelasi spasial atau tidak, dilakukan uji signifikansi Indeks Moran dengan hipotesis:

$$H_0: I = 0 \text{ (tidak ada autokorelasi antar lokasi)}$$

$$H_1: I \neq 0 \text{ (ada autokorelasi antar lokasi)}$$

3. Mengidentifikasi distribusi Weibull pada data dengan cara membuat plot antara $\ln(t)$ dan $\ln(-\ln(s(t)))$. Selain itu, digunakan uji Mann untuk pengujian distribusi Weibull pada data. Berikut adalah langkah-langkah uji Mann untuk pengujian distribusi Weibull suatu data:

- a. Hipotesis

H_0 :Data berdistribusi Weibull

H_1 :Data tidak berdistribusi Weibull

b. Taraf Signifikansi (α)

Taraf signifikansi α adalah sebesar 5% atau 0.05

c. Statistik Uji

Statistik uji yang digunakan adalah statistik uji Mann, yaitu:

$$M = \frac{k_1 \sum_{i=k_1+1}^{n-1} \left(\frac{\ln(s_{i+1}) - \ln(s_i)}{M_i} \right)}{k_2 \sum_{i=1}^{k_1} \left(\frac{\ln(s_{i+1}) - \ln(s_i)}{M_i} \right)}$$

dengan:

s_i = data pada pengamatan ke- i

M_i = nilai pendekatan Mann untuk data ke- i

n = banyaknya data

$$k_1 = \frac{n}{2}$$

$$k_2 = \frac{n-1}{2}$$

Nilai dari M_i yang digunakan dapat dihitung dengan menggunakan formula sebagai berikut:

$$M_i = Y_{i+1} - Y_i$$

dengan :

$$Y_i = \ln \left[-\ln \left(1 - \frac{i - 0.5}{n + 0.25} \right) \right]$$

d. Kriteria keputusan

Pengambilan keputusan dilakukan dengan membandingkan antara nilai Mann dan nilai F tabel. H_0 diterima jika nilai $M < F_{\alpha, df_1, df_2}$, sebaliknya H_0 ditolak jika nilai $M \geq F_{\alpha, df_1, df_2}$.

4. Memodelkan fungsi *hazard* yang mengakomodasi korelasi spasial untuk membentuk model *proportional hazard survival* spasial CAR
5. Mengkonstruksi *full likelihood*.
Full likelihood merupakan perkalian antara *likelihood* data tanpa sensor dan *likelihood* data sensor kanan
6. Menentukan distribusi prior

Distribusi prior yang digunakan pada penelitian ini adalah prior konjugat dan prior informatif.

7. Menentukan distribusi posterior *conditional* dan marginal yang proporsional dengan perkalian prior dengan fungsi *likelihood*.

Distribusi posterior dinyatakan dengan perbandingan antara fungsi kepadatan bersama dan fungsi marginal. Fungsi kepadatan bersama dapat dibentuk melalui perkalian antara distribusi prior dan *likelihood*, sedangkan fungsi marginal dapat ditulis dengan mengintegrasikan bentuk distribusi prior dan fungsi *likelihood*.

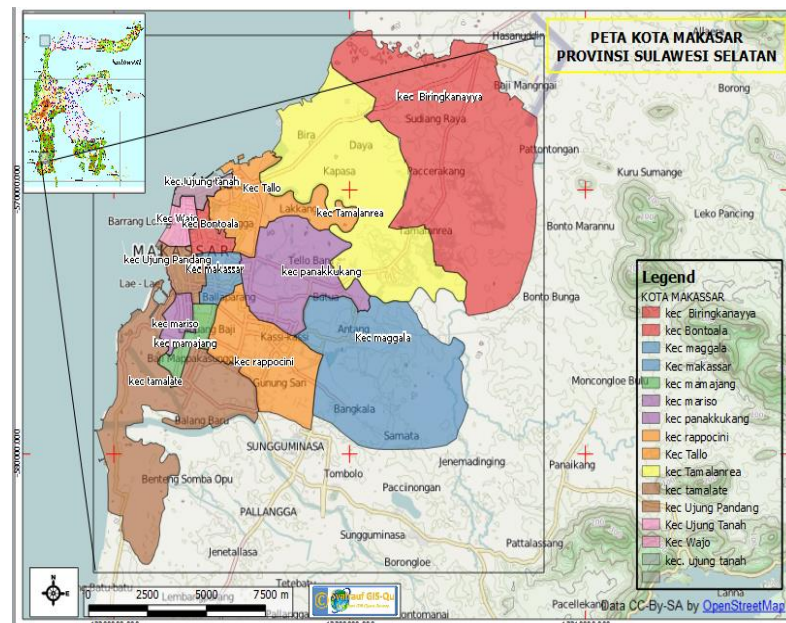
8. Mengestimasi parameter distribusi posterior spasial *survival* dengan *frailty* CAR menggunakan algoritma *Gibbs Sampling*.
9. Melakukan pemetaan waktu kelangkaan hidup setiap kecamatan menggunakan software *ArcGIS*.
10. Interpretasi hasil dan menarik kesimpulan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Kota Makassar

Kota Makassar terdiri atas empat belas kecamatan, yaitu Biringkanaya, Mariso, Tamalate, Wajo, Ujung Tanah, Tallo, Tamalanrea, Mamajang, Rappocini, Makassar, Ujung Pandang, Bontoala, dan Panakukang. Gambar 4.1 adalah peta yang menggambarkan empat belas kecamatan di Kota Makassar.



Gambar 4.1 Peta Kota Makassar

4.2 Uji Autokorelasi Spasial

4.2.1 Matriks Pembobot Spasial

Matriks pembobot spasial diperoleh berdasarkan hubungan ketetanggaan antar unit spasial. Menurut Gambar 4.1 kota Makassar terbagi atas 14 kecamatan sehingga dibentuk matriks pembobot spasial *queen contiguity* ordo satu yang berukuran 14×14 .

Pengelompokan daerah berdasarkan jumlah tetangga. Kelompok satu merupakan kelompok dengan jumlah satu tetangga yang terdiri dari kecamatan Biringkanaya. Kelompok dua merupakan kelompok dengan jumlah tiga tetangga yang terdiri dari Kecamatan Mariso, Wajo, Ujung Tanah dan Manggala. Kelompok tiga merupakan kelompok yang memiliki jumlah tetangga empat kecamatan, kelompok ini terdiri dari Kecamatan Talamate dan Tamalanrea. Kelompok empat merupakan kelompok dengan jumlah tetangga lima kecamatan

terdiri dari Kecamatan Mamajang, Rappocini, Panakukang, Bontoala, Tallo. Selanjutnya, kelompok lima yang merupakan kelompok dengan jumlah tetangga enam kecamatan yang terdiri dari Kecamatan Makassar dan Ujung Pandang.

Berdasarkan pengelompokan kecamatan maka dapat diketahui tetangga masing-masing kecamatan di Kota Makassar sebagai berikut: Kecamatan Mariso dengan jumlah tetangga tiga kecamatan bertetangga dengan Kecamatan Mamajang, Ujung Pandang dan Tamalate. Kecamatan Mamajang dengan jumlah tetangga lima kecamatan bertetangga dengan Kecamatan Mariso, Rappocini, Makassar, Tamalate dan Ujung Pandang. Kecamatan Mamajang dengan jumlah tetangga empat kecamatan bertetangga dengan kecamatan Mariso, Rappocini, Makassar, Tamalate, Ujung Pandang. Kecamatan Tamalate dengan jumlah tetangga empat kecamatan bertetangga dengan kecamatan Rappocini, Mamajang, Mariso dan Ujung Pandang. Kecamatan Rappocini memiliki jumlah tetangga lima kecamatan, bertetangga dengan kecamatan Tamalate, Manggala, Panakukang, Mamajang, Makassar.

Kecamatan Makassar memiliki enam kecamatan sebagai tetangganya, bertetangga dengan Kecamatan Bontoala, Panakukang, Mamajang, Ujung Pandang, Rappocini, Tallo. Selanjutnya Kecamatan Ujung Pandang bertetangga dengan Kecamatan Wajo, Bontoala, Makassar, Mariso, Mamajang, Tamalate. Kecamatan Wajo memiliki tiga kecamatan sebagai tetangga antara lain Kecamatan Ujung Tanah, Bontoala, Ujung Pandang. Kecamatan Bontoala bertetangga dengan Kecamatan Ujung Tanah, Wajo, Ujung Pandang, Tallo, Makassar. Selanjutnya, Kecamatan Ujung Tanah memiliki tiga kecamatan sebagai tetangganya yaitu Kecamatan Tallo, Bontoala, Wajo. Kecamatan Tallo memiliki lima tetangga diantaranya adalah Kecamatan Tamalanrea, Panakukang, Ujung Tanah, Bontoala, Makassar. Kecamatan Panakukang dengan jumlah lima jumlah tetangga bertetangga dengan kecamatan Tamalanrea, Manggala, Tallo, Rappocini, Makassar. Kecamatan Manggala memiliki tiga kecamatan sebagai tetangga diantaranya adalah kecamatan Tamalanrea, Panakukang, Rappocini. Selanjutnya, Kecamatan Biringkanya yang hanya memiliki satu tetangga yaitu Kecamatan Tamalanrea. Kecamatan Tamalanrea memiliki empat kecamatan

sebagai tetangga, bertetangga dengan kecamatan Tallo, Panakukang, Maggala, Biringkanaya.

Berdasarkan hubungan ketetanggaan antar lokasi yang dipaparkan diatas maka matriks pembobot *queen contiguity* adalah sebagai berikut:

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

Selajutnya matriks pembobot \widetilde{W} dibentuk menjadi matriks normalisasi W untuk mengolah data. Matriks normalisasi W diperoleh menggunakan *row standardization* atau normalisasi baris yang didasarkan pada jumlah tetangga pada satu baris yang sama dari matriks pembobot. Hal ini dirumuskan sebagai berikut:

$$w_{ij} = \frac{\widetilde{w}_{ij}}{\sum_{j=1}^n w_{ij}} \quad ; i = 1,2, \dots, n \tag{4.1}$$

sehingga diperoleh matriks W sebagai berikut:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{6} & 0 & \frac{1}{6} & 0 & \frac{1}{6} & 0 & \frac{1}{6} & 0 & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & 0 & \frac{1}{6} & 0 & \frac{1}{6} & \frac{1}{6} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{3} & \frac{1}{3} & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} & 0 & 0 & \frac{1}{5} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & \frac{1}{5} & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} & 0 & \frac{1}{5} \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 & \frac{1}{3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & \frac{1}{4} & 0 \end{bmatrix}$$

4.2.2 Indeks Moran

Indeks Moran digunakan untuk mengidentifikasi adanya pengaruh spasial pada wilayah observasi. Berdasarkan persamaan (2.23) dan Lampiran 1 diperoleh nilai ekpektasi I adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} E(I) = I_o &= \frac{-1}{n-1} \\ &= \frac{-1}{14-1} \\ &= -0,076 \end{aligned}$$

Nilai Indeks (I) Moran Y adalah 0,233 dan nilai $I_o = -0,076$, karena nilai $I > I_o$ menunjukkan bahwa variabel tersebut memiliki pola menyebar

(berautokorelasi positif). Hal tersebut mengindikasikan bahwa terdapat autokorelasi spasial positif.

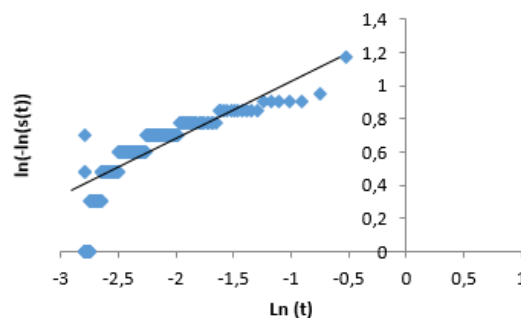
Autokorelasi spasial positif menunjukkan bahwa adanya kemiripan nilai dari lokasi lokasi yang berdekatan dan cenderung berkelompok. Hal ini dapat juga berarti bahwa data tersebut dapat dimodelkan melalui analisis spasial yang selanjutnya dimodelkan berdasarkan model *frailty* spasial *survival*.

4.3 Pengujian data Distribusi Weibull

Ada dua metode yang dapat digunakan untuk melihat apakah suatu data mengikuti distribusi Weibull yaitu dengan menggunakan plot dan uji Mann.

4.3.1 Plot Weibull

Suatu data disebut mengikuti distribusi Weibull apabila $\ln(t)$ adalah linear terhadap $\ln(-\ln(s(t)))$. Linearitas memungkinkan untuk melihat kecocokan penggunaan model Weibull melalui plot.



Gambar 4.2 Plot Weibull data kelangsungan hidup pasien DBD di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa $\ln(t)$ dan $\ln(-\ln(s(t)))$ memiliki hubungan yang linear, hal tersebut dapat dilihat dengan garis garis biru yang menyebar disekitar garis linear. Perhitungan untuk mendapatkan plot pada Gambar 4.2 dapat dilihat pada Lampiran 2. Hal tersebut menunjukkan bahwa data kelangsungan hidup penderita DBD di RSU Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar mengikuti distribusi Weibull. Namun, dalam hal diagnosis distribusi Weibull menggunakan plot, tidaklah efektif sebab memuat pandangan subjektif

dalam melihat plot. Sehingga untuk memastikan bahwa data berdistribusi secara Weibull digunakan prosedur statistik yaitu uji Mann.

4.3.2 Uji Mann

Uji khusus yang digunakan untuk distribusi Weibull adalah uji Mann. Hasil pengujian uji Mann memberikan nilai sebesar 0,77. Pengambilan keputusan dilakukan dengan membandingkan antara nilai Mann dan nilai F tabel. H_0 diterima jika nilai $M < F_{\alpha, df_1, df_2}$, sebaliknya H_0 ditolak jika nilai $M \geq F_{\alpha, df_1, df_2}$. Berdasarkan perhitungan yang telah dilakukan dapat dilihat pada Lampiran 3, diperoleh nilai $M = 0,77$ sedangkan nilai F tabel pada taraf signifikansi $\alpha = 0.05$, $df_1 = k_1 = 135$, dan $df_2 = k_2 = 135$ (nilai pembulatan) adalah 1,32. Karena nilai $M = 0,77 < F_{0.05, 135, 135} = 1,32$, maka diputuskan bahwa H_0 diterima yang berarti bahwa data kelangsungan hidup pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar yang digunakan mengikuti distribusi Weibull.

4.4 Fungsi Kepadatan Peluang, Fungsi Distribusi kumulatif, Fungsi Survival, dan Fungsi Hazard Weibull

Berikut akan ditunjukkan langkah-langkah memperoleh fungsi kepadatan peluang, fungsi distribusi kumulatif, fungsi *survival* dan fungsi *hazard* distribusi Weibull dengan dua parameter.

4.4.1 Fungsi Kepadatan Peluang

Misalkan t adalah waktu kegagalan (*failure time*) dan T merupakan suatu variabel acak positif berdistribusi Weibull, maka fungsi kepadatan peluang diberikan pada persamaan (4.2) :

$$f(t; \alpha, \theta) = \begin{cases} \left(\frac{\alpha}{\theta}\right) \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\alpha-1} \exp\left(-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha\right), & x \geq 0 \\ 0 & , x \text{ lainnya} \end{cases} \quad (4.2)$$

atau dapat pula dituliskan sebagai persamaan (4.3) :

$$f(t; \alpha, \theta) = \frac{\alpha t^{\alpha-1}}{\theta^\alpha} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha\right\}, \quad (4.3)$$

θ merupakan parameter skala (*scale parameter*) dan α merupakan parameter bentuk (*shape parameter*), dengan $\alpha, \theta > 0$.

