



TESIS - SS14 2501

**MODEL *SURVIVAL SPATIAL WITH*  
*CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE FRAILTY*  
PADA KASUS KEMATIAN BAYI DI PULAU JAWA**

**BAYU PRASETYO  
NRP. 1315201709**

**DOSEN PEMBIMBING:  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D.**

**PROGRAM MAGISTER  
JURUSAN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2017**





TESIS - SS14 2501

**SURVIVAL SPATIAL MODEL WITH  
CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE FRAILITY  
ON INFANT MORTALITY IN JAVA**

**BAYU PRASETYO  
NRP. 1315201709**

**SUPERVISOR:  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D.**

**MAGISTER PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES  
INSTITUT OF TECHNOLOGY SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA  
2017**



**MODEL SURVIVAL SPATIAL WITH CONDITIONALLY  
AUTOREGRESSIVE FRAILTY  
PADA KASUS KEMATIAN BAYI DI PULAU JAWA**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar  
Magister Sains (M.Si)  
di  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Oleh:

**BAYU PRASETYO**  
NRP. 1315 201 709

Tanggal Ujian : 16 Januari 2017  
Periode Wisuda : Maret 2017

Disetujui oleh:

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

(Pembimbing I)

2. Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D.  
NIP. 19720923 199803 2 001

(Pembimbing II)

3. Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si.  
NIP. 19831204 200812 1 002

(Penguji)

4. Irhamah, M.Si., Ph.D.  
NIP. 19780406 201112 2 002

(Penguji)

Direktur Program Pascasarjana,

an. Direktur Program Pascasarjana  
Asisten Direktur



Prof. Dr. Ir. Tri Widjaja, M.Eng.  
NIP. 196412021 198403 1 001

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc., Ph.D.  
NIP.19601202 198701 1 001



**MODEL SURVIVAL SPATIAL WITH CONDITIONALLY  
AUTOREGRESSIVE FRAILTY  
PADA KASUS KEMATIAN BAYI DI PULAU JAWA**

Nama Mahasiswa : Bayu Prasetyo  
NRP : 1315201709  
Pembimbing : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
Santi Wulan Purnami, M.Si., Ph.D

**ABSTRAK**

Angka kematian bayi di Indonesia yang masih tinggi akan menjadi tantangan dalam menghadapi Tujuan Pembangunan Berkelanjutan (SDGs). Untuk menurunkan angka kematian bayi diperlukan suatu pemahaman yang komprehensif tentang determinan kematian bayi termasuk laju kematian. Faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap laju kematian pada bayi meliputi jenis kelamin, urutan kelahiran, penolong kelahiran, usia ibu saat kawin pertama dan saat melahirkan, pendidikan ibu serta akses air minum yang layak. Faktor perbedaan wilayah juga diduga memberi variansi dalam laju kematian. Penelitian ini menggunakan Bayesian *Survival Spatial* untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi laju kematian pada bayi mati dibawah 1 tahun. Model menyertakan efek random/*frailty* spasial berdistribusi CAR (*Conditionally Autoregressive*), untuk menangkap variansi yang dihasilkan oleh korelasi spasial. Penelitian ini menggunakan matriks pembobot *Queen's contiguity* dan *Customized contiguity*. Untuk mengetahui pengaruh ketetanggaan antar wilayah terhadap kematian bayi, maka digunakan Statistik Uji Moran's I yang menunjukkan nilai statistik Moran's I sebesar 0.1394 dan nilai Z-value sebesar 2.2007 sehingga disimpulkan bahwa terdapat pengaruh spasial yang signifikan pada kematian bayi di setiap kabupaten/kota di Pulau Jawa. Distribusi weibull 2-parameter merupakan distribusi yang paling sesuai untuk memodelkan laju kematian. Faktor yang berpengaruh signifikan terhadap laju kematian bayi yaitu jenis kelamin bayi, urutan kelahiran bayi, penolong kelahiran bayi, usia ibu saat kawin pertama, usia ibu saat melahirkan bayi, ijazah tertinggi ibu, dan sumber air minum layak. Efek random mempengaruhi laju kematian bayi hanya pada komponen varian.

**Kata kunci:** *Survival spatial, Frailty, MCMC, kematian bayi*

Halaman ini sengaja dikosongkan



## **SURVIVAL SPATIAL MODEL WITH CONDITIONALLY AUTOREGRESSIVE FRAILTY ON INFANT MORTALITY IN JAVA**

Name : Bayu Prasetyo  
Student ID : 1315201709  
Supervisor : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D.  
Co-Supervisor : Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D

### **ABSTRACT**

*Infant mortality rate in Indonesia that still high will be a challenge on Sustainable Development Goals (SDGs). An effort to reduce infant mortality rates requires a comprehensive understanding of the determinants of infant mortality, including mortality rates. The suspected factors influence the infant mortality rate are gender, birth order, birth attendants, maternal age at first marriage and childbirth, maternal education and access to decent drinking water. Differences of residential areas also allegedly gave the variation in hazard rate to death. This study uses a Bayesian Spatial survival to analyze the factors that affect hazard rate for infants under 1 year. This model includes the effects of random / CAR frailty (Autoregressive conditionally), to capture the variance was generated by spatial autocorrelation. This study uses a weighting matrix Queen's contiguity and Customized contiguity. To determine the effect of neighborhood between the regions to infant mortality, is used the Test Statistics Moran's I, which shows the statistical value of Moran's I of 0.1394 and a Z-value of 2.2007 so its is concluded that there are significant spatial significant mortality baby in each regency/ city in Java. Weibull 2-parameter distribution is the most appropriate distribution to model the mortality rate. Significant variables that influence the rate of infant mortality are the baby's gender, birth order, birth attendants, maternal age at first marriage, maternal age when childbirth, maternal highest education, and decent drinking water sources. Random effects influence the hazard rate only at variance components.*

**Key words:** *Survival spatial, Frailty, MCMC, Infant Mortality*

Halaman ini sengaja dikosongkan

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur kehadirat Allah Tri Tunggal Maha Kudus atas kasih karunia dan penyertaan-NYA, penulis diperkenankan menyelesaikan tesis yang berjudul : “*Model Survival Spatial With Conditionally Autoregressive Frailty Pada Kasus Kematian Bayi Di Pulau Jawa*”, dengan tepat waktu.

Keberhasilan penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, petunjuk dan dukungan dari berbagai pihak. Sehubungan dengan itu, teriring rasa syukur dan doa, melalui tulisan ini dengan rendah hati, penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih kepada:

1. Bapak Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom., Ph.D. dan Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D selaku dosen pembimbing yang ditengah segala kesibukannya, dengan penuh kesabaran tetap dapat memberikan waktu, bimbingan dan arahan serta motivasi selama penyusunan tesis ini.
2. Bapak Dr.rer.pol. Dedy Dwi Prasetyo, M.Si. dan Ibu Irhamah, M.Si., Ph.D., selaku penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan ide untuk menjadikan tesis ini menjadi lebih baik.
3. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc., selaku Ketua Jurusan Statistika, dan Bapak Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si., selaku Ketua Program Studi Pascasarjana Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya atas segala arahan dan bantuannya selama penulis menempuh pendidikan.
4. Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D., selaku dosen wali dan seluruh Bapak/ Ibu dosen pengajar yang telah memberikan ilmu dan pengalaman yang bermanfaat luar biasa kepada penulis serta segenap karyawan keluarga besar Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya atas segala dukungan dan bantuannya selama penulis menjadi bagian dari sistem.
5. Kepala Badan Pusat Statistik Republik Indonesia beserta jajarannya, Kepala Pusdiklat BPS dan seluruh jajarannya beserta staf Pusdiklat BPS yang telah memberi kesempatan penulis untuk melanjutkan studi pada Program Studi Magister Statistika FMIPA ITS Surabaya dan segala dukungannya baik moril maupun materiil.

6. Kepala BPS Provinsi Sulawesi Utara beserta seluruh staf, Kepala BPS Kabupaten Kepulauan Sangehi beserta seluruh staf atas segala dukungan.
7. Terkhusus untuk teman hidupku “Agustina Riyanti” untuk doa yang tulus, perhatian yang tak pernah terhenti dan segala yang telah kita lewati bersama.
8. Anak ganteng “Sridatta Aryawardhana” untuk doa, pengertian dan keikhlasannya serta antusiasme yang berkobar setiap saat yang menjadi semangat dan inspirasi untuk penulis.
9. Bapak dan ibu atas segala doa restu dan cinta kepada penulis, Pa’e, dan Bu’e atas segala doa, cinta, dan ketulusannya yang tak terhingga. Mbak-mbak, Mas-mas, adek dan ponakan-ponakan yang menjadi motivasi dan semangat untuk penulis.
10. Rekan rekan BPS-ITS Batch 9 tanpa terkecuali, Mbak Ika (kakak pertama), Mbak Ayu, Mbak Kiki, Mbak Ervin, Mbak Nunik, Mbak Lila, Mbak Dewi, Yuk Mety, Mbak Risma, Aty, Irva, Tiara, Mas Suko, Mas Benk, Mas Dinu, Mas Agung, Bang Node, Kang Leman, Mas Arif (teman senasib seperjuangan), terima kasih untuk perhatian dan kebersamaan selama ini. Kalian Luar Biasa.
11. Mbak Mia, Pak Irul (admin pasca) dan Mbak Linda (RBS) yang selalu membantu ditengah kesibukannya sehingga proses penulisan berjalan dengan baik.
12. Semua pihak yang telah membantu penulis yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna dan banyak terdapat kekurangan. Oleh karena itu, kritik maupun saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan demi perbaikan tesis ini. Akhirnya, penulis berharap mudah-mudahan tesis ini bermanfaat untuk semua pihak yang memerlukan.

Surabaya, Januari 2017

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
ABSTRAK .....	v
ABSTRACT .....	vii
KATA PENGANTAR .....	ix
DAFTAR ISI .....	xi
DAFTAR TABEL .....	xv
DAFTAR GAMBAR .....	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Perumusan Masalah .....	5
1.3. Tujuan Penelitian .....	5
1.4. Manfaat Penelitian .....	5
1.5. Batasan Masalah .....	6
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA .....	7
2.1. Pengujian Distribusi Data .....	7
2.2. Analisis <i>Survival</i> .....	8
2.2.1. Data Tersensor .....	9
2.2.2. Fungsi <i>Survival</i> dan Fungsi <i>Hazard</i> .....	12
2.2.3. Pemodelan Fungsi <i>Hazard</i> .....	14
2.2.4. Asumsi <i>Hazard</i> Proporsional .....	16
2.3. Distribusi Weibull 2 Parameter .....	18
2.4. <i>Frailty</i> Model .....	20
2.5. Model Survival Spasial .....	21
2.5.1. Model Geostatistik .....	23
2.5.2. Model <i>Lattice</i> .....	23
2.5.3. Matriks Penimbang Spasial .....	24
2.5.4 Autokorelasi Spasial .....	27
2.6. Analisis <i>Bayesian</i> .....	29

2.6.1.	Distribusi <i>Prior</i> .....	30
2.6.2.	<i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC) .....	31
2.6.3.	<i>Gibbs Sampling</i> .....	32
2.7.	Kematian Bayi .....	33
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN .....		37
3.1.	Sumber Data .....	37
3.1.1.	SUPAS 2015 .....	37
3.2.	Metode Pengumpulan Data .....	38
3.3.	Kerangka Pikir .....	39
3.4.	Variabel Penelitian .....	40
3.4.1.	Variabel Respon .....	40
3.4.2.	Variabel Prediktor .....	41
3.5.	Struktur Data .....	42
3.6.	Metode dan Tahapan Penelitian .....	43
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN .....		47
4.1	Model Survival Spasial .....	47
4.1.1	Penambahan Efek Random ( <i>Frailty</i> ) dalam Model <i>Hazard Proporsional</i> .....	47
4.1.2.	Penambahan Efek Random Spasial ( <i>Spatial Frailty</i> ) dalam Model <i>Hazard Proporsional</i> .....	48
4.1.3	Join Distribusi dan Distribusi <i>Prior</i> .....	51
4.1.4	Estimasi Parameter Model Survival Spasial Menggunakan <i>Markov Chain Monte Carlo</i> (MCMC) dan <i>Gibbs Sampler</i> .....	55
4.2	Karakteristik Bayi Mati dibawah 1 Tahun di Pulau Jawa .....	56
4.3	Model Survival Spasial Kematian Bayi di Pulau Jawa .....	63
4.3.1.	Asumsi <i>Hazard Proporsional</i> .....	63
4.3.2.	Pembobot Spasial .....	65
4.3.3.	Autokorelasi Spasial Kasus Kematian Bayi .....	66
4.3.4.	Pendugaan Distribusi Lama Bertahan (Waktu Survival) Kematian Bayi .....	68
4.3.5.	Fungsi Survival dan Fungsi <i>Hazard</i> .....	69

4.3.6.	Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Laju Kematian Pada Bayi di Pulau Jawa.....	71
4.3.7	Laju Kematian (Hazard Rate) Bayi di Pulau Jawa.....	75
BAB 5	KESIMPULAN DAN SARAN .....	77
5.1	Kesimpulan.....	77
5.2	Saran.....	78
DAFTAR	PUSTAKA .....	79
LAMPIRAN	.....	83
BIOGRAFI	PENULIS .....	97

Halaman ini sengaja dikosongkan



## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1	Daftar Variabel yang Digunakan Dalam Penelitian .....40
Tabel 3.2	Struktur Data penelitian.....42
Tabel 4.1	Deskriptif Bayi Lahir Hidup di Pulau Jawa .....58
Tabel 4.2	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Jenis Kelamin .....59
Tabel 4.3	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Urutan Kelahiran .....59
Tabel 4.4	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Penolong Persalinan.....60
Tabel 4.5	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Usia Ibu Saat kawin Pertama 60
Tabel 4.6	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Usia Ibu Saat Persalinan .....60
Tabel 4.7	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Pendidikan tertinggi Ibu .....61
Tabel 4.8	Status Bayi Lahir Hidup Menurut Sumber Air Minum.....61
Tabel 4.9	Hasil Uji Log-Rank menurut Variabel Prediktor .....62
Tabel 4.10	Uji Distribusi Waktu Survival.....69
Tabel 4.11	Estimasi Parameter Distribusi Weibull (2P) .....69
Tabel 4.12	Nilai Fungsi Survival dan Fungsi Hazard Kematian Bayi.....70
Tabel 4.13	Estimasi Parameter Survival Weibull dengan Frailty CAR.....72
Tabel 4.14	Nilai Odds Ratio Menurut Variabel Prediktor yang Signifikan...73

Halaman ini sengaja dikosongkan

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1.	Ilustrasi Sensor Kanan .....10
Gambar 2.2.	Ilustrasi Sensor Kiri .....10
Gambar 2.3.	Ilustrasi Sensor Interval .....11
Gambar 2.4.	Contoh Fungsi <i>Hazard</i> .....14
Gambar 2.5.	Kurva Plot $-\ln[-\ln S(t)]$ yang Sejajar .....18
Gambar 2.6.	Kurva Fungsi Densitas (kiri) dan Fungsi Hazard (kanan) Distribusi Weibull 2P dengan $m = 1,5$ .....20
Gambar 2.7.	Ilustrasi persinggungan ( <i>Contiguity</i> ) .....25
Gambar 2.8.	Kerangka Pikir Kematian Bayi oleh Mosley dan Chen (1984) .....35
Gambar 3.1.	Kuesioner SUPAS 2015.....38
Gambar 3.2.	Kerangka Pikir.....39
Gambar 3.3.	Diagram Alir .....45
Gambar 4.1	Perbandingan Amatan Tersensor dan Tidak Tersensor .....57
Gambar 4.2	Jumlah Bayi Mati Dibawah 1 Tahun per 1000 Kelahiran Hidup menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa .....57
Gambar 4.3	Kurva Survival Kaplan Meier masing-masing Variabel Prediktor.....63
Gambar 4.4	Asumsi Hazard Proporsional masing-masing Variabel Prediktor.....64
Gambar 4.5	Pembentukan Matriks Pembobot <i>Customized Contiguity</i> ....65
Gambar 4.6	Diagram Pencar beserta Indeks Moran's I untuk Rasio Kematian Bayi.....67
Gambar 4.7	Permutasi 999 kali terhadap Indeks Moran's I.....67
Gambar 4.8	Histogram Survival Time .....68
Gambar 4.9	Pola fungsi survival dan fungsi hazard kematian bayi di Pulau Jawa .....71

Halaman ini sengaja dikosongkan

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Perserikatan Bangsa-Bangsa (PBB) pada tanggal 21 Oktober 2015, mendeklarasikan sebuah rencana pembangunan global yang terkenal dengan nama Tujuan Pembangunan Berkelanjutan alias *Sustainable Development Goals* (SDGs). SDGs adalah proposal pembangunan bangsa-bangsa yang merupakan kelanjutan dan penyempurnaan dari proposal pembangunan terdahulu yang terkenal dengan nama *Millenium Development Goals* (MDGs)/ Tujuan Pembangunan Millenium. Cakupan tujuan dari SDGs, yang bertambah menjadi 17 tujuan dengan 169 target turunannya, terdiri dari beberapa tujuan MDGs yang belum tercapai, seperti pengentasan kemiskinan, status gizi, kesehatan ibu dan anak, akses terhadap air bersih dan sanitasi, kesetaraan gender dan pemberdayaan perempuan, ketersediaan anggaran, serta perubahan iklim dan energi dan beberapa tambahan tujuan yang dirasa sangat penting untuk dimasukkan dalam agenda pembangunan global.

Hingga akhir 2014, menurut laporan Bappenas (2015), masih terdapat sejumlah target inti MDGs yang belum tercapai. Berdasarkan Data Sekretariat Nasional MDG, dari 63 indikator, hanya 13 indikator yang diyakini tercapai pada 2015, 36 indikator diperkirakan dapat dicapai, dan 14 indikator bisa dicapai tahun ini jika ada usaha keras. Pada tahun 2014, infant mortality rate (IMR) Indonesia adalah 25,16, atau berada pada peringkat 153 secara internasional (CIA,2014). IMR Indonesia di kawasan ASEAN masih berada dibawah Vietnam dan Philipines. Sementara itu, nilai GDP per capita/ *Purchasing Power Parity* Indonesia lebih tinggi hingga 500-1200 \$ US dibandingkan kedua negara tetangga tersebut. Tentunya hal ini patut menjadi perhatian karena tingginya daya beli masyarakat belum mampu menurunkan kematian bayi. Dalam menghadapi tujuan pembangunan berkelanjutan (SDGs), IMR yang tinggi tentu menjadi sebuah tantangan tersendiri. Berdasarkan hasil Survey Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) pada tahun 2012, dapat diperoleh angka kematian bayi di

berdasarkan provinsi di Indonesia, dimana masih terdapat 15 provinsi yang nilai IMR nya berada di atas angka nasional.

Pembangunan kesehatan harus dipandang sebagai suatu investasi untuk meningkatkan kualitas sumber daya manusia. Tingkat kesehatan anak adalah salah satu cermin bagaimana kualitas kesehatan sebuah bangsa. Angka Kematian Bayi (AKB) atau *Infant Mortality Rate* (IMR) merupakan indikator yang lazim digunakan untuk menentukan derajat kesehatan masyarakat. AKB merujuk pada jumlah bayi yang meninggal pada fase antara kelahiran hingga bayi belum mencapai umur 1 (satu) tahun per 1.000 kelahiran hidup.

Demi mencapai SDGs khususnya dalam hal kesehatan anak, sudah seharusnya pemerintah mempersiapkan diri. Rencana aksi nasional mencapai SDG harus disusun, didukung rencana strategis sektoral terpadu dengan kebijakan pemerintah daerah. Oleh karena itu diperlukan kajian tentang kondisi kesehatan anak. Kondisi kesehatan anak dipengaruhi oleh berbagai hal antara lain faktor demografi, lingkungan, perilaku, dan pelayanan kesehatan. Penelitian terdahulu tentang kematian bayi yang telah dilakukan di Indonesia. Antara lain oleh Winarno (2009), yang meneliti Angka Kematian Bayi di Jawa Timur dengan pendekatan regresi spasial. Dari penelitian tersebut diperoleh faktor-faktor yang mempengaruhi AKB adalah persentase penolong kelahiran oleh tenaga medis dan rata-rata lama pemberian ASI eksklusif. Pada tahun 2015, Sastri melakukan penelitian yang berjudul “Pemodelan Kejadian Kematian Bayi di Indonesia Menggunakan Regresi Logistik Terboboti”, dengan kesimpulan bahwa faktor yang mempengaruhi kematian bayi adalah persentase anak dengan urutan kelahiran ke-4 atau lebih, persentase anak yang lahir pada saat ibu berusia dibawah dua puluh tahun dan di atas empat puluh tahun, rasio fasilitas kesehatan per 1000 penduduk, dan peluang kematian bayi di kabupaten/kota terdekat.