4.4.2 Fungsi Distribusi Kumulatif

Fungsi kepadatan peluang distribusi Weibull dengan 2 parameter ditunjukkan pada persamaan (4.2). Dari fungsi kepadatan peluang tersebut, maka dapat dibentuk fungsi distribusi kumulatif sebagai berikut:

$$F(t) = \int_0^t f(w) dw$$

$$F(t) = \int_0^t \left(\frac{\alpha}{\theta}\right) \left(\frac{w}{\theta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{w}{\theta}\right)^\alpha} dw$$

Misalkan: $y = e^{-\left(\frac{w}{\theta}\right)^\alpha}$

Jika $w = 0$ maka $y = y_1 = 1$

Jika $w = t$ maka $y = y_2 = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha}$

$$\frac{dy}{dw} = \frac{d\left(e^{-\left(\frac{w}{\theta}\right)^\alpha}\right)}{du}$$

Turunkan fungsi diatas menggunakan aturan rantai :

Misalkan : $u = \frac{w}{\theta}, v = u^\alpha, y = e^{-v}$

Berdasarkan turunan aturan rantai, diperoleh:

$$\begin{aligned} \frac{dy}{dw} &= \frac{dy}{dv} \cdot \frac{dv}{du} \cdot \frac{du}{dw} \\ &= \frac{d(e^{-v})}{dv} \cdot \frac{d(u^\alpha)}{du} \cdot \frac{d\left(\frac{w}{\theta}\right)}{dw} \\ &= (-e^{-v}) \cdot (\alpha u^{\alpha-1}) \cdot \left(\frac{1}{\theta}\right) \end{aligned}$$

$$\frac{dy}{dw} = -\left(\frac{\alpha}{\theta}\right) \left(\frac{w}{\theta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{w}{\theta}\right)^\alpha}$$

sehingga:

$$\begin{aligned} F(t) &= \int_0^t \left(\frac{\alpha}{\theta}\right) \left(\frac{w}{\theta}\right)^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{w}{\theta}\right)^\alpha} dw \\ &= \int_{y_1}^{y_2} -dy \\ &= [-y]_{y_1}^{y_2} \\ &= -y_2 + y_1 \end{aligned}$$

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

jadi fungsi kumulatif distribusi Weibull diberikan pada persamaan (4.4):

$$F(t; \alpha, \theta) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha}, \alpha, \theta > 0, t \geq 0 \quad (4.4)$$

4.4.3 Fungsi *Survival*

Fungsi *survival* distribusi Weibull diberikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S(t) &= P(T > t) \\ &= \int_t^\infty f(t) dt \\ &= 1 - \int_{-\infty}^t f(t) dt \\ &= 1 - \left(\int_{-\infty}^0 f(t) dt + \int_0^t f(t) dt \right) \\ &= 1 - \left(0 + \int_0^t f(t) dt \right) \\ &= 1 - \int_0^t f(t) dt \\ &= 1 - F(t) \end{aligned}$$

Dari persamaan 4.3 diketahui bahwa $F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha}$ sehingga

$$S(t) = 1 - \left(1 - e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha} \right) = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha}$$

Bentuk fungsi *survival* distribusi Weibull diberikan pada persamaan (4.5):

$$S(t; \alpha, \theta) = e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha} \quad (4.5)$$

4.4.4 Fungsi *Hazard*

Fungsi *hazard* distribusi Weibull diberikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ &= \frac{f(t)}{1 - F(t)} \\ &= \frac{\left\{ \left(\frac{\alpha}{\theta}\right) \left(\frac{t}{\theta}\right)^{\alpha-1} \exp\left\{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha\right\} \right\}}{1 - \left(1 - e^{-\left(\frac{t}{\theta}\right)^\alpha} \right)} \end{aligned}$$

$$= \frac{\left\{ \left(\frac{\alpha}{\theta} \right) \left(\frac{t}{\theta} \right)^{\alpha-1} \exp \left\{ - \left(\frac{t}{\theta} \right)^{\alpha} \right\} \right.}{e^{-\left(\frac{t}{\theta} \right)^{\alpha}}}$$

$$= \left(\frac{\alpha}{\theta} \right) \left(\frac{t}{\theta} \right)^{\alpha-1}$$

Fungsi *hazard* distribusi Weibull diberikan sebagai berikut:

Sehingga fungsi *hazard* distribusi Weibull adalah:

$$h(t; \alpha, \theta) = \left(\frac{\alpha}{\theta} \right) \left(\frac{t}{\theta} \right)^{\alpha-1}$$

Misalkan $\theta^{-\alpha} = \mu$, maka fungsi *hazard* distribusi Weibull dapat juga dituliskan sebagai persamaan (4.6):

$$h(t; \alpha, \mu) = \alpha \mu t^{\alpha-1} \quad (4.6)$$

4.5 Model *Proporsional Hazard Survival Spasial*

Model *proporsional hazard survival* dari distribusi Weibull yang terbentuk berdasarkan persamaan (2.10) dan fungsi *hazard* pada persamaan (4.6) diberikan sebagai persamaan (4.7) :

$$h(t_{ij}) = h_0(t) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) = \alpha \mu t^{\alpha-1} \quad (4.7)$$

selanjutnya $h_0(t)$ merupakan suatu fungsi yang nilainya bergantung pada nilai t sedangkan $\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)$ bebas dari nilai t sehingga parameter μ dapat dinyatakan sebagai persamaan (4.8) :

$$\mu = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \quad (4.8)$$

baseline hazard $h_0(t)$ dinyatakan sebagai berikut:

$$h_0(t) = \alpha t^{\alpha-1}$$

Model *Proporsional hazard survival* kemudian dapat dijabarkan sebagai persamaan (4.9):

$$\begin{aligned} h(t_{ij}) &= \alpha t^{\alpha-1} \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \\ &= \alpha t^{\alpha-1} \exp(\beta_0) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \\ &= \{ \alpha t^{\alpha-1} \exp(\beta_0) \} \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \end{aligned} \quad (4.9)$$

dengan memasukan efek spasial, misalkan t_{ij} adalah waktu kelangsungan hidup untuk individu ke- i , $i = 1, 2, \dots, n$ pada lokasi ke- j $j = 1, 2, \dots, J$. Berdasarkan

model *proporsional hazard* pada persamaan (4.7) model *proporsional hazard survival spasial* diberikan pada persamaan (4.10) :

$$h(t_{ij}, X_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp\{\beta_i X_{ij} + W_j\} \quad (4.10)$$

X_{ij} adalah kovariat dan $h_0(t_{ij})$ adalah fungsi *baseline hazard* W_j adalah efek spasial CAR. Parameter β_i merupakan parameter efek tetap. Indikator sensor dinotasikan sebagai γ_{ij} dengan:

$$\gamma_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{jika pengamatan tidak tersensor} \\ 0 & \text{jika pengamatan tersensor} \end{cases}$$

4.6 Likelihood Model Proporsional Hazard survival spasial

Jika X_{ij} adalah kovariat untuk setiap parameter observasi, parameter β merupakan parameter kovariat yang juga merupakan koefisien efek tetap yang akan diestimasi, W adalah efek spasial CAR. Parameter α merupakan parameter bentuk distribusi Weibull serta γ_{ij} merupakan indikator sensor dengan menggunakan sensor kanan, maka fungsi *likelihood full* untuk model *proportional hazard survival* spasial merupakan perkalian antara fungsi *likelihood* tanpa sensor dan fungsi *likelihood* data tersensor. Penelitian ini menggunakan data survival dengan sensor kanan sehingga fungsi *likelihood* sensor kanan diberikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} & L(t_{ij}|X_{ij}, \beta, \alpha, \mathbf{w}, \gamma_{ij}) \\ &= (S(t_{11}|X_{11}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{1-\gamma_{11}} (S(t_{22}|X_{22}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{1-\gamma_{22}} \dots (S(t_{nJ}|X_{nJ}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{1-\gamma_{In_i}} \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (S(t_{ij}|X_{ij}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{1-\gamma_{ij}} \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \end{aligned}$$

Kemudian fungsi *likelihood* untuk data tanpa sensor adalah:

$$\begin{aligned} & L(t_{ij}|X_{ij}, \beta, \alpha, \mathbf{w}, \gamma_{ij}) \\ &= (f(t_{11}|X_{11}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{\gamma_{11}} (f(t_{22}|X_{22}, \beta, \alpha, \lambda, \mathbf{w}))^{\gamma_{22}} \dots (f(t_{nJ}|X_{nJ}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{\gamma_{In_i}} \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (f(t_{ij}|X_{ij}, \beta, \alpha, \mathbf{w}))^{\gamma_{ij}}, \\ &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}}, \end{aligned}$$

sehingga fungsi *likelihood full* dapat diberikan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 &L(\beta, \mathbf{w}, \omega; t, x, \gamma) \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} f_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} \{h_{ij}(t_{ij})S_{ij}(t_{ij})\}^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} \cdot S_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} \cdot S_{ij}(t_{ij}) \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} h_0(t_{ij}) \exp\{\beta x_{ij} + W_j\}^{\gamma_{ij}} \exp\{-H(t_{ij})\} \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (h_0(t_{ij}) \exp\{\beta X_{ij} + W_j\})^{\gamma_{ij}} \exp\left\{-\exp(\beta X_{ij} + W_j) \int_0^{t_{ij}} h_0(s) ds\right\} \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (h_0(t_{ij}) \exp\{\beta X_{ij} + W_j\})^{\gamma_{ij}} \exp\{-\exp(\beta X_{ij} + W_j) H(t_{ij})\} \\
 &= \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (\alpha t_{ij}^{\alpha-1} \exp\{\beta X_{ij} + W_j\})^{\gamma_{ij}} \exp\{-\exp(\beta X_{ij} + W_j) t_{ij}^\alpha\}
 \end{aligned}$$

4.7 Distribusi Prior

Suatu populasi pada analisis *Bayesian* mengikuti distribusi tertentu dengan suatu parameter misalnya parameter θ , maka dimungkinkan bahwa parameter θ mengikuti suatu distribusi tertentu yang disebut sebagai distribusi prior. Penentuan distribusi prior dapat dilihat berdasarkan ruang parameternya. Dalam penelitian ini prior yang digunakan adalah distribusi prior konjugat dan prior informatif. Prior konjugat yang digunakan pada penelitian ini adalah prior gamma dan prior informatif menggunakan prior *gaussian* serta prior CAR. Adapun prior dalam penelitian ini diuraikan sebagai berikut:

Dipilih parameter α mempunyai prior berdistribusi Gamma, $\alpha \sim \Gamma(1,1)$ maka:

$$\begin{aligned}
 f(\alpha) &= \left\{ \frac{1}{b^\alpha \Gamma(a)} \alpha^{a-1} \exp\left\{-\frac{\alpha}{b}\right\} \right. \\
 &= \left\{ \frac{1}{1^1 \Gamma(1)} \alpha^{1-1} \exp\left\{-\frac{\alpha}{1}\right\} \right. \\
 &= e^{-\alpha}
 \end{aligned}$$

Dipilih parameter β mempunyai prior berdistribusi Gauss, $\beta \sim N(0,0.001)$, maka:

$$f(\beta) = \frac{1}{0.031\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\beta^2}{0.002}\right).$$

Dipilih parameter λ mempunyai prior berdistribusi Gamma, $\lambda \sim \Gamma(1,1)$, maka

$$\begin{aligned} f(\lambda) &= \left\{ \frac{1}{b^a \Gamma(a)} \lambda^{a-1} \exp\left\{-\frac{\lambda}{b}\right\} \right\} \\ &= \left\{ \frac{1}{1^1 \Gamma(1)} \lambda^{1-1} \exp\left\{-\frac{\lambda}{1}\right\} \right\} \\ &= e^{-\lambda} \end{aligned}$$

Dipilih Parameter W mempunyai prior berdistribusi CAR dengan $W|\lambda \sim CAR(\lambda)$ maka :

$$f(W|\lambda) = \frac{\lambda}{\sqrt{2\pi}} \exp \frac{\lambda}{2m_i} (W_i - \bar{W}_i)^2$$

4.8 Distribusi Posterior

Dalam estimasi *Bayesian*, setelah informasi sampel dan prior diketahui, maka langkah selanjutnya adalah menentukan distribusi posterior. Distribusi posterior dapat dinyatakan dengan membagi antara fungsi kepadatan bersama dan fungsi marginal. Fungsi kepadatan bersama dapat dibentuk melalui perkalian antara distribusi prior dan *likelihood*, sedangkan fungsi marginal dapat ditulis dengan mengintegalkan bentuk distribusi prior dan fungsi *likelihood* sehingga distribusi posterior dapat dituliskan :

$$\begin{aligned} &f(\beta, W, \alpha, \lambda | t_{ij}, X_{ij}, \gamma_{ij}) \\ &= \frac{L(\beta, W, \alpha, ; t_{ij}, X_{ij}, \gamma_{ij}) f(W|\lambda) f(\beta) f(\alpha) f(\lambda)}{\int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^\infty L(\beta, W, \alpha; t_{ij}, X_{ij}, \gamma_{ij}) f_W(W|\lambda) f_\beta(\beta) f_\alpha(\alpha) f_\lambda(\lambda) dw d\alpha d\beta d\lambda} \\ &\quad \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (\alpha t_{ij}^{\alpha-1}) \exp\{\beta; x_{ij} + W_j\}^{\gamma_{ij}} \exp\{-\exp(\beta X_{ij} + W_j) t_{ij}^\alpha\} \end{aligned}$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\beta^2}{100}\right)\right) \left\{ \frac{1}{\Gamma(1)} \alpha^{1-1} \exp\left\{-\frac{\alpha}{1}\right\} \left\{ \frac{1}{\Gamma(1)} \lambda^{1-1} \exp\left\{-\frac{\lambda}{1}\right\} \left\{ \frac{\lambda}{\sqrt{2\pi}} \exp\frac{\lambda}{2m_i} (W_i - \bar{W}_i)^2 \right\} \right. \right.$$

$$\left. \int_{-\infty}^{\infty} \int_0^{\infty} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \prod_{i=1}^I \prod_{j=1}^{n_i} (\alpha t_{ij}^{\alpha-1}) \exp\{\beta; x_{ij} + W_j\}^{y_{ij}} \exp\{-\exp(\beta X_{ij} + W_j) t_{ij}^{\alpha}\}$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\beta^2}{100}\right)\right) \left\{ \frac{1}{\Gamma(1)} \alpha^{1-1} \exp\left\{-\frac{\alpha}{1}\right\} \left\{ \frac{1}{\Gamma(1)} \lambda^{1-1} \exp\left\{-\frac{\lambda}{1}\right\} \left\{ \frac{\lambda}{\sqrt{2\pi}} \exp\frac{\lambda}{2m_i} (W_i - \bar{W}_i)^2 \right\} \right. \right.$$

$$dw d\alpha d\beta d\lambda$$

Bentuk distribusi posterior tersebut cukup rumit sehingga estimasi terhadap parameter-parameternya dilakukan melalui proses *Gibbs Sampling* yang merupakan bentuk iterative sampling dari setiap distribusi kondisionalnya, sebab tidak mampu lagi diselesaikan dengan cara analitik. Secara sederhana, estimasi parameter model melalui *Gibbs Sampling* dilakukan dengan membangkitkan sampel dari distribusi posterior bersama.

4.9 Algoritma *Gibbs Sampling*

Misalkan vektor koefisien yang akan diestimasi adalah $\alpha, \beta, \lambda, w$ dengan koefisien tersebut dinotasikan sebagai θ . Himpunan distribusi bersyarat penuh untuk θ dinotasikan dengan \emptyset dan didefinisikan sebagai $\pi(\emptyset) = (\theta_j | \theta_{-j})$ untuk $j = 1, \dots, p$, notasi θ_{-j} adalah bentuk parametrik dari \emptyset tanpa koefisien θ_j . Algoritma *Gibbs Sampling* diberikan sebagai berikut:

Tentukan nilai awal (*initial value*) untuk masing-masing parameter $(\alpha^0, \lambda^0, W^0, \beta_1^0, \dots, \beta_p^0)$

Untuk $\theta = \alpha$.

1. Pilih nilai awal $\alpha^0 = [\alpha_1^{[0]}, \alpha_2^{[0]}, \dots, \alpha_p^{[0]}]$
2. Lengkapi satu putaran pada urutan ke- t dimulai $t = 1$ dengan mengambil nilai dari himpunan distribusi bersyarat $\pi(\emptyset)$ yang diberikan sebagai berikut :

$$\alpha_2^{[t]} \sim \pi\left(\alpha_2 \mid \alpha_1^{[t]}, \alpha_3^{[t-1]}, \dots, \alpha_{p-1}^{[t-1]}, \alpha_p^{[t-1]}\right)$$

$$\alpha_3^{[t]} \sim \pi\left(\alpha_3 \mid \alpha_1^{[t]}, \alpha_2^{[t]}, \dots, \alpha_{p-1}^{[t-1]}, \alpha_p^{[t-1]}\right)$$

$$\alpha_j^{[t]} \sim \pi\left(\alpha_j \mid \alpha_1^{[t]}, \alpha_2^{[t]}, \alpha_3^{[t]}, \alpha_{j-1}^{[t]}, \alpha_{j+1}^{[t-1]}, \dots, \alpha_p^{[t-1]}\right)$$

⋮

$$\alpha_p^{[t]} \sim \pi \left(\alpha_p \mid \alpha_1^{[t]}, \alpha_2^{[t]}, \alpha_3^{[t]}, \dots, \alpha_{p-1}^{[t]} \right)$$

3. Tambah nilai j dan ulang sampai konvergen pada nilai yang diperoleh.

Untuk $\theta = \beta, \lambda, w$ dilakukan dengan cara yang sama seperti di atas.

4.10 Karakteristik Pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Makassar

Data pada penelitian ini adalah data rekam medik penderita DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar dengan jumlah pasien sebanyak 270 orang. Kovariat dari penelitian ini adalah usia, jenis kelamin, kadar trombosit, leukosit, hematokrit dan hemoglobin serta efek spasial yang di modelkan dalam bentuk spasial *lattice* untuk setiap kecamatan serta indikator sensor dengan rincian 8,89% data tersensor dan 91,1% data tidak tersensor. Adapun statistika deskriptif dari data diberikan pada Tabel 4.1.