Seluruh manusia pasti akan mengalami kematian sesuai kodratnya, begitu pula bayi yang baru dilahirkan. Kematian menurut konsepnya, terdapat 3 (tiga) keadaan vital yang masing-masing bersifat *mutually exclusive*, artinya keadaan yang satu tidak mungkin terjadi bersamaan dengan salah satu keadaan lainnya (Utomo, 1985). Tiga keadaan vital tersebut antara lain, lahir hidup, mati dan lahir mati. Lahir adalah peristiwa keluarnya hasil konsepsi dari rahim seorang ibu

secara lengkap tanpa memandang lamanya kehamilan dan setelah perpisahan tersebut terjadi, hasil konsepsi bernafas dan mempunyai tanda–tanda kehidupan lainnya, tanpa memandang tali pusat sudah dipotong atau belum. Mati adalah hilangnya semua tanda–tanda kehidupan secara permanen, yang bisa terjadi setiap saat setelah kelahiran hidup. Lahir mati yaitu hilangnya tanda–tanda kehidupan dari hasil konsepsi sebelum hasil konsepsi tersebut dikeluarkan dari rahim ibunya.

Waktu antara kelahiran hidup hingga mengalami kematian dapat didefinisikan sebagai waktu tunggu. Metode statistika yang mempelajari masa tunggu mengalami suatu peristiwa (*failure event*), biasa disebut sebagai analisis ketahanan (*survival analysis*). Waktu dari awal perlakuan sampai terjadinya respon pertama kali yang ingin diamati disebut sebagai waktu ketahanan hidup (*survival time*) atau biasa disimbolkan  $T$ . Collet (1994) menyatakan bahwa pada pengamatan respon yang berupa waktu akan muncul kemungkinan peristiwa yang diharapkan (*failure event*) belum ditemukan hingga pengumpulan data berakhir. Kondisi ini dikatakan sebagai pengamatan tersensor. Salah satu metode analisis yang sering digunakan untuk data waktu bertahan yang melibatkan variabel-variabel prediktor adalah regresi *cox proportional hazard*.

Kematian bayi di Indonesia memiliki pola yang berbeda-beda untuk setiap wilayah. Sehingga diperlukan analisis spasial bisa digunakan untuk menjelaskan bagaimana hubungan antara kematian bayi di masing-masing wilayah dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Data spasial merupakan data yang memuat informasi lokasi. Pada data spasial, seringkali pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang berdekatan (*neighboring*). Jika model regresi klasik digunakan sebagai alat analisis, maka bisa menyebabkan kesimpulan yang salah karena memungkinkan untuk terjadi *error* yang tidak memenuhi asumsi pada model regresi klasik yaitu didapati *error* yang saling berkorelasi (*spatial autocorrelation* atau *spatial dependence*) dan tidak terpenuhinya asumsi homogenitas pada *error* (*spatial heterogeneity*) sehingga dibutuhkan metode statistik yang bisa mengatasi fenomena variabilitas data spasial tersebut (Anselin, 1988).

Penyertaan korelasi spasial pada analisis *survival*, oleh beberapa peneliti ditambahkan model efek random untuk mengatasi heterogenitas/ sumber-sumber variansi yang tidak terjelaskan dalam model (Darmofal, 2008). Penelitian tersebut antara lain dilakukan dalam penelitian Berry dan Starr (1990 dan 1991), yang pertama kali mengenalkan efek random (*frailty*) yang disertakan dalam model *survival* dimana pembobot untuk kebergantungan spasial dinyatakan dalam jumlah atau proporsi dari daerah-daerah yang saling berdekatan. Selanjutnya Li dan Ryan (2002) meneliti model spasial *survival* dengan pendekatan semiparametric *frailty* models pada data simulasi. Pada tahun 2003, Banarjee, Wall dan Carlin meneliti tentang kaitan faktor demografi (jenis kelamin, ras, berat lahir, serta faktor dari ibu) terhadap kematian bayi di Minnesota dengan melibatkan dependensi efek random (*frailty*) pada data spasial yang dinyatakan dalam *prior Conditionally Autoregressive* (CAR). Prior CAR mengijinkan adanya autokorelasi spasial pada efek random data waktu hingga suatu event terjadi pada daerah yang saling berdekatan. Prior CAR dinyatakan dalam matriks adjacent. Salah satu penelitian yang juga menggunakan analisis *survival* spasial dengan efek random (*frailty*) yaitu Hasyim (2012), yang meneliti kasus demam berdarah dengue di kabupaten Pamekasan dengan metode analisis mixture *survival* spasial dengan *frailty* berdistribusi CAR. Iriawan, Astutik dan Prastyo (2010) melakukan penelitian dengan judul “*Markov Chain Monte Carlo–Based Approaches for Modeling the Spatial Survival with Conditional Autoregressive (CAR) Frailty*” memperoleh kesimpulan bahwa *Spatial Survival Models with Frailty CAR* menghasilkan *error* yang lebih kecil dibandingkan tanpa *frailty* serta mampu mengatasi sumber kesalahan yang tidak terjelaskan akibat korelasi spasial.

Pulau Jawa adalah pulau dengan jumlah penduduk tertinggi di Indonesia. Pada tahun 2011 dalam detikhealth, Direktur Bina Gizi Kesehatan Ibu dan Anak Kemenkes Dr. dr. Slamet Riyadi Yuwono, mengungkapkan bahwa terdapat tiga provinsi di Pulau Jawa sebagai penyumbang angka kematian bayi terbanyak, yaitu Jawa Barat, Jawa Tengah, dan Jawa Timur. Dalam kaitannya dengan kejadian kematian bayi, di Pulau Jawa ditemukan bahwa terdapat perbedaan jumlah kejadian di setiap kabupatennya. Perbedaan struktur kependudukan, kondisi geografis dan kebijakan pemerintah daerah dapat menjadi pembeda dalam



kejadian kematian bayi. Dengan mempertimbangkan bentuk model *survival* terkait dengan variabel respon yang berupa waktu bertahan bayi, serta adanya perbedaan wilayah, maka dalam penelitian ini diusulkan model *Spatial Survival with Conditonal Autoregressive (CAR) Frailty* pada kematian bayi di Pulau Jawa berdasarkan kabupaten.

## **1.2. Perumusan Masalah**

Dari uraian di atas, dapat diambil pokok permasalahan yang ingin diteliti yaitu:

1. Bagaimana penjabaran model *survival* dengan mempertimbangkan adanya pengaruh lokasi (spasial) menggunakan pendekatan Bayesian?
2. Bagaimana karakteristik demografis bayi di Pulau Jawa terkait dengan kematian bayi dibawah 1 tahun?
3. Berapa probabilitas seorang bayi di Pulau Jawa mengalami kematian sebelum satu tahun menurut karakteristik demografis dan wilayah tempat tinggalnya?

## **1.3. Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian ini yaitu:

1. Mengkaji model *survival* dengan mempertimbangkan adanya pengaruh lokasi (spasial) menggunakan pendekatan Bayesian.
2. Memperoleh informasi tentang karakteristik bayi yang mengalami kematian dibawah 1 tahun.
3. Memperoleh model kematian bayi di Pulau Jawa dengan pendekatan model *Survival Spasial with Conditionally Autoregression (CAR) Frailty*.

## **1.4. Manfaat Penelitian**

Manfaat penelitian ini yaitu untuk memberikan informasi tentang faktor-faktor yang mempengaruhi laju kematian bayi dibawah 1 tahun di Pulau Jawa dengan mempertimbangkan letak (lokasi) kabupaten/kota sehingga dapat dijadikan bahan masukan kepada pemerintah pusat dan daerah khususnya dalam upaya menekan angka kematian bayi dibawah 1 tahun.

### **1.5. Batasan Masalah**

Berdasarkan ruang lingkup permasalahan di atas, maka penelitian ini dibatasi beberapa hal, antara lain:

1. Area yang diteliti dalam penelitian ini adalah wilayah kabupaten di Pulau Jawa, dengan asumsi kondisi sosial ekonomi dalam rumah tangga unit analisis tidak mengalami perubahan dan tidak melakukan migrasi antar wilayah selama periode 2014-2015.
2. Unit analisis yang diambil adalah bayi dalam rumah tangga yang lahir antara bulan Januari 2014 hingga Mei 2015.
3. *Failure event* dalam analisis survival ini yaitu kematian unit observasi sebelum 12 bulan pertama dalam hidupnya. Sensor yang digunakan adalah sensor kanan, yang berarti jika bayi belum mengalami *failure event* hingga masa pencacahan berakhir maka bayi akan masuk dalam data tersensor

## BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Pengujian Distribusi Data

Tahapan awal yang dilakukan dalam penelitian ini yaitu mengetahui distribusi data dari variabel respon melalui uji *goodness of fit*. Dalam analisis *survival* yang menjadi respon adalah data waktu dari suatu objek hingga terjadinya suatu kejadian tertentu. Pengujian *goodness of fit* dapat dilakukan dengan beberapa cara, diantaranya dengan menggunakan metode uji Anderson Darling, Kolmogorov-Smirnov, dan Chi-Square. Pada metode uji Kolmogorov-Smirnov fungsi distribusi kumulatif (CDF) empiris  $F_n(x_i)$  dibandingkan dengan fungsi distribusi hipotesis (CDF estimasi) sehingga statistik uji yang digunakan seperti berikut:

$$KS_n = \sup |F_n(x) - F(x)| \quad (2.1)$$

dengan uji hipotesis adalah:

$H_0$  : data  $X$  merupakan variabel random independen yang berdistribusi sesuai dengan distribusi  $\hat{F}(x)$  atau  $KS_n = 0$

$H_1$  : data  $X$  merupakan variabel random independen yang tidak berdistribusi sesuai dengan distribusi  $\hat{F}(x)$  atau  $KS_n \neq 0$

$H_0$  akan ditolak jika  $KS_n > ks_n$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ , dimana  $ks_n$  adalah nilai yang diambil dari Tabel Kolmogorov-Smirnov.

Selain itu, uji *goodness of fit* dapat dilakukan dengan metode Anderson Darling dengan statistik uji sebagai berikut:

$$AD_n^2 = \left( -\frac{1}{n} \left\{ \sum_{i=1}^n (2i-1) [\ln F(x_i) + \ln(1-F(x_{n+1-i}))] \right\} \right) - n, \quad (2.2)$$

dimana  $F$  merupakan fungsi distribusi kumulatif dari distribusi yang dihipotesiskan dan  $x_i$  merupakan data waktu *survival* yang telah diurutkan. Dengan hipotesis yang sama dengan diatas, pengambilan keputusan tolak  $H_0$  apabila  $AD_n^2 > ad_{n,1-\alpha}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ , dengan nilai  $ad_{n,1-\alpha}$  merupakan nilai

Tabel Anderson Darling. Data dikatakan mengikuti distribusi tertentu apabila nilai statistik Anderson-Darling semakin kecil (Iriawan dan Astuti, 2006).

Pada penelitian ini digunakan uji Anderson-Darling untuk pengujian distribusi data variabel respon. Salah satu alasan digunakannya uji Anderson-Darling adalah bahwa uji Anderson-Darling lebih fleksibel daripada uji Kolmogorov-Smirnov (Anderson dan Darling, 1952). Hal ini karena uji Anderson-Darling merupakan modifikasi dari uji Kolmogorov-Smirnov dimana dilakukan penggabungan fungsi bobot sehingga uji Anderson-Darling menjadi lebih fleksibel.

## 2.2. Analisis Survival

Analisis *survival* adalah salah satu metode statistika untuk menganalisis data dimana variabel responnya berupa waktu hingga suatu peristiwa atau *event* terjadi. *Event* dapat didefinisikan sebagai perubahan kualitatif berupa transisi dari suatu status ke status lain (Allison, 2010), misalnya kejadian sembuhnya seseorang maupun kematian seseorang setelah dilakukan proses pengobatan. Respon *survival* didefinisikan sebagai *range* waktu dari awal penelitian sampai suatu *event* terjadi atau sampai penelitian berakhir, misalnya *range* waktu awal individu mulai dirawat sampai individu sembuh atau mati (Kleinbaum dan Klein, 2005). Menurut Lee (1992), analisis *survival* lebih difokuskan untuk memprediksi peluang respon, *survival*, rata-rata waktu hidup (*life time*), mengidentifikasi resiko, serta memprediksi faktor-faktor yang berhubungan dengan respon.

Analisis *survival* banyak diterapkan dalam bidang medis dan biostatistika serta dikenal dengan berbagai istilah di bidang lain seperti: *event history analysis* dalam bidang sosiologi, analisis *reliability* atau *failure time analysis* dalam bidang teknik dan industri, dan *duration analysis* atau *transition analysis* di bidang ekonomi (Cox dan Oakes, 1984). Terdapat tiga elemen yang harus diperhatikan dalam menentukan waktu *survival t* (Zang, 2008), yaitu:

1. Waktu awal (*time origin/starting point*) yaitu titik awal objek mulai diteliti, misalnya tanggal dimulainya suatu pengobatan

2. *Failure time* yakni waktu berakhirnya *failure event* harus jelas, misalnya tanggal kematian atau tanggal keluar dari rumah sakit (telah dinyatakan sembuh)
3. Skala pengukuran waktu atau *measurement scale of time*, misal skala waktu yang digunakan dalam penentuan lama sekolah seorang anak, dalam tahun, bulan, atau lainnya

Analisis *survival* berbeda dengan analisis statistik lainnya, dimana pada analisis *survival* terdapat data tersensor. Tipe data lama waktu tidak dapat dianalisis menggunakan regresi linier biasa karena terdapat data tersensor dan tidak pula dapat dianalisis dengan regresi logistik karena lamanya waktu data yang diikuti tidak sama, sehingga yang paling sesuai adalah menggunakan analisis *survival* (Vittinghoff, Glidden, Shiboski, dan McCulloch, 2005). Akibatnya dengan adanya data tersensor tersebut, Lee (1992) menyatakan bahwa analisis *survival* memiliki ciri khusus, yaitu distribusi data lama waktu (*life time*) bersifat menceng atau *skew*.

### 2.2.1. Data Tersensor

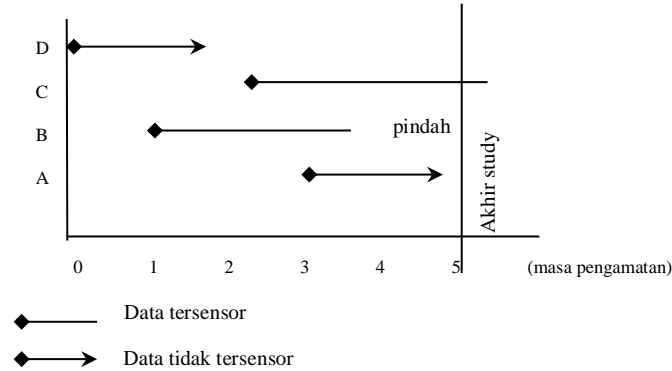
Data tersensor memungkinkan beberapa individu tidak bisa diobservasi secara penuh sampai terjadinya *failure event* (Miller, 1998). Collet (1994) berpendapat, secara umum terdapat tiga alasan terjadinya penyensoran, diantaranya sebagai berikut:

1. *Lost to follow up*, yaitu jika obyek pengamatan meninggal, pindah, atau menolak untuk berpartisipasi
2. *Drop out*, yaitu jika perlakuan harus dihentikan karena suatu alasan tertentu misalnya pemberian kemoterapi yang dihentikan karena efek buruknya lebih besar dibanding manfaatnya
3. *Termination of study* yaitu jika masa penelitian berakhir sementara obyek pengamatan belum mencapai pada *failure event*.

Collet (2003) menyatakan bahwa data tersensor dibagi menjadi tiga, yaitu:

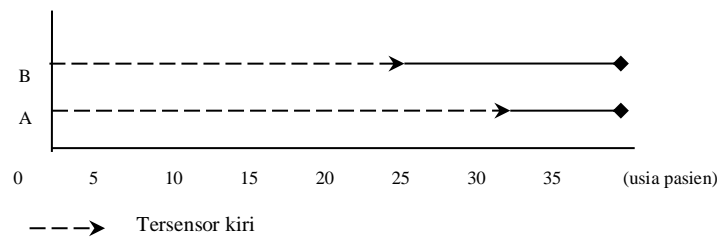
1. Data tersensor kanan, dilakukan ketika subyek yang masuk dalam observasi dapat diamati secara penuh namun hingga akhir penelitian belum mengalami kejadian. Sebagai contoh pada kasus kematian karena HIV dan ditetapkan

waktu pengamatan adalah 5 tahun. Subjek penderita HIV diamati sejak pertama kali di diagnosis HIV positif. Jika hingga tahun ke-5 subjek penderita masih hidup atau sebelum pada tahun ke-4 subjek melakukan perpindahan domisili yang mengakibatkan tidak dapat diamati lagi, maka waktu pengamatan subjek dikatakan sebagai sensor kanan. Data survival biasanya merupakan data yang tersensor kanan.



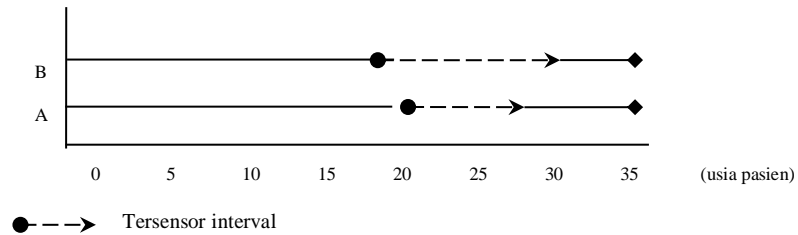
Gambar 2.1. Ilustrasi Sensor Kanan

2. Data tersensor kiri, dilakukan jika waktu awal dari subyek pengamatan tidak dapat diketahui, namun kejadian (failure time) secara penuh dapat diamati sebelum penelitian berakhir. Sebagai contoh peneliti mengobservasi seorang yang positif menderita HIV. Peneliti mencatat kejadian tepatnya seseorang tersebut mendapatkan tes pertamanya dan positif HIV namun peneliti tidak memiliki catatan tentang waktu tepatnya seseorang tersebut terjangkit virus pertama HIV dan kapan tepatnya virus itu berkembang. Dengan demikian penderita HIV tersebut tersensor kiri yaitu ketika mengalami kejadian tes pertama dengan hasil positif menderita HIV.



Gambar 2.2. Ilustrasi Sensor Kiri

3. Data Sensor interval, sensor yang waktu survival berada dalam suatu selang tertentu. Sebagai contohnya, jika catatan medis menunjukkan bahwa pada saat berumur 30 tahun penderita HIV dalam contoh diatas dalam kondisi sehat, belum terjangkit virus HIV. Katakan penderita melakukan tes pertama saat berumur 40 tahun. Dengan demikian usia saat didiagnosis positif HIV adalah antara 30 dan 40 tahun.



Gambar 2.3. Ilustrasi Sensor Interval

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

Dalam model semiparametrik *Cox*, tidak terdapat distribusi parametrik khusus untuk *baseline hazard*-nya. Akibatnya, model regresi *Cox* lebih mengacu hanya pada penggabungan informasi waktu peristiwa yang diamati dibanding dengan menentukan suatu distribusi tertentu untuk interval terjadinya suatu peristiwa. Model regresi *Cox* mengacu pada semiparametrik karena meskipun tidak ada bentuk distribusi tertentu yang digunakan untuk *baseline hazard* tetapi resiko terjadinya suatu peristiwa tetap dinyatakan sebagai fungsi dari *covariate*. Aksioma (2011) menyatakan bahwa kelebihan lain model semiparametrik *Cox* yaitu pada fleksibilitas model (berbagai bentuk *baseline hazard*).