Tabel. 4.1 Statistika Deskriptif Pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Tahun 2016

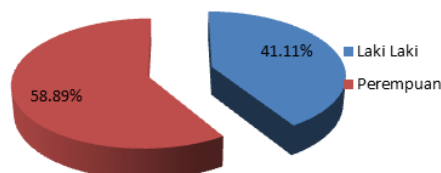
Variabel	Rata-rata	Standar deviasi	Median	Nilai Minimum	Nilai Maksimum
Waktu Survival	3,72	2,01	4	1	16
Usia	18,6	11,68	18	1	68
Kadar Hematokrit	40,03	6,373	41,15	18,7	59,3
Kadar leukosit	10233,35	18161,78	5025	1000	167000
Kadar Trombosit	118888.1	127371.8	89500	6000	1350000
Kadar Hemoglobin	13,2	3.11	13,4	3,03	35,7

Sumber : Data diolah, 2017

Pada Tabel 4.1 dapat diketahui rata-rata dari waktu *survival* dalam hal ini lama dirawat dirumah sakit pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Makassar adalah $3,72 \approx 4$ hari, dengan standar deviasi sebesar 2,01, median 4 hari. Waktu paling singkat dari lama pasien dirawat adalah 1 hari sedangkan interval paling lama pasien dirawat adalah 16 hari. Selanjutnya dari Tabel 4.1 dapat pula diketahui bahwa interval usia pasien DBD dirumah RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar pada penelitian ini adalah berkisar pada usia 1-68 tahun dengan rata-rata usia pasien adalah 18,6 tahun.

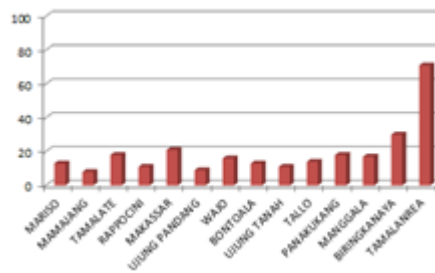
Informasi penting tentang karakteristik pasien DBD pada penelitian ini juga disajikan pada Tabel 4.1, yakni kadar hematokrit, leukosit, trombosit dan hemoglobin pasien. Dari Tabel 4.1 dapat diketahui bahwa rata-rata kadar hematokrit pasien DBD adalah 40,03% dengan standar deviasi 6,373%, median 41,15% serta interval kadar hematokrit pasien DBD paling rendah hingga paling tinggi pada penelitian ini adalah berturut-turut 18,7% -59,2%. Hal ini terbilang tinggi sebab kadar hematokrit pada manusia normal adalah 37-48%. Peningkatan kadar hematokrit pada pasien DBD menunjukkan kondisi yang cenderung parah sebab darah menjadi lebih kental pada pasien DBD. Meskipun demikian peningkatan kadar hematokrit biasanya didahului oleh penurunan trombosit. Pada Tabel 4.1 dapat pula dilihat kondisi kadar trombosit adalah berada pada interval 6000 sel/mm³ dan 1.350.000 sel/mm³ dengan rata-rata, standar deviasi serta median berturut turut adalah 118.888.1, 127.371.8, 89.500. Hal ini menunjukkan bahwa kadar trombosit pasien DBD menurun sebab kadar normal trombosit adalah 150.000-450.000 sel/mm³. Berbeda dengan trombosit yang mengalami penurunan, kadar leukosit atau sel darah putih pada pasien DBD justru mengalami hal yang sebaliknya.

Dari Tabel 4.1 dapat diketahui kadar leukosit pasien berada pada interval 1000/mm³ sampai 16.7000 /mm³ dengan rata-rata, standar deviasi dan median berturut turut adalah 10.233,35 18.161,78 serta 5.025/mm³. Jika dibandingkan dengan kadar normal leukosit yang berkisar antara 4.300-11.300 /mm³ dapat diketahui bahwa rata-rata pasien masih berada pada kadar leukosit normal. Selanjutnya kadar hemoglobin pasien DBD, dari Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa rata rata hemoglobin pasien adalah 13, 2 gm/dl dengan standar deviasi dan median berturut turut 3,11 gm/dl dan 13,4 gm/dl. Adapun batas paling rendah dan paling tinggi kadar hemoglobin pasien DBD pada penelitian ini adalah 3,03 gm/dl dan 35,7gm/dl.



Gambar 4.3 Persentase Jenis Kelamin Pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Gambar 4.3 menunjukkan persentase jenis kelamin pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Makassar. Persentase pasien jenis kelamin laki laki sebesar 41,11 % atau 111 orang, kemudian pasien jenis kelamin perempuan sebesar 59,89 % atau 159 orang.



Gambar 4.4 Sebaran kasus DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Gambar 4.4 menunjukkan sebaran pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar. Dari Gambar 4.4 dapat diketahui bahwa jumlah kasus paling tinggi terjadi di Kecamatan Tamalanrea dan paling rendah terjadi di Kecamatan Mamajang.

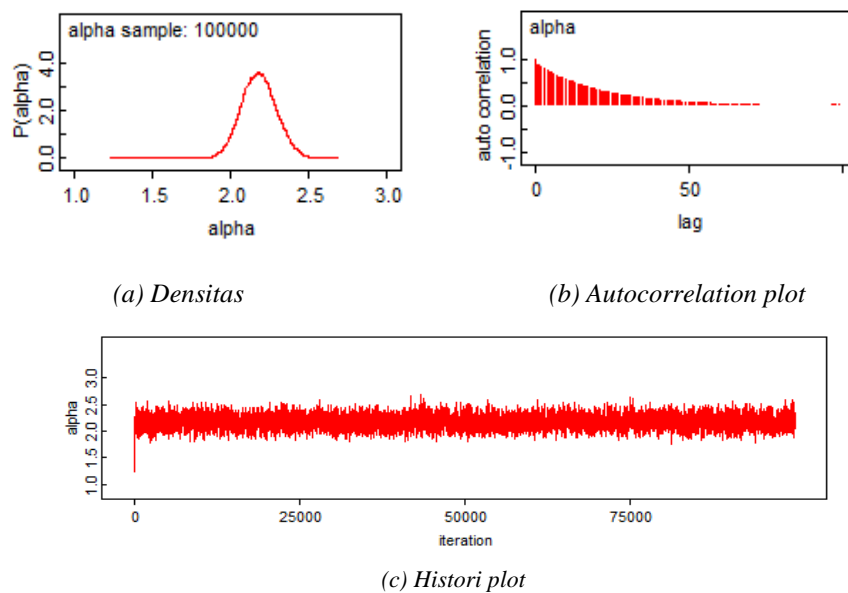
4.11 Pemodelan *Frailty Spasial Survival CAR*

Untuk memodelkan data dan mendapatkan estimasi parameter model *frailty* spasial survival CAR, terlebih dahulu perlu memeriksa kekonvergenan masing-masing parameter sehingga dapat diketahui bahwa estimasi yang dilakukan oleh algoritma *gibbs sampling* telah sempurna. Peninjauan kekonvergenan setiap parameter dapat dilihat berdasarkan plot diagnostik hasil taksiran parameter yang ditunjukkan sebagai berikut:

4.11.1 Plot Parameter

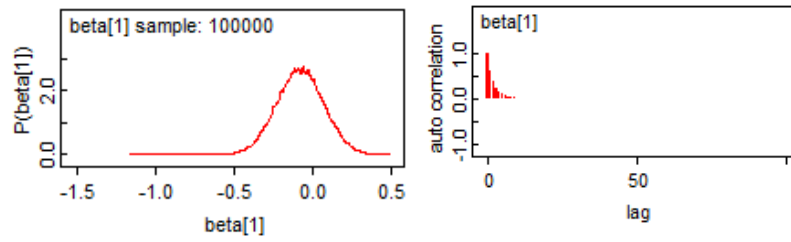
4.11.1.1 Plot Parameter Weibul dan parameter kovariat

Kekonvergenan suatu parameter dapat dilihat dari plot nilai parameter yang diperoleh dari setiap iterasi. Proses estimasi pada penelitian ini menggunakan MCMC dengan 100.000 iterasi. Hasil plot yang diperoleh dari proses estimasi parameter bentuk (α) distribusi Weibull dapat dilihat pada Gambar 4.5:

Gambar 4.5 Plot Diagnostik Parameter bentuk (α)

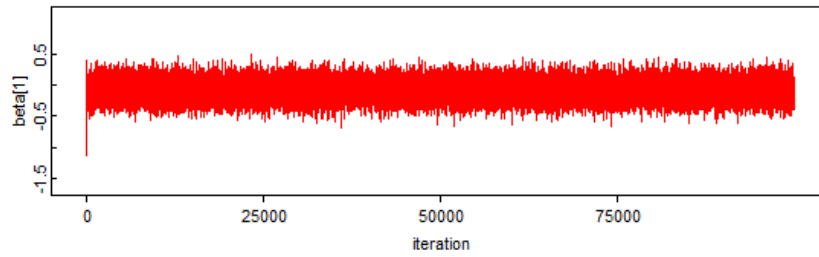
Gambar 4.5 menunjukkan diagnostik untuk parameter bentuk. Pada Gambar 4.5 terlihat bahwa *history plot* parameter α telah rapat dan dapat merespon semua parameter. Selanjutnya dapat dilihat pula *histori plot* tidak membentuk suatu pola atau *trend* dan telah stabil pada iterasi ke-100.000. Hal ini menunjukkan bahwa iterasi sudah selesai yang berarti sampel yang dibangkitkan telah berada dalam daerah distribusi target. Selain itu dapat pula dilihat *autocorelation plot* yang terpotong pada lag pertama dan menuju suatu nilai nol yang berarti bahwa iterasi yang dibangkitkan melalui proses MCMC memiliki sifat random dan independent. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa algoritma mencapai konvergensi dan sampel sudah berada pada distribusi target namun dari plot autokorelasi dapat dilihat bahwa parameter bentuk (α) tidak terlalu berautokorelasi sebab menurun secara lambat. Sedangkan plot *densitas posterior* parameter yang diestimasi menunjukkan pola distribusi prior yang digunakan untuk parameter tersebut.

Deteksi terhadap kekonvergenan parameter melalui plot, tidak hanya berhenti pada parameter bentuk (α) distribusi Weibull melainkan juga parameter kovariat. Berikut adalah hasil diagnostik parameter kovariat data pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar.



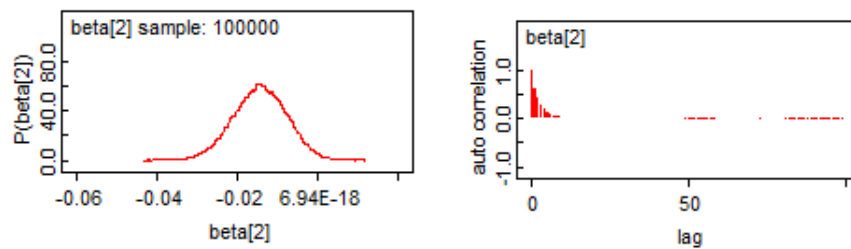
(a) Densitas

(b) Autocorrelation plot



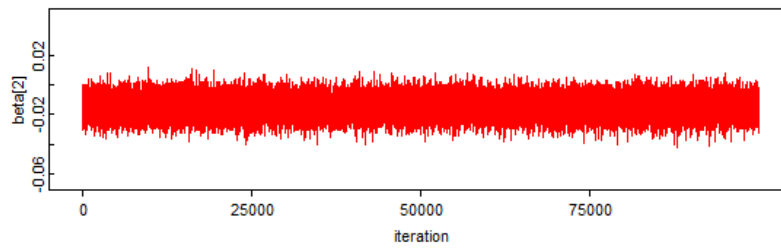
(c) Histori plot

Gambar 4.6 Plot Diagnostik Parameter usia (β_1)



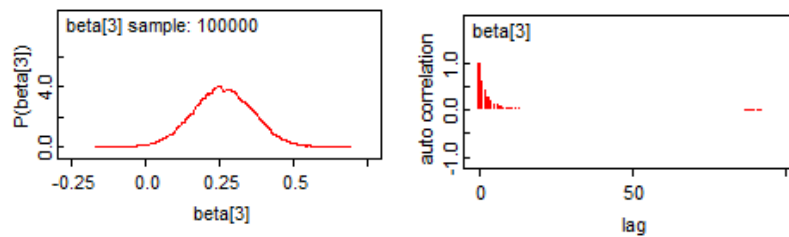
(a) Densitas

(b) Autocorrelation plot



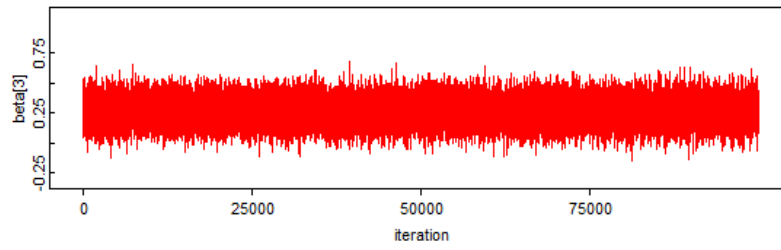
(c) Histori plot

Gambar 4.7 Plot Diagnostik Parameter jenis kelamin (β_2)



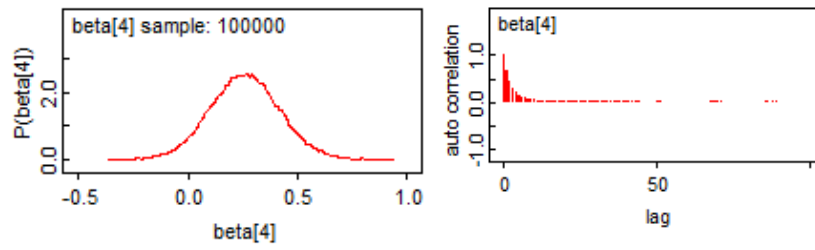
(a) Densitas

(b) Autocorrelation plot



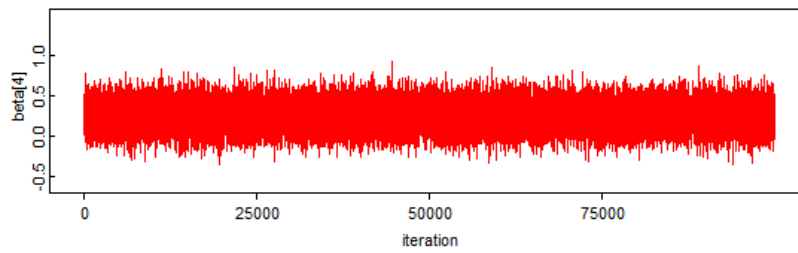
(c) Histori plot

Gambar 4.8 Plot Diagnostik Parameter Grade (β_3)



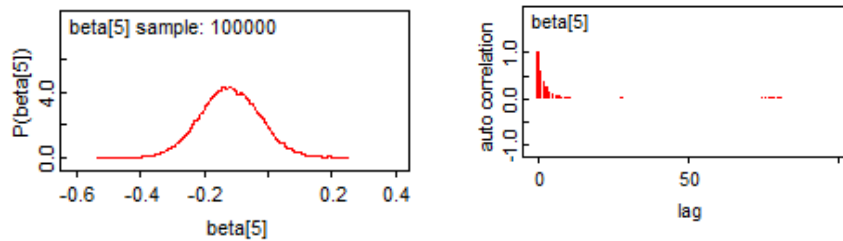
(a) Densitas

(b) Autocorrelation plot



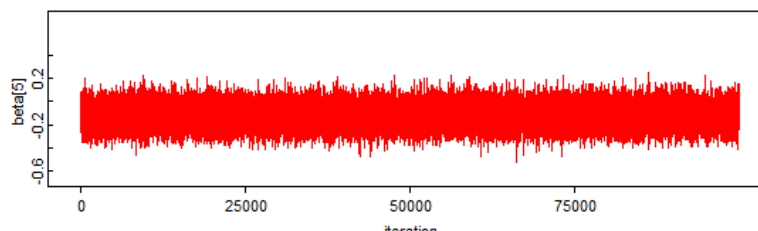
(c) Histori plot

Gambar 4.9 Plot Diagnostik Parameter hemoglobin (β_4)