### 2.2.2. Fungsi Survival dan Fungsi Hazard

Misalkan  $T$  adalah variabel random non negatif yang menggambarkan waktu *survival* individu dari suatu populasi. Peluang  $T$  pada analisis *survival* secara umum digambarkan ke dalam tiga fungsi yaitu fungsi kepadatan peluang (*probability density function*), fungsi *survival*, dan fungsi *hazard*. Jika  $T$  melambangkan waktu *survival* dan mempunyai distribusi peluang  $f(t)$  maka fungsi distribusi kumulatif dinyatakan sebagai berikut:

$$F(t) = \Pr(T < t) = \int_0^t f(u) du, 0 < t < \infty \quad (2.3)$$

Fungsi *survival*  $S(t)$  dapat dinyatakan sebagai peluang seseorang dapat bertahan lebih lama dari suatu waktu  $t$  dan dinyatakan melalui persamaan berikut.

$$S(t) = P(T \geq t) = 1 - P(T < t) = 1 - F(t) \quad (2.4)$$

Fungsi *hazard* merupakan reaksi sesaat atau laju kegagalan (*failure*) sesaat ketika seseorang mengalami suatu *event* pada waktu ke- $t$  dan dinyatakan sebagai berikut:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{\Pr(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t} \right\} \quad (2.5)$$

Untuk mengetahui hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi *hazard*, maka digunakan teori probabilitas bersyarat. Pada teori probabilitas bersyarat, yaitu

$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)}$$

sehingga pada persamaan (2.5) dapat ditentukan hubungannya yakni:

$$\frac{\Pr(t < T < t + \Delta t)}{\Pr(T \geq t)} = \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{S(t)},$$

dengan  $F(t)$  adalah fungsi distribusi kumulatif dari  $T$ . Selanjutnya persamaan (2.5) dapat dituliskan menjadi:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right\} \frac{1}{S(t)}.$$

Dengan mengambil turunan fungsi distribusi  $F(t)$  didapatkan:

$$F'(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right\} = f(t),$$



maka diperoleh hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi *hazard* yaitu sebagai berikut:

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

dengan  $F(t) = 1 - S(t)$  dan dapat dituliskan sebagai  $\int_0^t f(u) du = 1 - S(t)$ . Apabila

fungsi tersebut diturunkan terhadap  $t$  maka diperoleh  $f(t) = \frac{d(1-S(t))}{dt}$ ,

sehingga nilai  $h(t)$  menjadi:

$$h(t) = \frac{\left(\frac{d(1-S(t))}{dt}\right)}{S(t)} = \frac{\left(-\frac{d}{dt} S(t)\right)}{S(t)} \text{ dan } -h(t) dt = \frac{d(S(t))}{S(t)}$$

Kemudian fungsi di atas diintegrasikan, maka didapatkan:

$$-\int_0^t h(u) du = \int_0^t \frac{1}{S(u)} d(S(u)),$$

$$-\int_0^t h(u) du = \ln S(u) \Big|_0^t = \ln S(t) - \ln S(0) = \ln S(t),$$

$S(t) = \exp\left[-\int_0^t h(u) du\right]$ , sehingga diketahui fungsi kumulatif *hazard* adalah

$$H(t) = \int_0^t h(u) du \quad (2.7)$$

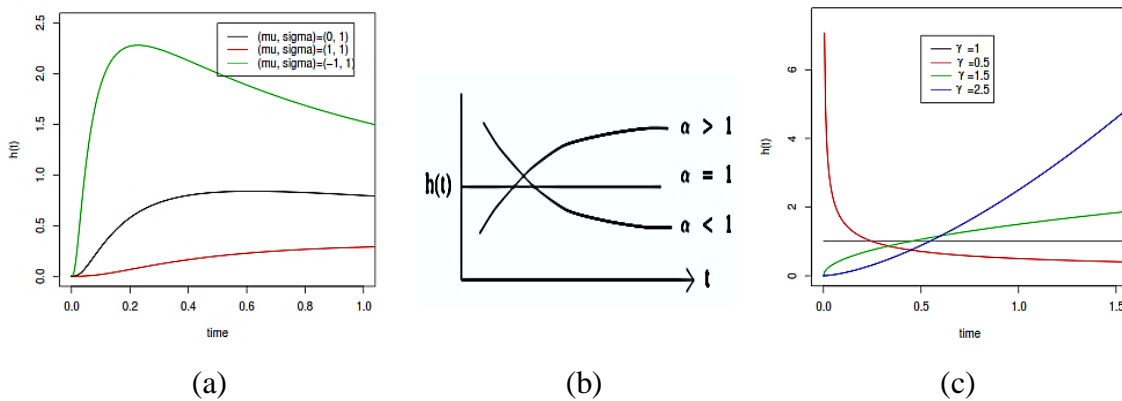
Hubungan antara fungsi kumulatif *hazard* yang dilambangkan  $H(t)$  dengan fungsi *survival* yang dilambangkan  $S(t)$  adalah

$$H(t) = -\ln S(t) \quad (2.8)$$

- dimana
- $t$  : Waktu yang diamati
  - $T$  : Waktu *survival* seorang individu
  - $f(t)$  : Fungsi kepadatan peluang (*pdf*)
  - $F(t)$  : Fungsi distribusi kumulatif
  - $S(t)$  : Fungsi *survival*
  - $h(t)$  : Fungsi *hazard*.
  - $H(t)$  : Fungsi kumulatif *hazard*

### 2.2.3. Pemodelan Fungsi Hazard

Secara umum, terdapat dua alasan dalam menentukan model data *survival*. Pertama, untuk menentukan kombinasi dari variabel prediktor yang paling berpotensi mempengaruhi fungsi *hazard* dan alasan kedua yaitu untuk mendapatkan estimasi fungsi *hazard* dari obyek itu sendiri. Fungsi *hazard* dengan notasi  $h(t)$  menyatakan laju kematian/kegagalan sesaat, yakni fungsi kegagalan jika suatu individu sudah dapat bertahan sampai waktu  $t$ . Fungsi ini dapat digunakan untuk membantu dalam pemilihan model sebaran data *survival time* (Lawless, 2003).



Gambar 2.4. Contoh Fungsi Hazard

(a) Distribusi Lognormal, (b) Distribusi Gamma, (c) Distribusi Weibull

Lee (1992) mendefinisikan fungsi *hazard* sebagai peluang kegagalan individu untuk bertahan selama interval waktu yang sangat pendek dengan asumsi bahwa individu tersebut telah bertahan pada awal interval atau limit peluang individu gagal bertahan dalam sebuah interval waktu yang sangat pendek, yaitu dari  $t$  sampai  $t+\Delta t$  jika diketahui individu tersebut telah bertahan sampai waktu  $t$  seperti dituliskan pada persamaan (2.5). Semakin besar nilai *hazard* mengindikasikan bahwa resiko kegagalan yang dialami individu dalam penelitian semakin tinggi sehingga kemampuan bertahannya semakin kecil. Fungsi *hazard* dapat berupa fungsi naik, turun, konstan, atau menunjukkan fungsi yang lebih kompleks dan hal ini ditunjukkan pada Gambar 2.4.

Nilai variabel prediktor pada model *hazard* proporsional dinyatakan oleh vektor  $\mathbf{x}$ , dimana  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ . Fungsi *baseline hazard* dinyatakan sebagai  $h_0(t)$  merupakan fungsi *hazard* untuk tiap-tiap individu dimana semua variabel prediktor dalam vektor  $\mathbf{x}$  bernilai 0 (Collet, 2003). Fungsi *hazard* untuk obyek ke- $i$  dapat ditulis sebagai:

$$h_i(t) = \psi(x_i)h_0(t)$$

dengan  $\psi(x_i)$  adalah fungsi dari vektor variabel prediktor untuk obyek ke- $i$ . Fungsi  $\psi(x_i)$  dapat diinterpretasikan sebagai fungsi resiko seseorang pada waktu ke- $t$  dengan vektor variabel prediktor  $x_i$  relatif terhadap resiko dari suatu obyek yang mempunyai  $x = 0$ . Adapun model umum *proportional hazard* adalah sebagai berikut:

$$h_i(t) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi}) \quad (2.9)$$

Persamaan (2.9) disebut juga sebagai regresi *Cox*. Model tersebut dapat dinyatakan dalam bentuk lain, yaitu

$$\left[ \frac{h_i(t)}{h_0(t)} \right] = \exp(\beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi}) \quad (2.10)$$

atau dapat digambarkan sebagai model linier dengan *log-relatif Hazard*, yakni

$$\ln \left[ \frac{h_i(t)}{h_0(t)} \right] = (\beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_p x_{pi}) \quad (2.11)$$

*Odds ratio* dalam fungsi *hazard* adalah ukuran yang digunakan untuk mengetahui tingkat kecenderungan atau resiko, dengan kata lain merupakan perbandingan antara *odd* individu dengan kondisi variabel prediktor  $x$  pada kategori sukses dengan kategori gagal (Hosmer dan Lemeshow, 1999). Estimasi dari *odds ratio* didapatkan dengan mengeksponensialkan koefisien regresi *Cox* masing-masing variabel prediktor yang signifikan berhubungan dengan *hazard rate*-nya. Misal  $X$  adalah variabel prediktor dengan dua kategori yaitu 0 dan 1. Hubungan antara variabel  $X$  dan  $h(t)$  dinyatakan dengan  $h_0(t) \exp \beta x$  maka untuk  $x = 1$ , fungsi *hazard* adalah

$$h(t|x=1) = h_0(t) e^{\beta \cdot 1} = h_0(t) e^{\beta}$$

untuk  $x = 0$ , fungsi *hazard* adalah

$$h(t|x=1) = h_0(t)e^{\beta \cdot 1} = h_0(t)e^{\beta}$$

*Odds ratio* untuk individu  $x = 1$  dibanding  $x = 0$  adalah

$$\frac{h(t|x=1)}{h(t|x=0)} = \frac{h_0(t)e^{\beta \cdot 1}}{h_0(t)e^{\beta \cdot 0}} = \frac{h_0(t)e^{\beta}}{h_0(t)} = e^{\beta} \quad (2.12)$$

sehingga diperoleh nilai *odds ratio* yang artinya bahwa laju terjadinya *failure event* pada individu dengan kategori  $x = 1$  adalah sebesar  $\exp \beta$  kali laju terjadinya *failure event* pada individu dengan kategori  $x = 0$ . Pada variabel kontinu, nilai dari  $\exp \beta$  mempunyai interpretasi perbandingan *odds ratio* antara individu dengan nilai  $x$  lebih besar 1 satuan dibanding individu lain (Hosmer dan Lemeshow, 1999).

#### 2.2.4. Asumsi *Hazard Proporsional*

Salah satu hal yang menarik dalam regresi *Cox* yaitu data tidak harus memenuhi distribusi apapun (Hosmer dan Lemeshow, 1999). Asumsi pemodelan yang harus dipenuhi dalam regresi *Cox* yaitu asumsi *hazard proporsional* yang berarti fungsi *hazard* harus proporsional setiap waktu karena regresi *Cox* tidak mengakomodasi variabel yang berubah-ubah sepanjang waktu (Collet, 1994). Proporsional artinya variabel prediktor independen terhadap waktu dan hubungan antara *hazard* kumulatif sudah proporsional setiap waktu. Asumsi proporsional tersebut dapat diketahui dengan melihat pola plot  $-\ln [-\ln S(t)]$  atau  $\ln [-\ln S(t)]$  terhadap waktu *survival* untuk setiap variabel prediktor dengan skala kategorik seperti pada *odds ratio* di persamaan (2.12).