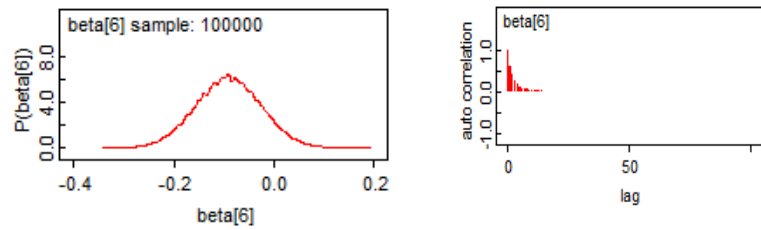
(a) Densitas

(b) Autocorrelation plot



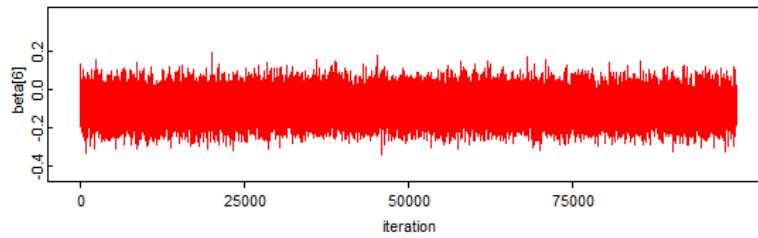
(c) Histori plot

Gambar 4.10 Plot Diagnostik Parameter hematocrit (β_5)



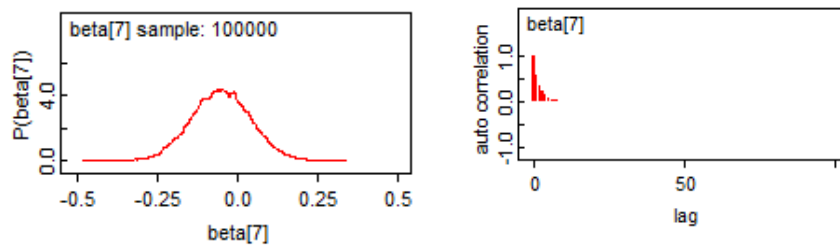
(a) Densitas

(b) Autocorrelation plot



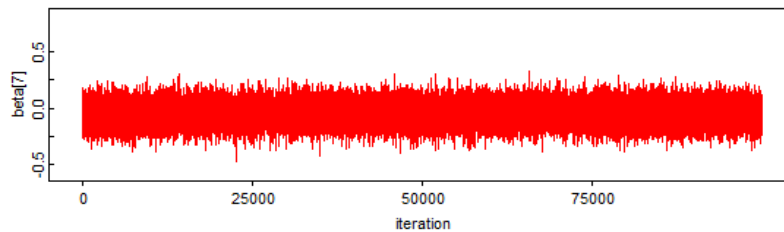
(c) Histori plot

Gambar 4.11 Plot Diagnostik Parameter Leukosit (β_6)



(a) Densitas

(b) Autocorellation plot



(c) Histori plot

Gambar 4.1 2 Plot Diagnostik Parameter trombosit (β_7)

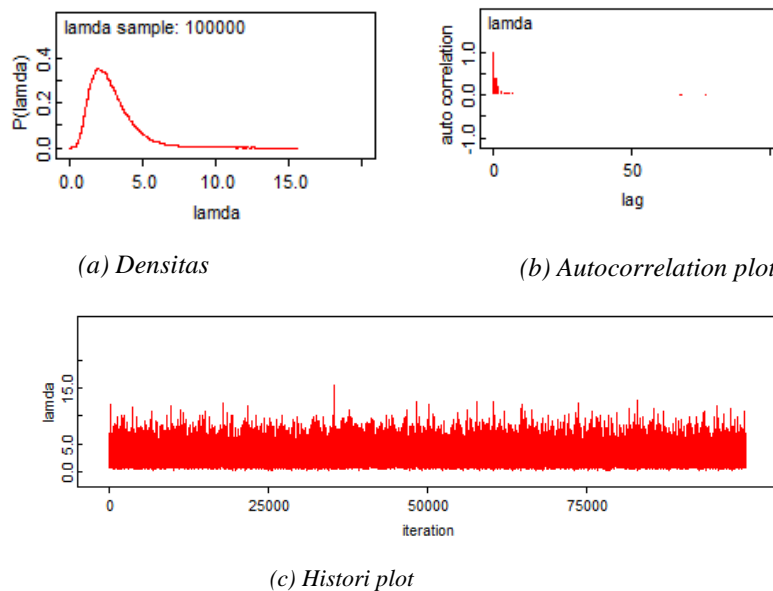
Dari Gambar 4.6 sampai Gambar 4.12 dapat dilihat plot diagnostik untuk parameter-parameter kovariat. Pada gambar terlihat bahwa *history plot* setiap parameter telah rapat dan dapat merespon semua parameter dan *history plot* tidak membentuk suatu pola atau *trend* serta telah stabil pada iterasi ke-100.000.

Selain itu dapat pula dilihat plot *densitas* untuk setiap parameter kovariat telah halus yang mengindikasikan bahwa parameter telah konvergen. Plot *densitas* menunjukkan pola distribusi prior untuk parameter kovariat.

Dari Gambar 4.6 sampai 4.12 dapat dilihat *autocorelation plot* yang terpotong hanya pada lag pertama dan menuju suatu nilai yang mendekati nol. Hal ini menunjukkan bahwa sampel yang diperoleh memiliki autokerasi kurang dari 1. Dari ketiga plot diatas, dapat dikatakan bahwa algoritma mencapai konvergensi dan sampel sudah berada pada distribusi target serta berautokorelasi.

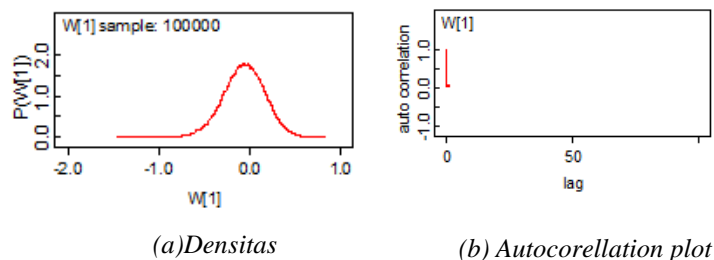
4.11.1.2 Plot Parameter *Frailty* Spasial CAR

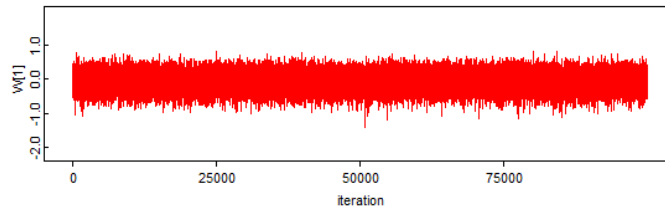
Seperti halnya dengan parameter kovariat, parameter spasial juga perlu ditunjukkan kekonvergenan hasil estimasinya terlebih dulu. Kekonvergenan dengan estimasi MCMC dapat dilihat berdasarkan plot diagnostik yang diberikan dengan terlebih dahulu melihat plot diagnostik parameter (λ) yang merupakan *frailty* yang mempengaruhi dependensi spasial namun tidak terjelaskan dalam model sebagai berikut:



Gambar 4.13 Plot Diagnostik Parameter *frailty* CAR (λ)

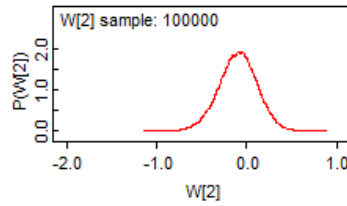
Pemeriksaan kekonvergenan selanjutnya dilihat pada parameter – parameter lokasi dalam hal ini *frailty* setiap kecamatan di Kota Makassar sebagai berikut:



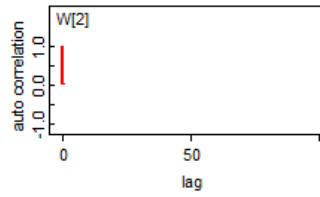


(c) *Histori plot*

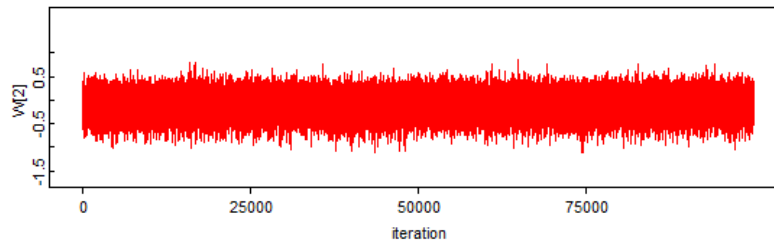
Gambar 4.14 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Mariso



(a) *Densitas*

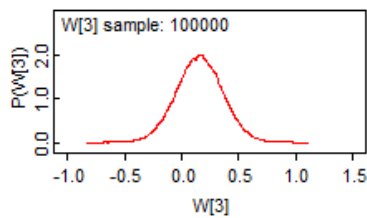


(b) *Autocorrelation plot*

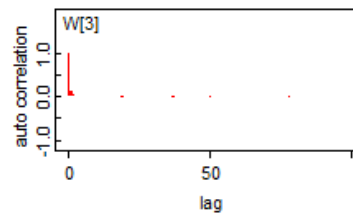


(c) *Histori plot*

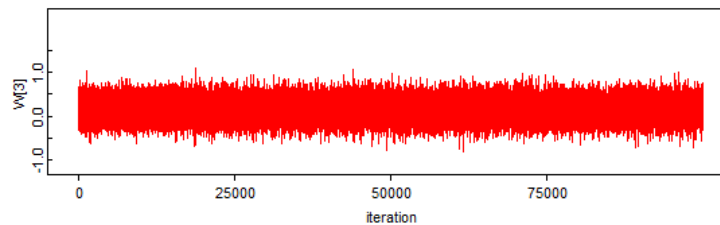
Gambar 4.15 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Mamajang



(a) *Densitas*

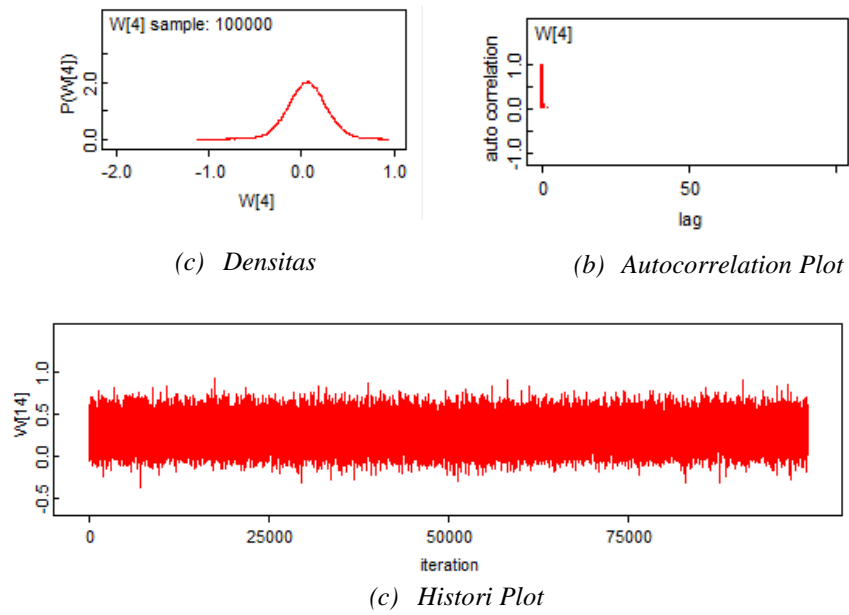


(b) *Autocorrelation plot*

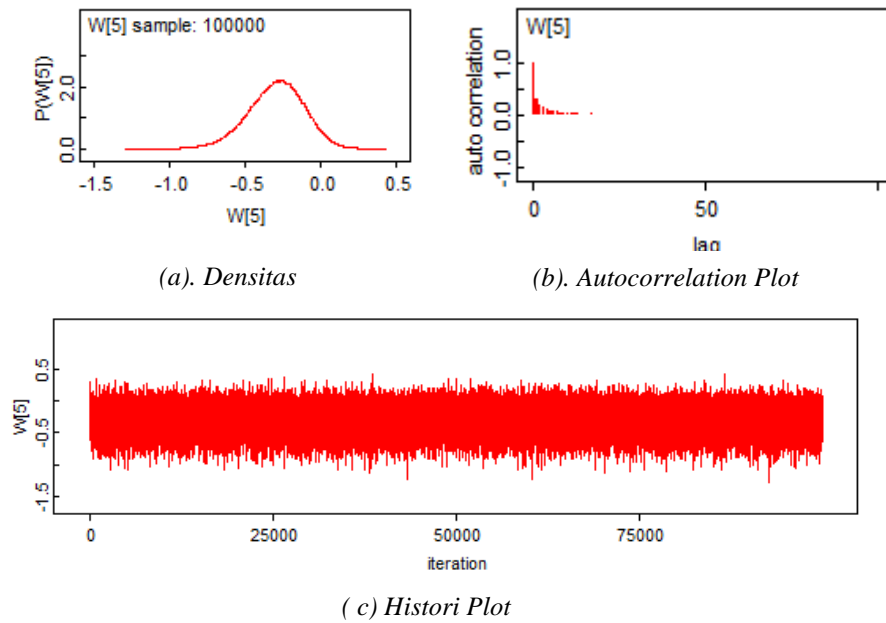


(c) *Histori plot*

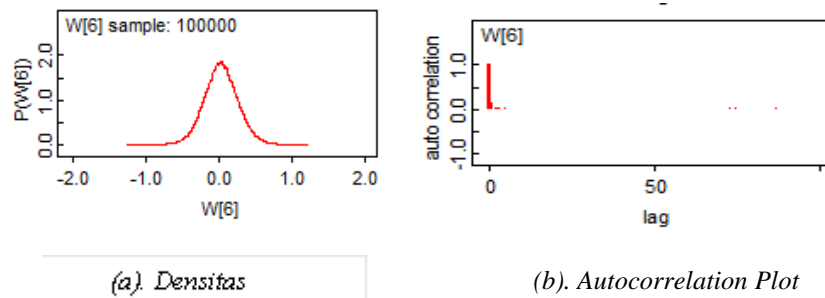
Gambar 4.16 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Tamalate

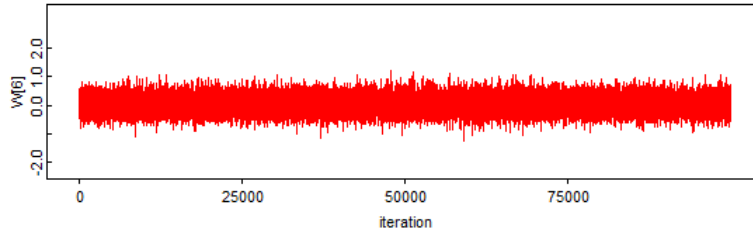


Gambar 4.17 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Rappocini



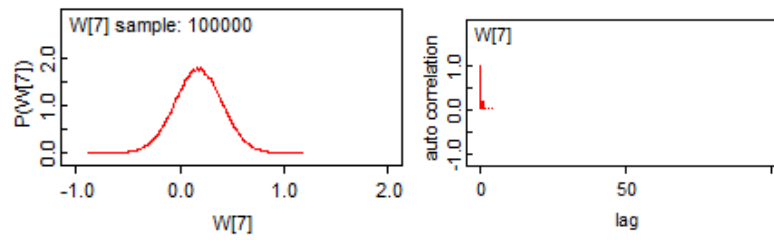
Gambar 4.18 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Makassar





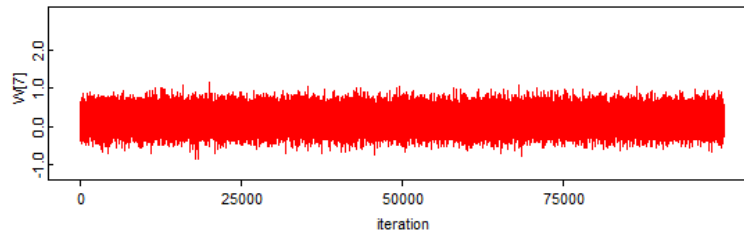
(c). Histori Plot

Gambar 4.19 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Ujung Pandang



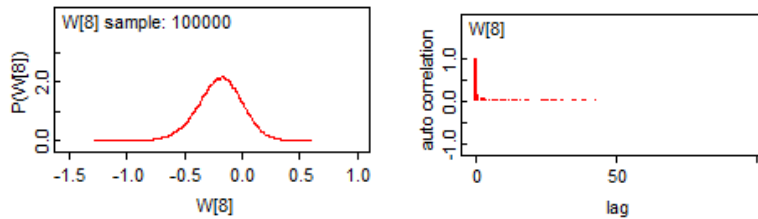
(a). Densitas

(b). Autocorrelation Plot



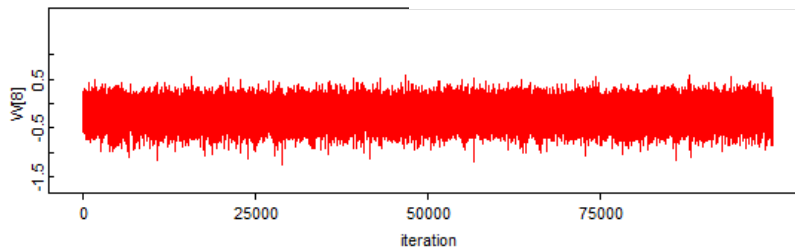
(c). Histori Plot

Gambar 4.20 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Wajo



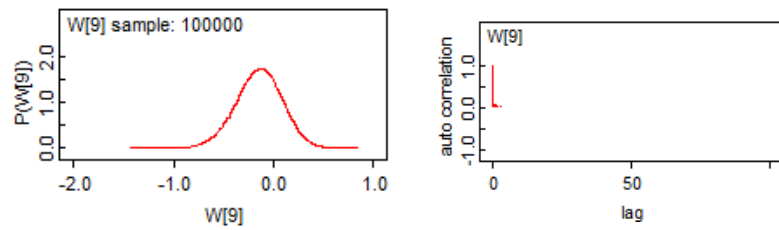
(a). Densitas

(b). Autocorrelation Plot



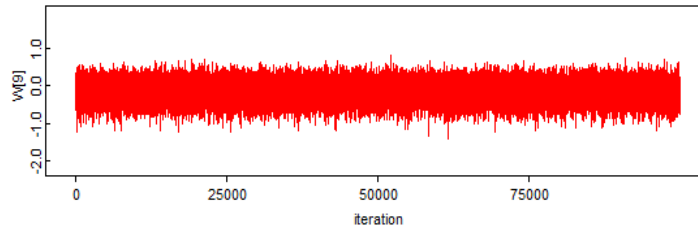
(c). Histori Plot

Gambar 4.21 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Bontoala



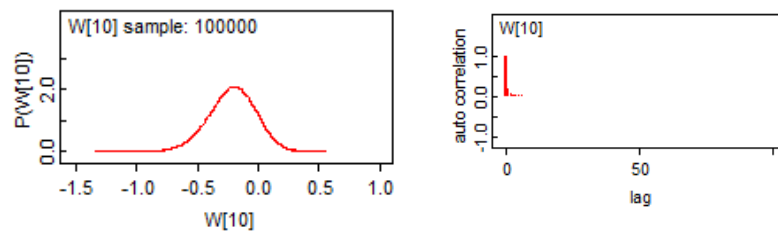
(a). Densitas

(b). Autocorrelation plot



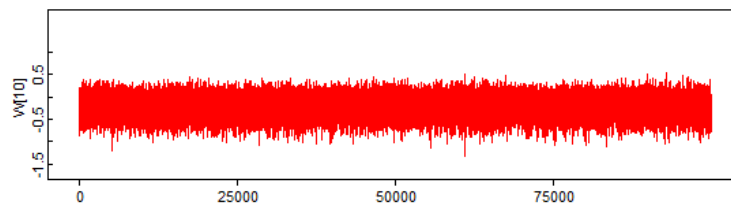
(c). Histori Plot

Gambar 4.22 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Ujung Tanah



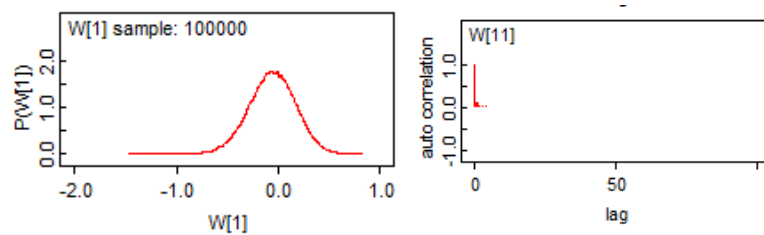
(a). Densitas

(b). Autocorrelation plot



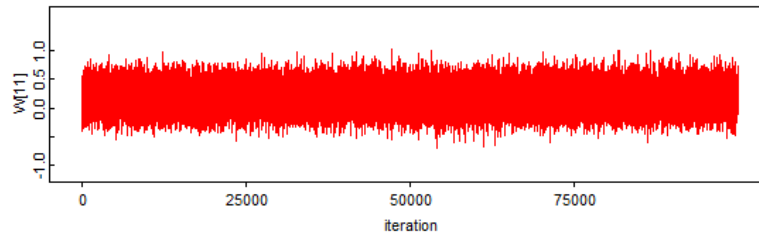
(c). Histori Plot

Gambar 4.23 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Tallo



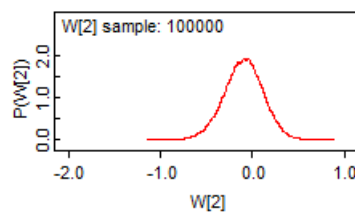
(a). Densitas

(b). Autocorrelation plot

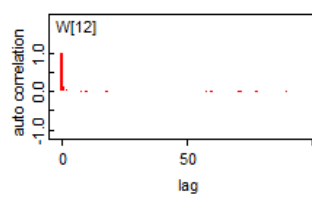


(c). Histori Plot

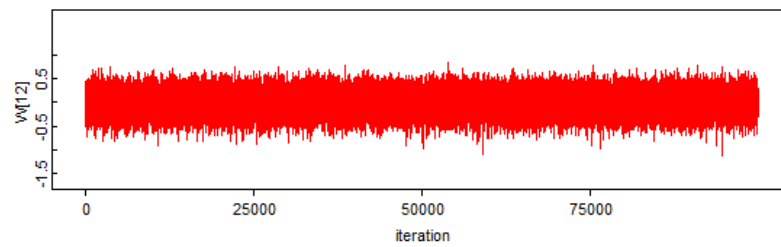
Gambar 4.24 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Panakukang



(a). Densitas

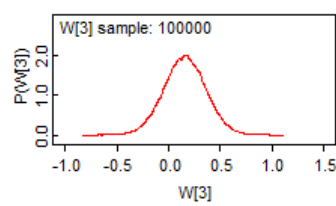


(b). Autocorrelation plot

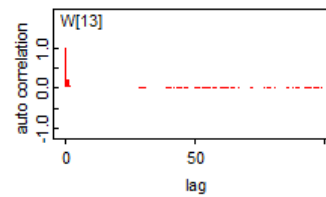


(c). Histori Plot

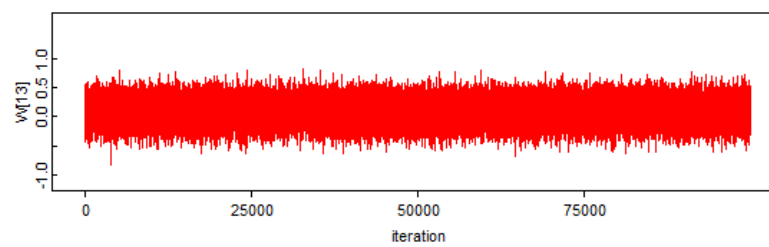
Gambar 4.25 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Manggala



(a). Densitas

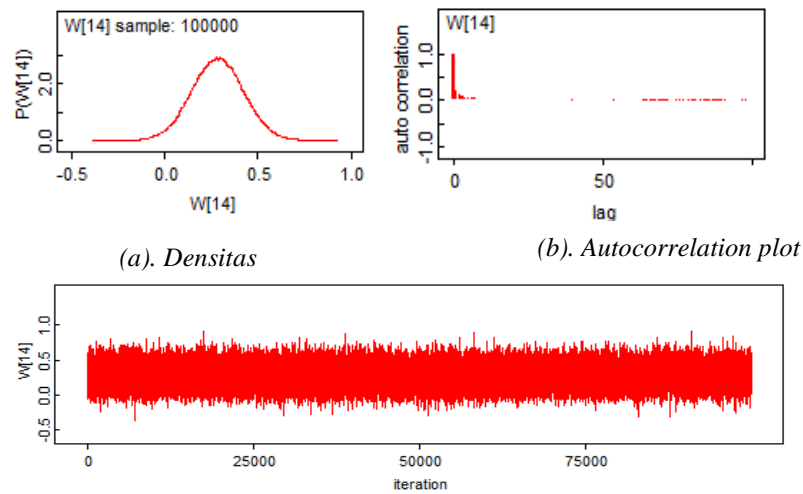


(b). Autocorrelation plot



(c). Histori Plot

Gambar 4.26 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Biringkanya



Gambar 4.27 Plot Diagnostik Parameter spasial Kecamatan Tamalanrea

Gambar 4.13 sampai Gambar 4.27 menunjukkan plot diagnostik untuk parameter-parameter *frailty* spasial setiap kecamatan dan parameter λ . Pada Gambar 4.13 sampai Gambar 2.27 bagian (b) dapat dilihat bahwa *autocorelation plot* terpotong hanya pada lag pertama dan menuju suatu nilai mendekati nol. Hal tersebut berarti bahwa, sampel yang dibangkitkan melalui proses MCMC memiliki sifat random dan independent. Selain itu, dapat dilihat pula bahwa *history plot* setiap parameter telah rapat dan dapat merespon semua parameter dan *histori plot* tidak membentuk suatu pola atau *trend* sertatelah stabil pada iterasi ke-100.000.

Dari Gambar 4.13 sampai Gambar 4.27 dapat pula dilihat plot *densitas* untuk setiap parameter kovariat telah halus yang mengindikasikan bahwa parameter telah konvergen. Plot densitas tersebut merupakan sebaran pola parameter prior yang digunakan. Dari ketiga plot diagnostik pada Gambar 4.13 sampai Gambar 4.27 dapat dikatakan bahwa algoritma mencapai konvergensi dan sampel sudah berada pada distribusi target.

4.11.2 Estimasi Parameter Faktor-faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan Pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar

Setelah kondisi konvergen terpenuhi, maka langkah selanjutnya adalah mencari nilai estimasi parameter faktor-faktor yang mempengaruhi laju

kesembuhan pasien DBD. Estimasi parameter yang digunakan adalah estimasi *Bayesian* dengan hasil estimasi disajikan pada Tabel 4.2.

Tabel 4.2. Hasil Estimasi posterior parameter bentuk dan kovariat pasien DBD di Rumah Sakit Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Parameter	Nilai Estimasi	95% Credible Interval (CI)
α	2.181	(1.971 , 2.403)
β_0	-3.169	(-4.377 , - 1.975)
β_{usia}	-0.076	(-0.366 , 0,215)
$\beta_{jenis\ kelamin}$	-0.014	(-0.027 , -0.001)
β_{Grade}	0.259	(0.058 , 0.459)
$\beta_{hemoglobin}$	0.260	(-0.043 , 0.574)
$\beta_{hematokrit}$	-0.119	(-0.299 , 0.062)
$\beta_{leukosit}$	-0.090	(-0.217 , 0.037)
$\beta_{trombosit}$	-0.051	(-0.299 , 0.128)

Sumber :Data diolah,2017

Berdasarkan Tabel 4.2 diperoleh hasil taksiran parameter bentuk Weibull atau parameter α adalah 2,181 dengan menggunakan selang 2,5% dan 97,5% diperoleh interval kredibel (1.971, 2,403). Dari Tabel 4.2 dapat pula dilihat bahwa hasil taksiran untuk masing parameter (α) berada pada interval kredibel yang tidak memuat nilai nol. Sehingga dapat dikatakan bahwa parameter α memiliki pengaruh yang signifikan terhadap model.

Tabel 4.2 menunjukkan hasil taksiran parameter kovariat yang terdiri parameter β_{usia} yaitu -0.076 dengan interval kredibel (-0.366, 0.215). Selanjutnya hasil taksiran untuk parameter $\beta_{jenis\ kelamin}$ adalah -0.014 dengan interval kredible (-0.027, -0.001). Parameter β_{Grade} memiliki hasil taksiran parameter 0.259 dengan interval kredibel (0.058, 0.459) selanjutnya parameter $\beta_{hemoglobin}$ memiliki hasil taksiran 0.260 dengan interval kredibel (-0.043, 0,574).

Berbeda dengan parameter kovariat lainnya, parameter kovariat $\beta_{hematokrit}$, $\beta_{leukosit}$ dan $\beta_{trombosit}$ memiliki hasil taksiran parameter berturut turut adalah -0.119, 0.090, -0.051 serta interval kredibel berturut-turut (-0.299, 0.062), (0.217, 0.037) serta (-0.229, 0.128).

Dari Tabel 4.2 dapat diketahui bahwa parameter-parameter yang memiliki pengaruh signifikan terhadap waktu kelangsungan hidup adalah $\beta_{\text{jenis kelamin}}$ dan β_{Grade} . Hal ini dapat dilihat dari interval kredibel masing masing parameter. Parameter yang tidak memuat nilai nol pada interval kredibel adalah parameter yang secara signifikan mempengaruhi waktu kelangsungan hidup pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar. Sebaliknya parameter yang memuat nilai nol dalam Interval kredibelnya adalah parameter yang tidak berpengaruh terhadap waktu kelangsungan hidup pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar dalam hal ini parameter β_{usia} , $\beta_{\text{hemoglobin}}$, $\beta_{\text{trombosit}}$, $\beta_{\text{hematocrit}}$, dan β_{leukosit} .

Tabel 4.3. Hasil Estimasi posterior parameter *frailty* spasial CAR kovariat pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Parameter	Kecamatan	Nilai Estimasi	95% Credible Interval (CI)
λ	-	2.754	(0.885 , 6.097)
W[1]	Mariso	-0.058	(-0.521 , 0.375)
W[2]	Mamajang	-0.099	(-0.537, 0.306)
W[3]	Tamalate	0.156	(-0.243 , -0.558)
W[4]	Rappocini	0.060	(-0.345 , 0.464)
W[5]	Makassar	-0.297	(-0.687 , 0.043)
W[6]	Ujung Pandang	0.035	(-0.412 , 0.497)
W[7]	Wajo	0.179	(-0.266 , 0.625)
W[8]	Bontoala	-0.193	(-0.589 , 0.165)
W[9]	Ujung Tanah	-0.144	(-0.622 , 0.296)
W[10]	Tallo	-0.213	(-0.616 , 0.150)
W[11]	Panakkukang	0.188	(-0.189 , 0.579)
W[12]	Manggala	0.006	(-0.411 , 0.396)
W[13]	Biringkanaya	0.094	(-0.268 , 0.443)
W[14]	Tamalanrea	0.284	(0.011 , 0.555)

Sumber :Data diolah, 2017

Dari Tabel 4.3 dapat diketahui hasil taksiran posterior parameter λ adalah 2,754 dengan interval kredibel untuk taksiran parameter λ adalah (0,8859,6,097) serta dapat pula diketahui estimasi parameter untuk masing masing kecamatan. Pada Tabel 4.3 pula diperoleh bahwa faktor spasial dalam hal ini kecamatan yang signifikan memberi pengaruh terhadap waktu kelangsungan hidup penderita DBD di RSUD Wahidin Kota Makassar adalah Kecamatan Tamalanrea. Hal tersebut dapat diketahui dari interval kredibel pada Kecamatan Tamalanrea yang berada pada interval (0.011, 0.555) dengan hasil taksiran adalah 0.284. Sedangkan kecamatan lainnya tidak memberi pengaruh secara signifikan.

Berdasarkan Tabel 4.2 dan Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa parameter $\beta_{\text{jenis kelamin}}$ secara signifikan mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar sebesar ($\beta_{\text{jenis kelamin}} = -0.014$) atau sebesar $\exp(-0.014) = 0.986$. Hal ini berarti bahwa pasien dengan jenis kelamin laki laki cenderung cepat dalam hal pemulihan sedangkan pasien dengan jenis kelamin perempuan memiliki laju kesembuhan 0.986 lebih lama dari pada pasien jenis kelamin laki laki. Hal ini mungkin saja disebabkan karena kondisi ketahanan fisik pasien perempuan lebih rentan terhadap virus *dengue* dibandingkan dengan pasien laki-laki. Faktor lain yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar adalah parameter ($\beta_{\text{Grade}} = 0.259$) atau sebesar $\exp(0.259) = 1.295$. Hal ini berarti bahwa pasien dengan grade I DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar cenderung lebih cepat sembuh dengan laju kesembuhan sebesar 1.295 kali lebih cepat dari pada pasien dengan grade II, grade III, dan grade IV. Selanjutnya, ketika tidak ada faktor yang secara signifikan berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien, maka model *survival* akan tetap sebesar ($\beta_0 = -3.169$) atau $\exp(-3.169) = 0.042$. Selain itu, dari Tabel 4.3 dapat diketahui parameter $\lambda = 2,754$ secara signifikan juga mempengaruhi model. Hal ini mengindikasikan bahwa terdapat dependensi yang tidak dijelaskan oleh model sebesar 2,754 yang dapat juga diartikan bahwa dependensi efek random (*frailty*) disebabkan oleh hubungan yang signifikan antara kondisi pasien dengan ketidaknyamanan lingkungannya.