Asumsi *hazard proporsional* terpenuhi jika pola plot antar kategori dalam variabel prediktor membentuk pola yang sejajar (Kleinbaum dan Klein, 2005). Pola yang saling berpotongan menunjukkan bahwa kategori antar variabel prediktor tidak memenuhi asumsi *hazard proportional*. Asumsi *proportional hazard* didasarkan pada fungsi probabilitas survival berikut:

$$S(t, \mathbf{X}) = [S_0(t)] \exp \sum_{k=1}^p \beta_k X_k \quad \text{yang bernilai } 0 \leq S(t, \mathbf{X}) \leq 1 \quad (2.13)$$

Jika diambil nilai logaritma fungsi tersebut maka menjadi:

$$\ln[S(t, \mathbf{X})] = \exp\left(\sum_{k=1}^p \beta_k X_k\right) \ln[S_0(t)] \quad (2.14)$$

Nilai logaritma dari  $S(t, \mathbf{X})$  dan  $S_0(t)$  akan bernilai negatif sehingga diberikan tanda negatif di depan logaritma yang selanjutnya dilakukan logaritma kembali. Secara matematis dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \ln\{-\ln[S(t, \mathbf{X})]\} &= \ln\left[-\exp\left(\sum_{k=1}^p \beta_k X_k\right) \ln[S_0(t)]\right] \\ &= \ln\left[\exp\left(\sum_{k=1}^p \beta_k X_k\right)\right] + \ln(-\ln[S_0(t)]) \\ &= \sum_{k=1}^p \beta_k X_k + \ln(-\ln[S_0(t)]) \end{aligned}$$

Atau dapat dituliskan,

$$-\ln\{-\ln[S(t, \mathbf{X})]\} = -\sum_{k=1}^p \beta_k X_k - \ln(-\ln[S_0(t)]) \quad (2.15)$$

Apabila mempertimbangkan dua spesifikasi dari vektor  $\mathbf{X}$  pada dua individu yang berbeda yaitu  $\mathbf{X}_1$  dan  $\mathbf{X}_2$  dengan  $\mathbf{X}_1 = (X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1p})$  dan  $\mathbf{X}_2 = (X_{21}, X_{22}, \dots, X_{2p})$ , maka kurva log-log yang bersesuaian untuk individu tersebut yaitu dengan mensubstitusikan  $\mathbf{X}$  dengan  $\mathbf{X}_1$  dan  $\mathbf{X}_2$  pada persamaan (2.15). Selanjutnya dihasilkan:

$$-\ln[-\ln S(t, \mathbf{X}_1)] = -\sum_{k=1}^p \beta_k X_{1k} - \ln[-\ln S_0(t)] \text{ dan}$$

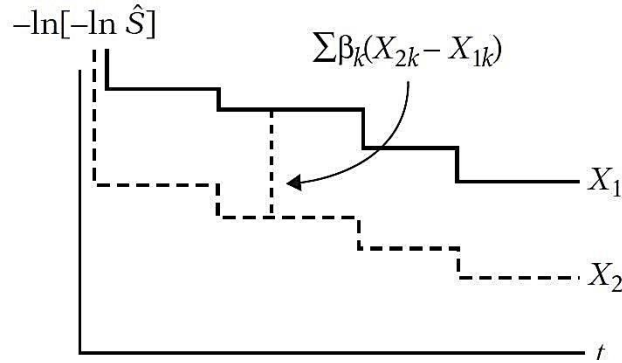
$$-\ln[-\ln S(t, \mathbf{X}_2)] = -\sum_{k=1}^p \beta_k X_{2k} - \ln[-\ln S_0(t)].$$

Dengan mengurangkan kurva log-log keduanya didapatkan hasil sebagai berikut:

$$-\ln[-\ln S(t, \mathbf{X}_1)] - (-\ln[-\ln S(t, \mathbf{X}_2)]) = \sum_{k=1}^p \beta_k (X_{2k} - X_{1k}) \quad (2.16)$$

dimana tidak mengandung unsur  $t$  atau independent terhadap  $t$ . Gambar 2.5 menunjukkan bahwa kurva plot  $-\ln[-\ln S(t)]$  akan sejajar untuk setiap waktu  $t$ .

Sementara itu untuk variabel prediktor dengan skala *ratio* tidak memiliki asumsi apapun.



Gambar 2.5. Kurva Plot  $-\ln[-\ln S(t)]$  yang Sejajar

Jika pada model semiparametrik *Cox* memerlukan asumsi *proportional hazard*, maka tidak demikian pada model parametrik. Umumnya model *survival* parametrik menggunakan model percepatan waktu kegagalan (*acceleration failure time model*) di mana waktu bertahan dimodelkan sebagai fungsi dari variabel prediktor. Oleh karena itu, salah satu asumsi yang harus terpenuhi dalam model *survival* parametrik adalah asumsi *accelerated failure time* (AFT). model *survival* parametrik yang mengikuti distribusi Weibull memiliki sifat yang tidak dimiliki model lain, yaitu jika asumsi *proportional hazard* sudah terpenuhi, maka asumsi asumsi *accelerated failure time* juga terpenuhi dan berlaku sebaliknya (Cox dan Oakes, 1984).

### 2.3. Distribusi Weibull 2 Parameter

Distribusi Weibull adalah salah satu distribusi kontinu yang pertama kali diperkenalkan oleh fisikawan Swedia bernama Waloddi Weibull pada tahun 1939. Distribusi Weibull merupakan salah satu jenis distribusi kontinu yang sering digunakan, khususnya dalam bidang keandalan dan statistik karena kemampuannya untuk mendekati berbagai jenis sebaran data. Parameter dalam distribusi memungkinkan fleksibilitas untuk memodelkan sistem dengan jumlah kegagalan bertambah terhadap waktu, berkurang terhadap waktu atau tetap konstan terhadap waktu.

Sebuah peubah acak kontinu  $T$  berdistribusi Weibull, dengan parameter bentuk  $\rho$  dan parameter skala  $\mu$ , jika fungsi densitasnya yaitu

$$f(t) = \mu \rho t^{\rho-1} \exp(-\mu t^\rho) \quad (2.17)$$

Fungsi distribusi kumulatif dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$F(t) = P(T \leq t) = 1 - \exp(-\mu t^\rho) \quad (2.18)$$

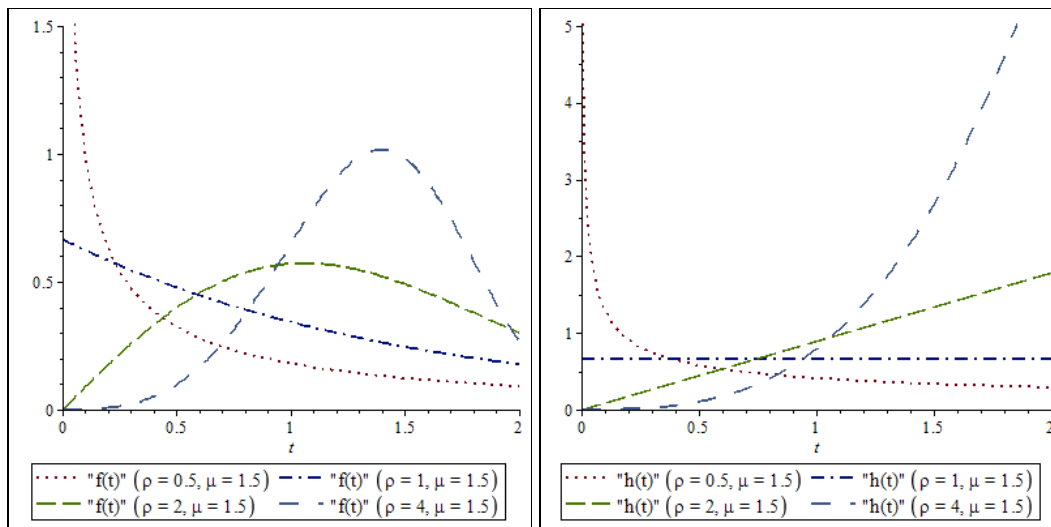
Berdasarkan persamaan (2.4) maka fungsi survival distribusi Weibull diperoleh

$$S(t) = \exp(-\mu t^\rho) \quad (2.19)$$

Selanjutnya bentuk fungsi hazard distribusi Weibull di substitusikan dalam persamaan (2.5) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \mu \rho t^{\rho-1} \quad (2.20)$$

Salah satu karakteristik dari distribusi adalah nilai  $\rho$  memiliki efek yang berbeda pada tingkat kegagalan (*hazard*). Distribusi Weibull dengan  $\rho < 1$  memiliki tingkat kegagalan yang terus berkurang seiring berjalannya waktu, juga dikenal sebagai *infantile* atau kegagalan awal kehidupan. Distribusi Weibull dengan  $\rho = 1$  sama dengan atau mendekati nilai 1 (satu) memiliki tingkat kegagalan yang cukup konstan, menunjukkan masa hidup atau kegagalan acak. Distribusi Weibull dengan  $\rho > 1$  memiliki tingkat kegagalan yang meningkat seiring waktu, juga dikenal sebagai kegagalan aus (masa akhir kehidupan). Sebuah distribusi Weibull campuran dengan satu subpopulasi dengan  $\rho < 1$ , satu subpopulasi dengan  $\rho = 1$  dan satu subpopulasi dengan  $\rho > 1$  akan memiliki pola tingkat kegagalan yang identik dengan kurva bak mandi. Gambar 2.6 menunjukkan kurva fungsi densitas dan fungsi hazard distribusi Weibull 2-parameter dengan nilai  $\mu = 1,5$  serta berbagai nilai  $\rho$  yang berbeda.



Gambar 2.6. Kurva Fungsi Densitas (kiri) dan Fungsi Hazard (kanan) Distribusi Weibull 2P dengan  $\mu = 1,5$

#### 2.4. *Frailty Model*

Model semiparametrik *Cox* mengasumsikan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi *hazard* suatu kejadian telah dijelaskan dalam vektor covariate  $x$ . Pada kenyataannya terdapat kasus-kasus tertentu (misalnya kasus dengan data spasial) dimana terdapat keragaman/sumber -sumber variansi yang tidak dapat dijelaskan melalui vektor covariate dalam model. Akibatnya, terjadi bias pada pendugaan parameter survival. Salah satu cara untuk mengatasi permasalahan tersebut yaitu dengan menyertakan efek random atau *frailty term* dalam model (Darmofal, 2008).

Terdapat 2 pendekatan standar *frailty* dimana penggunaan keduanya bergantung pada kepercayaan peneliti tentang sifat dari keragaman tersebut (Darmofal, 2008).

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

Pengujian terhadap keragaman yang tidak dapat dijelaskan dalam model secara sederhana melibatkan penaksir parameter variansi dari efek random ( $\theta$ ).