Berdasarkan Tabel 4.2 dan Tabel 4.3 diketahui taksiran parameter posterior untuk α , λ , β_{usia} , $\beta_{\text{jenis kelamin}}$, β_{grade} , $\beta_{\text{hemoglobin}}$, $\beta_{\text{hematokrit}}$, β_{leukosit} , $\beta_{\text{trombosit}}$ serta parameter untuk masing masing kecamatan di Kota Makassar. Oleh karena itu, laju kesembuhan pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar untuk masing masing kecamatan dapat dimodelkan sebagai berikut:

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + W_j\}$$

Fungsi *hazard* untuk setiap kecamatan diberikan sebagai berikut:

1. Kecamatan Mariso

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} - 0.058\}$$

2. Kecamatan Mamajang

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} - 0.099\}$$

3. Kecamatan Tamalate

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.156\}$$

4. Kecamatan Rappocini

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.060\}$$

5. Kecamatan Makassar

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} - 0.297\}$$

6. Kecamatan Ujung Pandang

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.035\}$$

7. Kecamatan Wajo

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.0173\}$$

8. Kecamatan Bontoala

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} - 0.193\}$$

9. Kecamatan Ujung Tanah

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} - 0.144\}$$

10. Kecamatan Tallo

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} - 0.213\}$$

11. Kecamatan Panakukang

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.188\}$$

12. Kecamatan Manggala

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.006\}$$

13. Kecamatan Biringkanaya

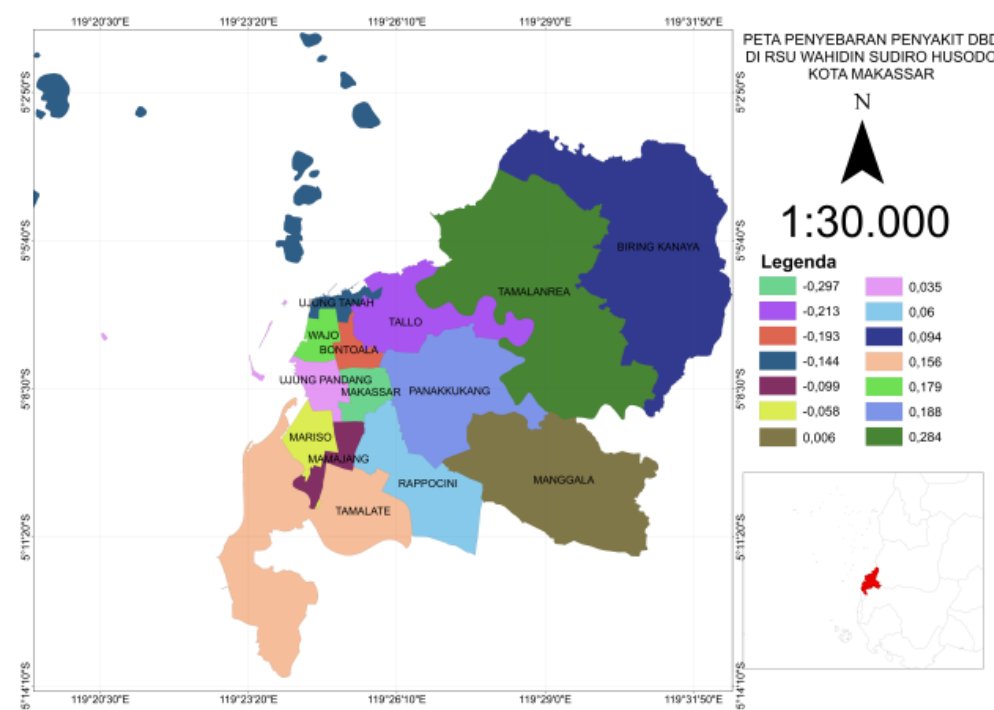
$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.094\}$$

14. Kecamatan Tamalanrea

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076\text{usia} - 0.014\text{jeniskelamin} \\ + 0.259\text{Grade} + 0.260\text{hemoglobin} - 0.119\text{hematokrit} \\ - 0.090\text{leukosit} - 0.051\text{trombosit} + 0.284\}$$

4.11.3 Pemetaan Penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Pemetaan penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo di Kota Makassar disajikan pada Gambar 2.8.



Gambar 4.28. Peta penyebaran kelangsungan hidup penderita DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

Gambar 4.28 menggambarkan pemetaan penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar. Pemetaan penyakit ini menggambarkan hasil taksiran pengaruh spasial *survival* CAR setiap daerah terhadap laju kelangsungan hidup penderita DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar. Dari Gambar 4.28 dapat diketahui bahwa taksiran spasial, dalam hal ini pengaruh lokasi dengan hasil taksiran paling tinggi adalah Kecamatan Tamalanrea sebesar 0.294 serta berpengaruh secara signifikan.

Selanjutnya, secara berturut-turut dapat dilihat bahwa Kecamatan Panakukang, Wajo dan Tamalate memiliki selisih hasil taksiran yang kecil satu sama lain. Ketiga kecamatan tersebut menurut Dinas kesehatan Kota Makassar merupakan daerah kumuh di Kota Makassar. Daerah lain seperti Kecamatan Rappocini, Ujung Pandang dan Manggala juga memiliki selisih hasil taksiran parameter spasial yang kecil antara satu sama lain. Hal ini mengindikasikan bahwa daerah dengan karakteristik yang sama umumnya memiliki hasil taksiran parameter yang hampir sama pula.

Kecamatan Mariso dan Mamajang berturut-turut memiliki taksiran sebesar -0,058 dan 0,009. Selanjutnya Kecamatan Biringkanaya, Bontoala, Tallo dan Makassar juga berturut-turut memiliki selisih hasil taksiran parameter yang kecil. Informasi penting yang didapatkan dari pemetaan pada Gambar 4.28 adalah bahwa Kecamatan yang memiliki pengaruh paling tinggi dan signifikan adalah Kecamatan Tamalanrea, hal ini mungkin saja dipengaruhi oleh letak RSUD Wahidin Sudirohusodo yang berada di Kecamatan Tamalanrea sehingga memungkinkan pasien DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo adalah mayoritas masyarakat Tamalanrea. Selain itu dari Gambar 4.28 pula, dapat diketahui bahwa Kecamatan Makassar merupakan kecamatan dengan tingkat pengaruh paling rendah terhadap kelangsungan hidup penderita DBD.

BAB V

KESIMPULAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Estimasi parameter model *frailty* spasial *survival* diperoleh menggunakan Bayesian CAR. Dari hasil estimasi parameter diperoleh parameter $\alpha = 2,181$, $\lambda = 2,754$, $\beta_0 = -3,169$, $\beta_{usia} = -0,076$, $\beta_{jenis\ kelamin} = -0,014$, $\beta_{Grade} = 0,259$, $\beta_{hemoglobin} = -0,260$, $\beta_{hematokrit} = -0,119$, $\beta_{leukosit} = -0,090$, $\beta_{usia} = -0,076$, $\beta_{jenis\ kelamin} = -0,014$, $\beta_{trombosit} = -0,051$.

2. Model *frailty* spasial *survival* yang terbentuk adalah

$$h(t) = 2.181t^{2.181-1} \exp\{-3.169 - 0.076usia - 0.014jeniskelamin + 0.259Grade + 0.260hemoglobin - 0.119hematokrit - 0.090leukosit - 0.051trombosit + W_j\}$$

3. Parameter yang mempengaruhi waktu kelangsungan hidup secara signifikan adalah jenis kelamin dan grade, serta efek spasial daerah yang memberi pengaruh secara signifikan adalah Kecamatan Tamalanrea.
4. Pemetetan penyakit DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar menunjukkan bahwa daerah dengan karakteristik yang sama memiliki tingkat pengaruh yang sama terhadap laju kelangsungan hidup penderita DBD.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Memperluas efek spasial dengan menambahkan rumah sakit lainnya di Kota Makassar, seperti RS Haji, RS Plamonia dan RS Labuangbaji.
2. Menggunakan matriks pembobot spasial yang lain seperti *rook contiguity*

DAFTAR PUSTAKA

- Achmadi (2010). Manajemen Demam Berdarah Berbasis Wilayah. *Buletin Jendela Epidemiologi Demam Berdarah*, 2(8):15-20
- Amalia, Suci. (2010). *Analisis Survival Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Kesembuhan Pasien DBD dengan Menggunakan Bayesian Mixture Survival*. Surabaya: Intitute Teknologi Sepuluh November.
- Banerjee, S., Carlin, B. and Gelfand, A. E. (2004): *Hierarchical Modeling and Analysis for Spatial Data*. Boca Raton: Chapman & Hal
- Banerjee, S., Wall, M. M, dan Carlin, B. P, (2003). Frailty Modeling for Spatially Correlated survival data, with application to infant mortality in Minnesota. *Biostatistics*, 4(1):123-142.
- Berren, Cristian. (2016). *Estimasi Parameter Distribusi Exponentiated Modified Weibull Exrention*. [Skripsi]. Makassar: Universitas Hasanuddin
- Bhat, Viveca M, Jhon W Cole, and Chon D. (2008). Dose Response Relationship Between Cigarette Smoking and Risk of Ischemic Stroke Young Women. *Journal of The American Stroke Association*, 39:2439-2443.
- Besag, J., York, J. C. and Mollié, E, A. (1991). Bayesian image restoration, with two applications in spatial statistics (with discussion). *Ann. Inst. Statist. Math.* 43, 1-59.
- Box, G.E.P. and Tiao, G.C. (1973). *Bayesian Inference In Statistical Analysis*. Philippines : Addison-Wesley Publishing Company.
- Cressie, N.A.C. (1993). *Statistics for Spatial Data, revised edition*. New York: Wiley
- Collet, D. (1994). *Modelling Survival Data in Medical Research Second Edition*. London : Chapman & Hall/CRD.

- Depkes. (2013). Riset Kesehatan Dasar 2013. Diakses dari <http://depkes.go.id/download/riskesdas2013/hasil%20Riskesdas%202013.pdf> diakses pada 12 oktober 2016
- Hidayah, Entin. (2010). *Model Disagregasi Data Hujan Temporal Dengan Pendekatan Bayesian Sebagai Input Pemodelan Banjir*. Dalam halaman <http://digilib.its.ac.id/public/ITS-PhD-15746-Paper-860954.pdf> diakses pada tanggal 30 Januari 2016
- Iriawan, N. (2001). *Penaksiran Model Mixtue Normal Univariabel: Suatu Pendekatan Metode Bayesian dengan MCMC*, Prosiding Seminar Nasional dan Konferda VII Matematika Wilayah DIY & Jawa Tengah, Yogyakarta 105-110.
- Klein, J and Moeschberger M. (2003). *Survival Analysis: Techniques for Censored and Truncated Data. Statistics for Biology and Health*. New York : Springer.
- Kleinbaum, D.G dan Mitchel Klein. (2005). *Survival Analysis, a Self-Learning Text Second Edition*. New York: Springer.
- Kinasih, Indira Puteri. (2009). *Pendekatan Metode Bayesian Vektor Autoregressive (BVAR) untuk Model Komsumsi Wilayah Jawa Timur*. Skripsi. Intitute teknologi Sepuluh November.
- Lawson, Andrew B. (2009). *Interdisciplinary Statistics Bayesian Disease Mapping Hierarchical Modelling in Spatial Epidemiology*. USA: CRC Press.
- LeSage, J.1998. *spatial econometrics*. Talendo :Universitu of Talendo
- Li Y, Ryan L (2002). Modeling Spatial Survival Data Using Semiparametric Frailty Models. *Biometrics*, 58(2):287-297.
- Mahmudah, Nur dan Henny Pramodyo. (2014). *Pemodelan Spasial Survival Weibull 3p dengan Frailty berdistribusi Contidional Autoregressive (CAR)* Dalamhalaman.<http://download.portalgaruda.org/article.php?article=347740>

[&val=7356&title=Pemodelan%20Spasial%20Survival%20Weibull-3](#)

diakses pada tanggal 6 Februari 2017

Rahmi, Sulvirah. (2015). *Pemodelan Spasial Survival dengan Pendekatan Bayesian*. [Skripsi]. Makassar: Universitas Hasanuddin.

Reskianti, Kiki. (2013). *Estimasi Parameter Bayesian Pada Analisis Data Ketahanan Hidup Berdistribusi Ekspensial Melalui Pendekatan Self Studi Kasus : Analisis Ketahanan Hidup Flourophores*. Makassar: Universitas Hasanuddin

Syahriah, Dian F dan Wulan P.J Kaunang. (2015). Pemetaan Penyebaran Penyakit Demam Berdarah Dengue Dengan Geographic Information System di Minahasa Selatan. *Jurnal Kedokteran Kesehatan dan Tropik*, III : 2.

Thamrin, SA., McGree, JM and Mengersen, KL. (2013a). Bayesian Weibull survival model for gene expression data. In C. L. Alston, K. L. Mengersen and A. N. Pettitt (ed.). *Case Studies in Bayesian Statistical Modelling and Analysis* (1st ed., pp. 171-185), 2013.

Walsh,B. (2004). *Markov Chain Monte Carlo and Gibbs Sampling*. Dalam halaman <http://nitro.biosci.arizona.edu/courses/EEB596/handouts/Gibbs.pdf> diakses pada tanggal 7 Februari 2017.

WHO. (2013). *The Dengue Strategic Plan For The Asia Pasific Region*. Dalam halaman:http://www.searo.who.int/LinkFiles/Dengue_Dengue_Strategic_Plan_for_the_Asia-Pacific_Region..pdf diakses pada tanggal 10 November 2016.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Output Program Indeks Moran

	COL8	COL9	COL10	COL11	COL12	COL13	COL14
ROW1	0	0	0	0	0	0	0
ROW2	0	0	0	0	0	0	0
ROW3	0	0	0	0	0	0	0
ROW4	0	0	0	0.2	0.2	0	0
ROW5	0.167	0	0.167	0.167	0	0	0
ROW6	0.167	0	0	0	0	0	0
ROW7	0.333	0.333	0	0	0	0	0
ROW8	0	0.2	0.2	0	0	0	0
ROW9	0.333	0	0.333	0	0	0	0
ROW10	0.2	0.2	0	0.2	0	0	0.2
ROW11	0	0	0.2	0	0.2	0	0.2
ROW12	0	0	0	0.333	0	0	0.333
ROW13	0	0	0	0	0	0	1
ROW14	0	0	0.25	0.25	0.25	0.25	0

N

14

I_Y

0.2338082

E_Y

-0.076923

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
1	1	1	1	270	0.996296	-0.00161	0.001611	-2.79277396	0	1
1	2		0	271	0.99631	-0.00161	0.001606	-2.794382464	0	2
1	3	3	0	268	0.996269	-0.00162	0.001624	-2.789538969	0	3
1	4	4	1	267	0.996255	-0.00163	0.00163	-2.787912392	0	4
1	5	5	1	266	0.996241	-0.00164	0.001636	-2.786279701	0	5
1	6	6	0	265	0.996226	-0.00164	0.001642	-2.784640848	0	6
1	7	7	0	264	0.996212	-0.00165	0.001648	-2.782995787	0	7
1	8	8	1	263	0.996198	-0.00165	0.001654	-2.781344471	0	8
1	9	9	1	262	0.996183	-0.00166	0.001661	-2.779686853	0	9
1	10	10	0	261	0.996169	-0.00167	0.001667	-2.778022883	0	10
1	11	11	1	260	0.996154	-0.00167	0.001674	-2.776352513	0	11
1	12		0	271	0.99631	-0.00161	0.001606	-2.794382464	0	12
1	13	13	1	258	0.996124	-0.00169	0.001687	-2.772992376	0	13
1	14	14	1	257	0.996109	-0.00169	0.001693	-2.771302508	0	14
1	15	15	1	256	0.996094	-0.0017	0.0017	-2.769606039	0	15
1	16	16	1	255	0.996078	-0.00171	0.001706	-2.767902917	0	16
1	17	17	0	254	0.996063	-0.00171	0.001713	-2.766193089	0	17
1	18	18	1	253	0.996047	-0.00172	0.00172	-2.764476504	0	18
1	19	19	1	252	0.996032	-0.00173	0.001727	-2.762753106	0	19
1	20	20	0	251	0.996016	-0.00173	0.001734	-2.761022842	0	20
1	21		0	271	0.99631	-0.00161	0.001606	-2.794382464	0	21
1	22	22	1	249	0.995984	-0.00175	0.001748	-2.757541496	0	22
1	23	23	1	248	0.995968	-0.00175	0.001755	-2.755790301	0	23
1	24	24	1	247	0.995951	-0.00176	0.001762	-2.754032017	0	24
1	25	25	1	246	0.995935	-0.00177	0.001769	-2.752266585	0	25
1	26	26	1	245	0.995918	-0.00178	0.001776	-2.750493947	0	26
1	27	27	1	244	0.995902	-0.00178	0.001784	-2.748714044	0	27
1	28	28	1	243	0.995885	-0.00179	0.001791	-2.746926816	0	28
2	29	29	1	242	0.995868	-0.0018	0.001798	-2.745132203	0.30103	29

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
2	30	30	1	241	0.995851	-0.00181	0.001806	-2.743330144	0.30103	30
2	31	31	0	240	0.995833	-0.00181	0.001813	-2.741520576	0.30103	31
2	32	32	1	239	0.995816	-0.00182	0.001821	-2.739703436	0.30103	32
2	33	33	1	238	0.995798	-0.00183	0.001829	-2.737878661	0.30103	33
2	34	34	0	237	0.995781	-0.00184	0.001836	-2.736046187	0.30103	34
2	35	35	1	236	0.995763	-0.00184	0.001844	-2.734205948	0.30103	35
2	36	36	1	235	0.995745	-0.00185	0.001852	-2.732357878	0.30103	36
2	37	37	1	234	0.995726	-0.00186	0.00186	-2.73050191	0.30103	37
2	38	38	1	233	0.995708	-0.00187	0.001868	-2.728637976	0.30103	38
2	39	39	1	232	0.99569	-0.00188	0.001876	-2.726766009	0.30103	39
2	40	40	1	231	0.995671	-0.00188	0.001884	-2.724885937	0.30103	40
2	41	41	1	230	0.995652	-0.00189	0.001892	-2.722997691	0.30103	41
2	42	42	1	229	0.995633	-0.0019	0.001901	-2.7211012	0.30103	42
2	43	43	1	228	0.995614	-0.00191	0.001909	-2.71919639	0.30103	43
2	44	44	1	227	0.995595	-0.00192	0.001917	-2.71728319	0.30103	44
2	45	45	1	226	0.995575	-0.00193	0.001926	-2.715361523	0.30103	45
2	46	46	1	225	0.995556	-0.00193	0.001934	-2.713431316	0.30103	46
2	47	47	1	224	0.995536	-0.00194	0.001943	-2.711492492	0.30103	47
2	48	48	1	223	0.995516	-0.00195	0.001952	-2.709544973	0.30103	48
2	49	49	1	222	0.995495	-0.00196	0.001961	-2.707588682	0.30103	49
2	50	50	1	221	0.995475	-0.00197	0.00197	-2.705623538	0.30103	50
2	51	51	1	220	0.995455	-0.00198	0.001979	-2.703649462	0.30103	51
2	52	52	0	219	0.995434	-0.00199	0.001988	-2.701666372	0.30103	52
2	53	53	1	218	0.995413	-0.002	0.001997	-2.699674185	0.30103	53
2	54	54	1	217	0.995392	-0.00201	0.002006	-2.697672817	0.30103	54
2	55	55	1	216	0.99537	-0.00202	0.002015	-2.695662184	0.30103	55
2	56	56	1	215	0.995349	-0.00202	0.002025	-2.693642199	0.30103	56
2	57	57	1	214	0.995327	-0.00203	0.002034	-2.691612774	0.30103	57

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
2	58	58	1	213	0.995305	-0.00204	0.002044	-2.689573822	0.30103	58
2	59	59	1	212	0.995283	-0.00205	0.002053	-2.687525251	0.30103	59
2	60	60	1	211	0.995261	-0.00206	0.002063	-2.685466972	0.30103	60
2	61	61	1	210	0.995238	-0.00207	0.002073	-2.683398891	0.30103	61
2	62	62	1	209	0.995215	-0.00208	0.002083	-2.681320915	0.30103	62
2	63	63	1	208	0.995192	-0.00209	0.002093	-2.679232949	0.30103	63
2	64	64	1	207	0.995169	-0.0021	0.002103	-2.677134896	0.30103	64
2	65	65	1	206	0.995146	-0.00211	0.002113	-2.675026658	0.30103	65
2	66	66	1	205	0.995122	-0.00212	0.002124	-2.672908136	0.30103	66
2	67	67	1	204	0.995098	-0.00213	0.002134	-2.670779228	0.30103	67
2	68	68	1	203	0.995074	-0.00214	0.002145	-2.668639834	0.30103	68
2	69	69	1	202	0.99505	-0.00216	0.002155	-2.666489848	0.30103	69
2	70	70	1	201	0.995025	-0.00217	0.002166	-2.664329165	0.30103	70
2	71	71	1	200	0.995	-0.00218	0.002177	-2.662157679	0.30103	71
2	72	72	0	199	0.994975	-0.00219	0.002188	-2.659975281	0.30103	72
2	73	73	1	198	0.994949	-0.0022	0.002199	-2.657781861	0.30103	73
2	74	74	1	197	0.994924	-0.00221	0.00221	-2.655577306	0.30103	74
2	75	75	1	196	0.994898	-0.00222	0.002221	-2.653361504	0.30103	75
2	76	76	1	195	0.994872	-0.00223	0.002233	-2.651134338	0.30103	76
2	77	77	1	194	0.994845	-0.00224	0.002244	-2.648895691	0.30103	77
3	78	78	1	193	0.994819	-0.00226	0.002256	-2.646645446	0.477121	78
3	79	79	1	192	0.994792	-0.00227	0.002268	-2.64438348	0.477121	79
3	80	80	1	191	0.994764	-0.00228	0.00228	-2.642109671	0.477121	80
3	81	81	1	190	0.994737	-0.00229	0.002292	-2.639823895	0.477121	81
3	82	82	1	189	0.994709	-0.0023	0.002304	-2.637526025	0.477121	82
3	83	83	1	188	0.994681	-0.00232	0.002316	-2.635215931	0.477121	83
3	84	84	1	187	0.994652	-0.00233	0.002329	-2.632893484	0.477121	84
3	85	85	1	186	0.994624	-0.00234	0.002341	-2.630558551	0.477121	85
3	86	86	1	185	0.994595	-0.00235	0.002354	-2.628210996	0.477121	86
3	87	87	1	184	0.994565	-0.00237	0.002367	-2.625850682	0.477121	87

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	$\frac{n-r}{r+1}$	$\frac{(n-r)}{(n-r+1)}$	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
3	88	88	1	183	0.994536	-0.00238	0.00238	-2.623477471	0.477121	88
3	89	89	1	182	0.994505	-0.00239	0.002393	-2.621091219	0.477121	89
3	90	90	1	181	0.994475	-0.00241	0.002406	-2.618691784	0.477121	90
3	91	91	1	180	0.994444	-0.00242	0.002419	-2.616279018	0.477121	91
3	92	92	1	179	0.994413	-0.00243	0.002433	-2.613852773	0.477121	92
3	93	93	1	178	0.994382	-0.00245	0.002447	-2.611412897	0.477121	93
3	94	94	1	177	0.99435	-0.00246	0.002461	-2.608959237	0.477121	94
3	95	95	1	176	0.994318	-0.00247	0.002475	-2.606491634	0.477121	95
3	96	96	1	175	0.994286	-0.00249	0.002489	-2.604009931	0.477121	96
3	97	97	1	174	0.994253	-0.0025	0.002503	-2.601513966	0.477121	97
3	98	98	1	173	0.99422	-0.00252	0.002518	-2.599003572	0.477121	98
3	99	99	1	172	0.994186	-0.00253	0.002532	-2.596478583	0.477121	99
3	100	100	1	171	0.994152	-0.00255	0.002547	-2.593938827	0.477121	100
3	101	101	1	170	0.994118	-0.00256	0.002562	-2.591384132	0.477121	101
3	102	102	1	169	0.994083	-0.00258	0.002577	-2.588814319	0.477121	102
3	103	103	1	168	0.994048	-0.00259	0.002593	-2.58622921	0.477121	103
3	104	104	1	167	0.994012	-0.00261	0.002608	-2.583628621	0.477121	104
3	105	105	1	166	0.993976	-0.00262	0.002624	-2.581012365	0.477121	105
3	106	106	1	165	0.993939	-0.00264	0.00264	-2.578380254	0.477121	106
3	107	107	1	164	0.993902	-0.00266	0.002656	-2.575732092	0.477121	107
3	108	108	1	163	0.993865	-0.00267	0.002673	-2.573067683	0.477121	108
3	109	109	1	162	0.993827	-0.00269	0.002689	-2.570386828	0.477121	109
3	110	110	1	161	0.993789	-0.00271	0.002706	-2.567689321	0.477121	110
3	111	111	1	160	0.99375	-0.00272	0.002723	-2.564974953	0.477121	111
3	112	112	1	159	0.993711	-0.00274	0.00274	-2.562243515	0.477121	112
3	113	113	1	158	0.993671	-0.00276	0.002757	-2.559494788	0.477121	113
3	114		1	157	0.993631	-0.00278	0.002775	-2.556728553	0.477121	114
3	115	115	1	156	0.99359	-0.00279	0.002793	-2.553944585	0.477121	115
3	116	116	1	155	0.993548	-0.00281	0.002811	-2.551142656	0.477121	116

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
3	11 7		0	271	0.99631	-0.00161	0.001606	-2.794382464	0.477121	117
3	11 8	11 8	1	153	0.993464	-0.00285	0.002848	-2.545483976	0.477121	118
3	11 9	11 9	1	152	0.993421	-0.00287	0.002867	-2.542626745	0.477121	119
3	12 0	12 0	1	151	0.993377	-0.00289	0.002886	-2.539750591	0.477121	120
3	12 1	12 1	1	150	0.993333	-0.0029	0.002905	-2.536855262	0.477121	121
3	12 2	12 2	1	149	0.993289	-0.00292	0.002925	-2.533940501	0.477121	122
3	12 3	12 3	1	148	0.993243	-0.00294	0.002944	-2.531006046	0.477121	123
3	12 4	12 4	1	147	0.993197	-0.00296	0.002964	-2.528051627	0.477121	124
3	12 5	12 5	1	146	0.993151	-0.00298	0.002985	-2.525076972	0.477121	125
3	12 6	12 6	1	145	0.993103	-0.00301	0.003006	-2.522081803	0.477121	126
3	12 7	12 7	1	144	0.993056	-0.00303	0.003026	-2.519065832	0.477121	127
3	12 8	12 8	1	143	0.993007	-0.00305	0.003048	-2.516028771	0.477121	128
3	12 9		0	271	0.99631	-0.00161	0.001606	-2.794382464	0.477121	129
3	13 0	13 0	1	141	0.992908	-0.00309	0.003091	-2.50989018	0.477121	130
3	13 1	13 1	1	140	0.992857	-0.00311	0.003113	-2.506788037	0.477121	131
3	13 2	13 2	1	139	0.992806	-0.00314	0.003136	-2.503663575	0.477121	132
3	13 3	13 3	1	138	0.992754	-0.00316	0.003159	-2.500516473	0.477121	133
4	13 4	13 4	1	137	0.992701	-0.00318	0.003182	-2.497346398	0.60206	134
4	13 5	13 5	1	136	0.992647	-0.00321	0.003205	-2.494153013	0.60206	135
4	13 6	13 6	1	135	0.992593	-0.00323	0.003229	-2.490935972	0.60206	136
4	13 7	13 7	1	134	0.992537	-0.00325	0.003253	-2.487694924	0.60206	137
4	13 8	13 8	0	133	0.992481	-0.00328	0.003278	-2.484429506	0.60206	138
4	13 9	13 9	1	132	0.992424	-0.0033	0.003303	-2.481139349	0.60206	139
4	14 0	14 0	1	131	0.992366	-0.00333	0.003328	-2.477824075	0.60206	140
4	14 1	14 1	1	130	0.992308	-0.00335	0.003354	-2.474483299	0.60206	141
4	14 2	14 2	1	129	0.992248	-0.00338	0.00338	-2.4711116625	0.60206	142
4	14 4	14 4	1	127	0.992126	-0.00343	0.003433	-2.464303953	0.60206	144
4	14 5	14 5	1	126	0.992063	-0.00346	0.003461	-2.460857117	0.60206	145
4	14 6	14 6	1	125	0.992	-0.00349	0.003488	-2.457382705	0.60206	146
4	14 7	14 7	1	124	0.991935	-0.00352	0.003517	-2.453880273	0.60206	147

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
4	14 7	14 7	1	124	0.991935	-0.00352	0.003517	-2.453880273	0.60206	147
4	14 8	14 8	1	123	0.99187	-0.00355	0.003545	-2.450349366	0.60206	148
4	14 9	14 9	0	122	0.991803	-0.00357	0.003574	-2.446789515	0.60206	149
4	15 0	15 0	1	121	0.991736	-0.0036	0.003604	-2.443200243	0.60206	150
4	15 1	15 1	1	120	0.991667	-0.00363	0.003634	-2.43958106	0.60206	151
4	15 2	15 2	1	119	0.991597	-0.00366	0.003665	-2.435931462	0.60206	152
4	15 3	15 3	1	118	0.991525	-0.0037	0.003696	-2.432250934	0.60206	153
4	15 4	15 4	1	117	0.991453	-0.00373	0.003728	-2.428538947	0.60206	154
4	15 5	15 5	1	116	0.991379	-0.00376	0.00376	-2.42479496	0.60206	155
4	15 6	15 6	1	115	0.991304	-0.00379	0.003793	-2.421018415	0.60206	156
4	15 7	15 7	1	114	0.991228	-0.00383	0.003826	-2.417208741	0.60206	157
4	15 8	15 8	1	113	0.99115	-0.00386	0.00386	-2.413365352	0.60206	158
4	15 9	15 9	1	112	0.991071	-0.0039	0.003895	-2.409487645	0.60206	159
4	16 0	16 0	1	111	0.990991	-0.00393	0.00393	-2.405575003	0.60206	160
4	16 1	16 1	1	110	0.990909	-0.00397	0.003966	-2.401626789	0.60206	161
4	16 2	16 2	1	109	0.990826	-0.004	0.004003	-2.397642353	0.60206	162
4	16 3	16 3	1	108	0.990741	-0.00404	0.00404	-2.393621021	0.60206	163
4	16 4	16 4	1	107	0.990654	-0.00408	0.004078	-2.389562106	0.60206	164
4	16 5	16 5	1	106	0.990566	-0.00412	0.004117	-2.385464897	0.60206	165
4	16 6	16 6	1	105	0.990476	-0.00416	0.004156	-2.381328665	0.60206	166
4	16 7	16 7	1	104	0.990385	-0.0042	0.004196	-2.37715266	0.60206	167
4	16 8	16 8	0	103	0.990291	-0.00424	0.004237	-2.372936109	0.60206	168
4	16 9	16 9	1	102	0.990196	-0.00428	0.004279	-2.368678218	0.60206	169
4	17 0	17 0	1	101	0.990099	-0.00432	0.004321	-2.364378167	0.60206	170
4	17 1	17 1	1	100	0.99	-0.00436	0.004365	-2.360035114	0.60206	171
4	17 2	17 2	1	99	0.989899	-0.00441	0.004409	-2.355648189	0.60206	172
4	17 3	17 3	1	98	0.989796	-0.00445	0.004454	-2.351216497	0.60206	173
4	17 4	17 4	1	97	0.989691	-0.0045	0.004501	-2.346739116	0.60206	174

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	$\frac{n-r}{r+1}$	$\frac{(n-r)}{(n-r+1)}$	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
4	172	172	1	99	0.989899	-0.00441	0.004409	-2.355648189	0.60206	172
4	173	173	1	98	0.989796	-0.00445	0.004454	-2.351216497	0.60206	173
4	174	174	1	97	0.989691	-0.0045	0.004501	-2.346739116	0.60206	174
4	175	175	1	96	0.989583	-0.00455	0.004548	-2.342215092	0.60206	175
4	176	176	1	95	0.989474	-0.0046	0.004596	-2.337643445	0.60206	176
4	177	177	1	94	0.989362	-0.00464	0.004645	-2.33302316	0.60206	177
4	178	178	1	93	0.989247	-0.0047	0.004695	-2.328353192	0.60206	178
4	179	179	1	92	0.98913	-0.00475	0.004746	-2.32363246	0.60206	179
4	180	180	1	91	0.989011	-0.0048	0.004799	-2.318859849	0.60206	180
4	181	181	1	90	0.988889	-0.00485	0.004853	-2.314034206	0.60206	181
4	182	182	1	89	0.988764	-0.00491	0.004907	-2.309154339	0.60206	182
4	183	183	1	88	0.988636	-0.00496	0.004963	-2.304219015	0.60206	183
4	184	184	1	87	0.988506	-0.00502	0.005021	-2.299226959	0.60206	184
4	185	185	1	86	0.988372	-0.00508	0.00508	-2.294176853	0.60206	185
4	186	186	1	85	0.988235	-0.00514	0.00514	-2.289067329	0.60206	186
4	187	187	1	84	0.988095	-0.0052	0.005201	-2.283896973	0.60206	187
4	188	188	1	83	0.987952	-0.00526	0.005264	-2.27866432	0.60206	188
4	189	189	1	82	0.987805	-0.00533	0.005329	-2.273367849	0.60206	189
4	190	190	1	81	0.987654	-0.0054	0.005395	-2.268005984	0.60206	190
4	191	191	1	80	0.9875	-0.00546	0.005463	-2.262577091	0.60206	191
5	192	192	0	79	0.987342	-0.00553	0.005532	-2.257079472	0.69897	192
5	193	193	1	78	0.987179	-0.0056	0.005604	-2.251511366	0.69897	193
5	194	194	1	77	0.987013	-0.00568	0.005677	-2.24587094	0.69897	194
5	195	195	1	76	0.986842	-0.00575	0.005752	-2.240156291	0.69897	195
5	196	196	1	75	0.986667	-0.00583	0.00583	-2.234365441	0.69897	196
5	197	197	1	74	0.986486	-0.00591	0.005909	-2.228496328	0.69897	197
5	198		0	271	0.99631	-0.00161	0.001606	-2.794382464	0.69897	198
5	199	199	1	72	0.986111	-0.00607	0.006074	-2.216514651	0.69897	199