Nilai  $\theta$  positif menyatakan adanya heterogenitas yang tidak dapat dijelaskan dalam model, sebaliknya nilai  $\theta = 0$  menyatakan bahwa sumber-sumber variansi telah dapat dijelaskan melalui covariate dalam model (Darmofal, 2008). Dengan disertakannya efek random tersebut, dapat ditentukan obyek mana yang dapat bertahan lebih lama (obyek yang cenderung mengalami *failure event*) serta menghindarkan terjadinya bias dan inkonsistensi pada saat melakukan penaksiran parameter sekaligus bias pada standard error yang menyebabkan terjadinya kesalahan inferensi. Dalam konteks spasial survival digunakan bentuk *frailty* hirarki atau *stratum-specific frailties* dimana unit pengamatan dikelompokkan dalam wilayah-wilayah event yang diteliti.

## 2.5. Model Survival Spasial

Banerjee *et al.* (2003) mengelompokkan data waktu hingga terjadinya suatu peristiwa (*time-to-event data*) ke dalam strata-strata/ kelompok-kelompok, seperti wilayah geografis atau daerah bencana. Dalam kasus ini, pendekatan model hierarki menggunakan *stratum-specific frailties* seringkali cocok. Hal tersebut pertama kali diperkenalkan oleh Vaupel *et al.* (1979) dalam Banerjee *et al.* (2003) dimana terdapat *mixed* model dengan efek random (*frailties*) yang mewakili status kesehatan tiap kelompok.

Misalkan  $t_{ij}$  menyatakan waktu hingga terjadinya suatu event atau waktu hingga suatu individu  $i$  (dimana  $i = 1, 2, \dots, n$ ) dalam strata/ kelompok  $j$  (dimana  $j = 1, 2, \dots, m$ ) mengalami kematian, sedangkan  $\mathbf{x}_{ij}$  menyatakan vektor dari *covariate* yang mempengaruhi kejadian tersebut, maka asumsi *hazard proporsional*  $h(t_{ij}; \mathbf{x}_{ij})$  memungkinkan untuk membentuk model semiparametrik *cox* dengan *hazard rate*,

$$h(t_{ij}; \mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) = h_0(t_{ij}) \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij}) \quad (2.21)$$

dimana baseline *hazards* ( $h_0$ ) hanya dipengaruhi oleh hasil perkalian dari bentuk eksponensial yang menyertakan *covariate*. Sedangkan untuk persamaan (2.15) menjadi

$$\ln[S(t_{ij}; \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})] = \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij}) \ln[S_0(t_{ij})] \quad (2.22)$$

Model *Cox* tersebut tidak memuat *intercept* karena tidak dilakukan pengukuran parameter *baseline hazard* (Box dan Jones, 2004 dalam Darmofal,

2008). Dalam model yang menyertakan *frailty*, maka persamaan (2.21) kemudian dapat diperluas menjadi,

$$h(t_{ij}; \mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) = h_0(t_{ij}) \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_j) \quad (2.23)$$

sedangkan persamaan (2.22) menjadi,

$$\ln[S(t_{ij}; \mathbf{x}\boldsymbol{\beta})] = \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_j) \ln[S_0(t_{ij})] \quad (2.24)$$

apabila dituliskan dalam bentuk seperti persamaan (2.13), maka menjadi

$$S(t_{ij}; x_{ij}) = [S_0(t_{ij})] \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_j) \quad (2.25)$$

dimana  $W_j$  merupakan bentuk *stratum-specific frailty* yang dibentuk untuk menyatakan perbedaan antar strata. Secara umum  $W_j$  diasumsikan identik, independen dan berdistribusi normal dengan mean bernilai nol dan varian  $\sigma^2$ , dapat dituliskan sebagai berikut,

$$W_j \stackrel{iid}{\rightarrow} N(0, \sigma^2)$$

Ketika  $\sigma^2=0$  maka model (2.23) tereduksi menjadi model (2.21). Pada kenyataannya,  $\sigma^2$  seperti halnya  $\beta$  dan  $h_0$ , seringkali di estimasi dari data. Akan tetapi menurut Hougaard (2000) dalam Banerjee *et al.*(2003), distribusi non-normal juga sering digunakan untuk memodelkan *frailties*. Artinya tidak harus distribusi normal untuk asumsi  $W_j$ .

Model pada pendekatan spasial survival dibentuk dari data survival yang tersusun secara spasial, artinya *frailties*  $W_j$  dari kelompok/strata yang saling berdekatan menggambarkan kemungkinan bahwa kelompok/strata tersebut memiliki nilai/karakteristik yang serupa, misalnya kelompok kabupaten di sebuah provinsi (Banerjee *et al.*, 2003 dan Darmofal, 2008). Susunan spasial dari kelompok-kelompok tersebut dapat dimodelkan dalam beberapa cara, tetapi secara umum terdapat 2 (dua) cara yaitu,

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

Pendekatan *lattice* digunakan untuk menyusun susunan spasial dari kelompok-kelompok tersebut. Sehingga  $W_j$  terganti oleh  $W_j^*$  hal tersebut

dikarenakan  $W^*$  didefinisikan oleh daerah-daerah dengan indeks diskret dimana daerah -daerah tersebut merupakan bagian dari daerah  $D$ . Sehingga model *hazard proporsional* yang ditambahkan korelasi spasial menjadi sebagai berikut:

$$h(t_{ij}; \mathbf{x}\boldsymbol{\beta}) = h_0(t_{ij}) \exp(\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{x}_{ij} + W_j^*) \quad (2.26)$$

### 2.5.1. Model Geostatistik

Untuk memodelkan hubungan spasial antar pengamatan pada lokasi-lokasi tertentu yang telah ditentukan, seringkali digunakan pendekatan klasik sebagaimana dijelaskan oleh Cressie (1993) sebagai model geostatistik. Model tersebut mengasumsikan bahwa proses random yang diamati  $Y(s)$  merupakan fungsi kontinu dari  $s$  yang merujuk pada daerah  $D$  (wilayah penelitian). Model tersebut seringkali digunakan untuk memprediksi nilai suatu pengamatan yang tidak teramati pada beberapa lokasi. Jika diberikan observasi  $\mathbf{Y} \equiv \{Y(s_j)\}$  maka kita dapat menganggap

$$\mathbf{Y} | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\theta} \sim N_J(\boldsymbol{\mu}, H(\boldsymbol{\theta})) \quad (2.27)$$

Dimana  $N_J$  adalah distribusi normal berdimensi  $J$ , dengan  $\boldsymbol{\mu}$  sebagai nilai rata-rata, dan  $H(\boldsymbol{\theta})$  adalah kovarian dari  $Y(s_j)$  dan  $Y(s_{j'})$

Menurut Banerjee (2003), Salah satu bentuk paling sederhana dari  $H$  adalah isotropik, dimana mengasumsikan korelasi spasial sebagai fungsi dari jarak *euclidian*  $d_{jj'}$  antara  $s_j$  dan  $s_{j'}$ . Dengan mengambil bentuk eksponensial dan  $\boldsymbol{\theta} = (\sigma^2, \phi)'$ , maka

$$(H(\boldsymbol{\theta}))_{jj'} = \sigma^2 \exp(-\phi d_{jj'}), \sigma^2 > 0, \phi > 0 \quad (2.28)$$

Model spasial survival geostatistik akan memiliki distribusi random efek sebagai berikut

$$\mathbf{W} | \boldsymbol{\theta} \sim N_J(0, H(\boldsymbol{\theta})) \quad (2.29)$$

### 2.5.2. Model Lattice

Model ini menggunakan informasi jarak dari ketetanggaan (*neighborhood*) atau kedekatan antara satu daerah dengan daerah yang lain. Tobler dalam Anselin

(1988) merumuskan hukum *first law of geography* yang berbunyi “segala sesuatu saling berkaitan satu sama lain, namun wilayah yang lebih dekat cenderung akan memberikan efek yang lebih besar daripada wilayah yang lebih jauh jaraknya”.

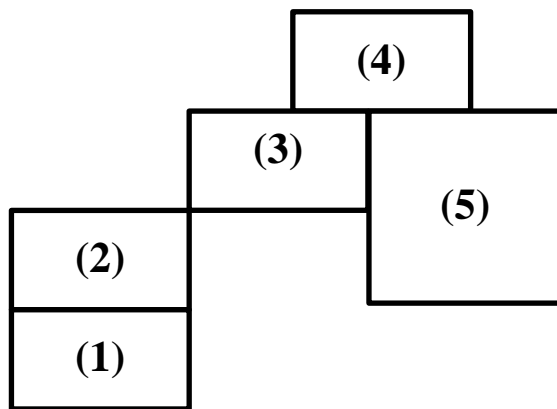
Model ini mengganti distribusi *frailty* yang mengasumsikan proses random  $\mathbf{W}^*$  yang dinyatakan melalui indeks kontinu pada daerah  $D$  dengan model yang mengasumsikan bahwa  $\mathbf{W}^*$  didefinisikan oleh daerah-daerah dengan indeks diskret dimana daerah-daerah tersebut merupakan partisi dari daerah  $D$ . Partisi-partisi tersebut disebut sebagai “*lattice*”. Model ini menggunakan metode penggabungan informasi tentang wilayah-wilayah yang saling berdekatan/bertetangga dibandingkan dengan informasi jarak metrik (Banerjee *et al.*, 2003). Akibatnya, distribusi dari efek random  $\mathbf{W}^*$  didefinisikan sebagai,

$$\mathbf{W}^* | \lambda \sim \mathbf{CAR}(\lambda) \quad (2.30)$$

yaitu model *conditionally autoregressive* yang menyatakan adanya kebergantungan spasial pada susunan kovarian. dimana  $\lambda = 1/\nu$  merupakan parameter distribusi CAR yang menyatakan presisi atau *inverse* dari varians distribusi efek randomnya (Wall, 2004).