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
5	200	200	1	71	0.985915	-0.00616	0.00616	-2.210397524	0.69897	200
5	201	201	1	70	0.985714	-0.00625	0.006249	-2.204193001	0.69897	201
5	204	204	1	67	0.985075	-0.00653	0.006531	-2.18502915	0.69897	204
5	205	205	1	66	0.984848	-0.00663	0.006631	-2.178448553	0.69897	205
5	206	206	1	65	0.984615	-0.00673	0.006733	-2.171766704	0.69897	206
5	207	207	1	64	0.984375	-0.00684	0.006839	-2.164980438	0.69897	207
5	208	208	1	63	0.984127	-0.00695	0.006949	-2.158086441	0.69897	208
5	209	209	1	62	0.983871	-0.00706	0.007062	-2.151081236	0.69897	209
5	210	210	1	61	0.983607	-0.00718	0.007179	-2.143961175	0.69897	210
5	211	211	1	60	0.983333	-0.0073	0.007299	-2.136722431	0.69897	211
5	212	212	1	59	0.983051	-0.00742	0.007424	-2.129360979	0.69897	212
5	213	213	1	58	0.982759	-0.00755	0.007553	-2.121872587	0.69897	213
5	214	214	1	57	0.982456	-0.00769	0.007687	-2.114252799	0.69897	214
5	215	215	1	56	0.982143	-0.00783	0.007825	-2.106496922	0.69897	215
5	216	216	1	55	0.981818	-0.00797	0.007969	-2.098600006	0.69897	216
5	217	217	1	54	0.981481	-0.00812	0.008118	-2.090556826	0.69897	217
5	218	218	1	53	0.981132	-0.00827	0.008273	-2.082361861	0.69897	218
5	219	219	1	52	0.980769	-0.00843	0.008433	-2.074009272	0.69897	219
5	220	220	1	51	0.980392	-0.0086	0.0086	-2.065492875	0.69897	220
5	221	221	1	50	0.98	-0.00877	0.008774	-2.056806117	0.69897	221
5	222	222	1	49	0.979592	-0.00895	0.008955	-2.047942041	0.69897	222
5	223	223	1	48	0.979167	-0.00914	0.009143	-2.038893257	0.69897	223
5	224	224	0	47	0.978723	-0.00934	0.00934	-2.029651903	0.69897	224
5	225	225	1	46	0.978261	-0.00955	0.009545	-2.020209603	0.69897	225
5	226	226	1	45	0.977778	-0.00976	0.00976	-2.010557423	0.69897	226
5	227	227	1	44	0.977273	-0.00998	0.009984	-2.000685819	0.69897	227
5	228	228	1	43	0.976744	-0.01022	0.010219	-1.990584581	0.69897	228
5	229	229	1	42	0.97619	-0.01047	0.010465	-1.98024277	0.69897	229
6	230	230	1	41	0.97561	-0.01072	0.010724	-1.969648646	0.778151	230
6	231	231	1	40	0.975	-0.011	0.010995	-1.958789587	0.778151	231

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
5	228	228	1	43	0.976744	-0.01022	0.010219	-1.990584581	0.69897	228
6	233	233	1	38	0.973684	-0.01158	0.011582	-1.936221218	0.778151	233
6	234	234	1	37	0.972973	-0.0119	0.011899	-1.924481385	0.778151	234
6	235	235	1	36	0.972222	-0.01223	0.012234	-1.912415322	0.778151	235
6	236	236	1	35	0.971429	-0.01259	0.012589	-1.900004375	0.778151	236
6	237	237	1	34	0.970588	-0.01296	0.012965	-1.887228244	0.778151	237
6	238	238	1	33	0.969697	-0.01336	0.013364	-1.874064782	0.778151	238
6	239	239	1	32	0.96875	-0.01379	0.013788	-1.860489765	0.778151	239
6	240	240	1	31	0.967742	-0.01424	0.01424	-1.846476619	0.778151	240
6	241	241	1	30	0.966667	-0.01472	0.014723	-1.831996112	0.778151	241
6	242	242	1	29	0.965517	-0.01524	0.01524	-1.817015986	0.778151	242
6	243	243	1	28	0.964286	-0.01579	0.015794	-1.80150052	0.778151	243
6	244	244	1	27	0.962963	-0.01639	0.01639	-1.785410019	0.778151	244
6	245	245	1	26	0.961538	-0.01703	0.017033	-1.768700202	0.778151	245
6	246	246	1	25	0.96	-0.01773	0.017729	-1.751321469	0.778151	246
6	247	247	1	24	0.958333	-0.01848	0.018483	-1.733218004	0.778151	247
6	248	248	1	23	0.956522	-0.01931	0.019305	-1.714326703	0.778151	248
6	249	249	0	22	0.954545	-0.0202	0.020203	-1.694575837	0.778151	249
6	250	250	1	21	0.952381	-0.02119	0.021189	-1.673883409	0.778151	250
6	251	251	1	20	0.95	-0.02228	0.022276	-1.652155096	0.778151	251
7	252	252	1	19	0.947368	-0.02348	0.023481	-1.629281639	0.845098	252
7	253	253	1	18	0.944444	-0.02482	0.024824	-1.60513552	0.845098	253
7	254	254	0	17	0.941176	-0.02633	0.026329	-1.579566646	0.845098	254
7	255	255	1	16	0.9375	-0.02803	0.028029	-1.552396679	0.845098	255
7	256	256	1	15	0.933333	-0.02996	0.029963	-1.523411468	0.845098	256
7	257	257	1	14	0.928571	-0.03218	0.032185	-1.492350759	0.845098	257
7	258	258	1	13	0.923077	-0.03476	0.034762	-1.458893917	0.845098	258
7	259	259	1	12	0.916667	-0.03779	0.037789	-1.422639647	0.845098	259
7	260	260	1	11	0.909091	-0.04139	0.041393	-1.3830764	0.845098	260
7	261	261	1	10	0.9	-0.04576	0.045757	-1.339537801	0.845098	261

Lampiran 2. Tabel Pengujian distribusi Weibull Data DBD di RSUD Wahidin Sudirohusodo Kota Makassar Tahun 2016 (Lanjutan)

t	i	r	Di	n-r+1	(n-r)/(n-r+1)	S(t)	Log S(t)	-Log S(t)	Log[-Log S(t)]	Log (t)
7	260	260	1	11	0.909091	-0.04139	0.041393	-1.3830764	0.845098	260
7	261	261	1	10	0.9	-0.04576	0.045757	-1.339537801	0.845098	261
7	262	262	1	9	0.888889	-0.05115	0.051153	-1.291132945	0.845098	262
8	263	263	1	8	0.875	-0.05799	0.057992	-1.23663231	0.90309	263
8	264	264	1	7	0.857143	-0.06695	0.066947	-1.174270244	0.90309	264
8	265	265	0	6	0.833333	-0.07918	0.079181	-1.101377668	0.90309	265
8	266	266	1	5	0.8	-0.09691	0.09691	-1.013631348	0.90309	266
8	267	267	1	4	0.75	-0.12494	0.124939	-0.90330289	0.90309	267
9	268	268	1	3	0.666667	-0.17609	0.176091	-0.754262201	0.954243	268
15	269	269	1	2	0.5	-0.30103	0.30103	-0.521390228	1.176091	269
16	270	270	1	1	0	#NUM!	#NUM!	#NUM!	1.20412	270

Lampiran 3. Tabel Pengujian Uji Mann

i	x	Yi	Mi	Pembilang	Penyebut
1	1	-6.29157	1.100468		0
2	1	-5.1911	0.512687		0
3	1	-4.67841	0.33834		0
4	1	-4.34007	0.253188		0
5	1	-4.08689	0.20255		0
6	1	-3.88434	0.168939		0
7	1	-3.7154	0.144992		0
8	1	-3.57041	0.12706		0
9	1	-3.44335	0.113129		0
10	1	-3.33022	0.101993		0
11	1	-3.22822	0.092887		0
12	1	-3.13534	0.085303		0
13	1	-3.05003	0.078889		0
14	1	-2.97114	0.073393		0
15	1	-2.89775	0.068632		0
16	1	-2.82912	0.064467		0
17	1	-2.76465	0.060793		0
18	1	-2.70386	0.057529		0
19	1	-2.64633	0.05461		0
20	1	-2.59172	0.051983		0
21	1	-2.53974	0.049607		0
22	1	-2.49013	0.047448		0
23	1	-2.44268	0.045477		0
24	1	-2.39721	0.043672		0
25	1	-2.35353	0.042011		0
26	1	-2.31152	0.040479		0
27	1	-2.27104	0.039061		0
28	1	-2.23198	0.037744		18.36421
29	2	-2.19424	0.03652		0
30	2	-2.15772	0.035377		0
31	2	-2.12234	0.034308		0
32	2	-2.08803	0.033307		0
33	2	-2.05473	0.032367		0
34	2	-2.02236	0.031483		0
35	2	-1.99088	0.03065		0
36	2	-1.96023	0.029863		0
37	2	-1.93036	0.02912		0
38	2	-1.90124	0.028416		0
39	2	-1.87283	0.027748		0

Lampiran 3. Tabel Pengujian Uji Mann (Lanjutan)

i	x	Yi	Mi	Pembilang	Penyebut
40	2	-1.84508	0.027115		0
41	2	-1.81797	0.026513		0
42	2	-1.79145	0.02594		0
43	2	-1.76551	0.025394		0
44	2	-1.74012	0.024873		0
45	2	-1.71525	0.024376		0
46	2	-1.69087	0.0239		0
47	2	-1.66697	0.023446		0
48	2	-1.64353	0.023011		0
49	2	-1.62051	0.022593		0
50	2	-1.59792	0.022193		0
51	2	-1.57573	0.02181		0
52	2	-1.55392	0.021441		0
53	2	-1.53248	0.021086		0
54	2	-1.51139	0.020745		0
55	2	-1.49065	0.020417		0
56	2	-1.47023	0.020101		0
57	2	-1.45013	0.019796		0
58	2	-1.43033	0.019503		0
59	2	-1.41083	0.019219		0
60	2	-1.39161	0.018946		0
61	2	-1.37266	0.018682		0
62	2	-1.35398	0.018426		0
63	2	-1.33556	0.018179		0
64	2	-1.31738	0.017941		0
65	2	-1.29944	0.017709		0
66	2	-1.28173	0.017486		0
67	2	-1.26424	0.017269		0
68	2	-1.24697	0.017059		0
69	2	-1.22991	0.016856		0
70	2	-1.21306	0.016658		0
71	2	-1.1964	0.016467		0
72	2	-1.17993	0.016281		0
73	2	-1.16365	0.016101		0
74	2	-1.14755	0.015926		0
75	2	-1.13162	0.015756		0
76	2	-1.11587	0.015591		0
77	2	-1.10028	0.01543		26.27741
78	3	-1.08485	0.015274		0
79	3	-1.06957	0.015122		0

Lampiran 3. Tabel Pengujian Uji Mann (Lanjutan)

i	x	Yi	Mi	Pembilang	Penyebut
80	3	-1.05445	0.014975		0
81	3	-1.03948	0.014831		0
82	3	-1.02464	0.014692		0
83	3	-1.00995	0.014556		0
84	3	-0.9954	0.014423		0
85	3	-0.98097	0.014294		0
86	3	-0.96668	0.014169		0
87	3	-0.95251	0.014047		0
88	3	-0.93846	0.013928		0
89	3	-0.92454	0.013812		0
90	3	-0.91072	0.013698		0
91	3	-0.89703	0.013588		0
92	3	-0.88344	0.013481		0
93	3	-0.86996	0.013376		0
94	3	-0.85658	0.013274		0
95	3	-0.84331	0.013174		0
96	3	-0.83013	0.013077		0
97	3	-0.81706	0.012982		0
98	3	-0.80407	0.01289		0
99	3	-0.79118	0.0128		0
100	3	-0.77838	0.012712		0
101	3	-0.76567	0.012626		0
102	3	-0.75305	0.012542		0
103	3	-0.74051	0.01246		0
104	3	-0.72805	0.01238		0
105	3	-0.71567	0.012303		0
106	3	-0.70336	0.012227		0
107	3	-0.69114	0.012152		0
108	3	-0.67898	0.01208		0
109	3	-0.6669	0.012009		0
110	3	-0.65489	0.011941		0
111	3	-0.64295	0.011873		0
112	3	-0.63108	0.011808		0
113	3	-0.61927	0.011744		0
114	3	-0.60753	0.011681		0
115	3	-0.59585	0.01162		0
116	3	-0.58423	0.011561		0
117	3	-0.57267	0.011503		0
118	3	-0.56116	0.011446		0
119	3	-0.54972	0.011391		0

Lampiran 3. Tabel Pengujian Uji Mann (Lanjutan)

120	3	-0.53833	0.011337		0
121	3	-0.52699	0.011285		0
122	3	-0.5157	0.011234		0
123	3	-0.50447	0.011184		0
124	3	-0.49329	0.011136		0
125	3	-0.48215	0.011088		0
126	3	-0.47106	0.011042		0
127	3	-0.46002	0.010998		0
128	3	-0.44902	0.010954		0
129	3	-0.43807	0.010912		0
130	3	-0.42716	0.01087		0
131	3	-0.41628	0.01083		0
132	3	-0.40545	0.010791		0
133	3	-0.39466	0.010754		26.75226
134	4	-0.38391	0.010717		0
135	4	-0.37319	0.010681		0
136	4	-0.36251	0.010647	0	
137	4	-0.35187	0.010613	0	
138	4	-0.34125	0.010581	0	
139	4	-0.33067	0.010549	0	
140	4	-0.32012	0.010519	0	
141	4	-0.3096	0.010489	0	
142	4	-0.29911	0.010461	0	
143	4	-0.28865	0.010434	0	
144	4	-0.27822	0.010407	0	
145	4	-0.26781	0.010382	0	
146	4	-0.25743	0.010358	0	
147	4	-0.24707	0.010334	0	
148	4	-0.23674	0.010312	0	
149	4	-0.22643	0.01029	0	
150	4	-0.21614	0.01027	0	
151	4	-0.20587	0.01025	0	
152	4	-0.19562	0.010231	0	
153	4	-0.18539	0.010214	0	
154	4	-0.17517	0.010197	0	
155	4	-0.16498	0.010181	0	
156	4	-0.15479	0.010166	0	
157	4	-0.14463	0.010152	0	
158	4	-0.13448	0.010139	0	
159	4	-0.12434	0.010127	0	
160	4	-0.11421	0.010116	0	

Lampiran 4. Sintaks Program Frailty Spasial Survival di OpenBugs

```
model
{
  for(i in 1:Nsubj) {
    obs.t[i] ~ dweib(alpha, mu[i])I(t.cen[i],)
    log(mu[i]) <- beta0 + beta[1]*Sex[i] + beta[2]*Age[i]+
beta[3]*Grade[i]+ beta[4]*hb[i]+ beta[5]*hct[i]+ beta[6]*plt[i] + beta[7]*wbc[i]
+ W[CoRes[i]]
  }

  for (i in 1:nsum) { weights[i] <- 1 }

  W[1:regions] ~ car.normal(adj[], weights[], num[], tau)
  W.mean <- mean(W[])

  beta0 ~ dnorm(0.0,0.001)
  for(i in 1:7) {beta[i] ~ dnorm(0.0, 0.001)}

  alpha~ dgamma(1, 1)
  tau ~ dgamma(1, 1)
}

list(W=c(0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0),
tau=1.0, beta0=0.0, beta=c(0,0,0,0,0,0,0),
alpha=1.0)
```

Lampiran 5. Sintaks Program Indeks Moran

```
Proc IML;
CREATE Data VAR{Y W1 W2 W3 W4 W5 W6 W7 W8 W9 W10 W11 W12 W13 W14};
INFILE 'E:\DATA_LEHA.TXT';
do Data;
input Y W1 W2 W3 W4 W5 W6 W7 W8 W9 W10 W11 W12 W13 W14;
Append;
End;
Read All into A;
CLOSE DATA_LEHA;

/** Kontruksi Matriks **/
N=Nrow(A);
Y=A[,1];
W=A[,2:15];
print W;
print N;

/** Rumus Moran's I untuk Y**/
Ytotal=sum(Y);
Yrata=Ytotal/N;
Ytr=Y-Yrata;
Ytrans=t(Ytr);
Y_1=Ytrans*W*Ytr;
Y_2=Ytrans*Ytr;

I_Y=Y_1/Y_2;
print I_Y;

E_Y=-(1/(N-1));
print E_Y;

RUN;
```