### 2.5.3. Matriks Penimbang Spasial

Konsep “*lattice*” merupakan salah satu cara untuk memperoleh matriks penimbang (pembobot) spasial dengan memanfaatkan informasi ketetanggaan dari posisi masing-masing *region* terhadap *region* lainnya. Dalam konteks ketetanggaan (*lattice*) ini, matriks penimbang spasial dari daerah-daerah yang saling bersinggungan dinyatakan melalui indeks diskret (Banerjee *et al.*, 2003). Beberapa metode yang mendefinisikan hubungan kebersinggungan (*contiguity*) antar daerah menurut LeSage (1999) antara lain:



Gambar 2.7. Ilustrasi persinggungan (*Contiguity*)

Sumber : Lesage (1999)

1. *Linear Contiguity* (persinggungan tepi), didefinisikan nilai  $w_{ij}=1$  untuk region yang berada di tepi (edge ) kiri maupun kanan region yang menjadi perhatian,  $w_{ij}=0$  untuk region lainnya . Pada Gambar 2.3, jika daerah 5 menjadi perhatian, terlihat bahwa  $w_{53}=1$ , sedangkan yang lain bernilai 0.
2. *Rook Contiguity* (persinggungan sisi), didefinisikan nilai  $w_{ij} = 1$  untuk region yang bersisian (common side) dengan region yang menjadi perhatian, dan  $w_{ij} = 0$  untuk region lainnya . Pada Gambar 2.3, jika daerah 3 menjadi perhatian, maka  $w_{34}=1$  dan  $w_{35}=1$  sedangkan yang lain bernilai 0.
3. *Bishop Contiguity* (persinggungan sudut), didefinisikan nilai  $w_{ij} = 1$  untuk region yang titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan sudut region yang menjadi perhatian, dan  $w_{ij} = 0$  untuk region lainnya . Pada Gambar 2.3, jika daerah 2 menjadi perhatian, maka  $w_{23} = 1$  sedangkan lain nya bernilai 0.
4. *Double Linear Contiguity* (persinggungan dua tepi), didefinisikan nilai  $w_{ij} = 1$  untuk dua entity yang berada di sisi kiri dan kanan region yang menjadi perhatian, dan  $w_{ij} = 0$  untuk region lainnya.
5. *Double Rook Contiguity* (persinggungan dua sisi), didefinisikan nilai  $w_{ij} = 1$  untuk dua *entity* yang berada di sisi kiri, kanan, atas, dan bawah atau dalam peta selatan, utara, barat, dan timur *region* yang menjadi perhatian, dan  $w_{ij} = 0$  untuk *region* lainnya
6. *Queen Contiguity* (persinggungan sisi sudut), didefinisikan nilai  $w_{ij} = 1$  untuk dua *entity* yang bersisian (*common side*) atau titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan *region* yang menjadi perhatian, dan  $w_{ij} = 0$  untuk *region*

lainnya. Pada Gambar 2.3, jika daerah 3 menjadi perhatian, maka  $w_{23} = 1$ ,  $w_{34} = 1$  dan  $w_{35} = 1$  sedangkan yang lain bernilai 0.

#### 7. *Customized Contiguity*,

Secara geografis, apabila wilayah kabupaten/kota mempunyai bentuk yang tidak simetris, maka metode yang sesuai digunakan adalah *rook contiguity* dan *queen contiguity*. Akan tetapi matriks pembobot tersebut tidak dapat diaplikasikan jika terdapat wilayah-wilayah yang sama sekali tidak memiliki persinggungan dengan wilayah lain meskipun memiliki hubungan secara langsung. *Customized Contiguity* adalah matriks pembobot spasial yang dimodifikasi untuk menangkap hubungan antarwilayah yang tidak memiliki ketersinggungan secara langsung.

Matriks pembobot spasial merupakan matriks dengan diagonal utama bernilai nol. Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 2.3, apabila digunakan metode *queen contiguity*, maka akan diperoleh susunan matriks pembobot spasial berukuran 5×5 sebagai berikut:

$$W_{queen} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Secara geografis, apabila wilayah kabupaten/kota mempunyai bentuk yang tidak simetris, maka metode yang sesuai digunakan adalah *rook contiguity* dan *queen contiguity* dan kedua metode tersebut akan menghasilkan matriks pembobot yang sama (Rusmasari, 2011). Akan tetapi dalam penelitian ini matriks pembobot tersebut tidak dapat diaplikasikan karena terdapat wilayah-wilayah yang sama sekali tidak memiliki persinggungan dengan wilayah lainnya. Hal ini terjadi karena adanya wilayah kabupaten yang terpisah dari pulau utama. Sehingga dalam penelitian ini matriks pembobot spasial yang digunakan dibentuk dengan metode *customized contiguity* yang mempertimbangkan adanya jalur transportasi yang telah terjadwal rutin.

#### 2.5.4 Autokorelasi Spasial

Autokorelasi spasial menyatakan hubungan antara unit-unit spasial yang saling berdekatan, dimana dalam kasus ini dinyatakan melalui indeks diskret pada suatu ruang  $D$ . Menurut Lembo (2006) dalam Kartika (2007), autokorelasi spasial adalah korelasi antara variabel dengan dirinya sendiri berdasarkan ruang atau dapat juga diartikan sebagai suatu ukuran kemiripan dari obyek di dalam suatu ruang (jarak, waktu, dan wilayah). Secara umum, autokorelasi spasial merupakan suatu keadaan dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan pada nilai suatu atribut tertentu di daerah-daerah yang saling berdekatan (Aksioma dan Iriawan, 2010). Jika terdapat pola sistematis di dalam penyebaran sebuah variabel, maka terdapat autokorelasi spasial yang mengindikasikan bahwa nilai atribut pada daerah tertentu terkait oleh nilai atribut tersebut pada daerah lainnya yang letaknya berdekatan (bertetangga).

Dalam menentukan autokorelasi spasial, terdapat dua macam perhitungan yaitu Global dan Lokal Autokorelasi Spasial (*Global and Local Spatial Autocorrelation*). Autokorelasi global spasial menyatakan bahwa semua elemen ketetanggaan dalam matriks observasi dihitung dalam suatu persamaan yang menghasilkan satu nilai bersama, contohnya Moran's  $I$ . Sebaliknya autokorelasi lokal spasial hanya memfokuskan pada nilai autokorelasi spasial suatu daerah tertentu dan matriks observasi yang sesuai sehingga diperoleh nilai sebanyak jumlah ketetanggaan yang ada, contohnya LISA (*Local Indicator of Spatial Autocorrelation*).

Penelitian ini menggunakan perhitungan autokorelasi global spasial dalam menentukan autokorelasi spasial, dimana perhitungannya akan dilakukan melalui statistik global Moran's  $I$ , yang merupakan pengembangan dari korelasi *pearson product moment* pada data *univariate series*. Perbedaan utama dengan koefisien korelasi *pearson product moment* adalah pada matriks ketetanggaan  $W$  dan menentukan korelasi satu variabel dengan dirinya sendiri melalui matriks tersebut. Statistik Global Moran's  $I$  diberikan melalui persamaan berikut ini.

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.31)$$

dimana  $n$  merupakan jumlah unit pengamatan,  $y_i$  merupakan nilai atribut masing-masing unit  $i$  sedangkan  $w_{ij}$  merupakan pembobot untuk unit pengamatan  $i$  dan  $j$ . Interpretasi dinyatakan sama persis dengan korelasi *pearson product moment* yaitu,

- Nilai Moran's  $I$  semakin mendekati nilai +1 menyatakan nilai autokorelasi spasial semakin positif kuat (nilai atribut yang sama saling membentuk kelompok/terkluster)
- Nilai Moran's  $I$  mendekati nilai 0 menyatakan autokorelasi spasial acak/random (atau bisa dikatakan tidak ada autokorelasi spasial), dan
- Nilai Moran's  $I$  semakin mendekati nilai -1 menyatakan autokorelasi spasial semakin negatif kuat (yang membentuk pola papan catur).

Nilai harapan untuk Moran's  $I$  yaitu  $E(I) = \frac{-I}{(n-1)}$ , sedangkan untuk rumus perhitungan variansi dari Moran's  $I$  dapat dilihat sebagai berikut,

$$Var(I) = \frac{n \left\{ (n^2 - 3n + 3) S_1 - n S_2 + 3 S_0^2 \right\} - k \left\{ n(n-1) S_1 - 2n S_2 + 6 S_0^2 \right\}}{(n-1)(n-2)(n-3) S_0^2} \frac{I}{(n-1)^2} \quad (2.32)$$

Dengan

$$S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$$

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i \neq j} (w_{ij} + w_{ji})^2 = 2 S_0$$

$$S_2 = \sum_i (w_{i0} + w_{0i})^2$$

$$w_{i0} = \sum_j w_{ij}; w_{0i} = \sum_j w_{ji}$$

Pengujian terhadap parameter  $I$  dapat dilakukan sebagai berikut,

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

Terdapat dua macam hipotesis alternatif yaitu:

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

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

Pengujian hipotesis di atas dilakukan dengan menggunakan statistik uji berikut,



$$Z_{hitung} = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (2.33)$$

Pengambilan keputusan atas hipotesis dengan menggunakan statistik uji (2.33) didasarkan pada kondisi berikut:

tolak  $H_0$  jika  $Z_{hitung}$  terletak pada  $|Z_{hitung}| > Z_{\alpha/2}$ , yang berarti bahwa data pada suatu daerah saling berkorelasi.

## 2.6. Analisis Bayesian

Dalam pendekatan *Bayesian*, data sampel yang diperoleh dari populasi, juga memperhitungkan suatu distribusi awal yang disebut *prior*. Menurut Iriawan (2001) untuk mengestimasi suatu parameter model data dikelompokkan menjadi dua bagian, yaitu data pengamatan saat ini yang bersifat sesaat selama studi dan data yang bersifat *long memory histogram*. Berbeda dengan pendekatan statistika klasik (*frequentist*) yang memandang parameter sebagai parameter bernilai tetap, pada pendekatan statistika *Bayesian* memandang parameter sebagai variabel random yang memiliki distribusi yang disebut sebagai distribusi *prior*. Dari distribusi *prior* selanjutnya dapat ditentukan distribusi *posterior* sehingga diperoleh estimator *Bayesian*.

Teorema *Bayesian* didasarkan pada distribusi *posterior* yang merupakan perpaduan antara distribusi *prior* (informasi masa lalu sebelum dilakukan observasi) dan data observasi yang digunakan untuk menyusun fungsi *likelihood* (Box dan Tiao, 1973). Hubungan distribusi *posterior* dengan distribusi *prior* dan *likelihood* dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\text{Distribusi posterior} \propto \text{likelihood} \times \text{Distribusi prior}$$

Pada teorema Bayes, apabila terdapat parameter  $\theta$  yang diberikan oleh data observasi *survival time T*, maka distribusi probabilitas untuk *posterior*  $\theta$  pada data  $t$  akan proporsional dengan perkalian antara distribusi *prior*  $\theta$  dan fungsi *likelihood*  $\theta$  yang diberikan oleh data  $x$ . Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut:

$$f(\theta|t) = \frac{f(t|\theta)f(\theta)}{f(t)} \quad (2.34)$$

atau

$$f(\theta|t) \propto f(t|\theta)f(\theta). \quad (2.35)$$

Persamaan (2.35),  $f(\theta|t)$  merupakan distribusi *posterior* yang proporsional dengan perkalian antara fungsi *likelihood*  $f(t|\theta)$  dan distribusi *prior*  $f(\theta)$ . Pendekatan bayesian memiliki kelebihan dibandingkan metode statistika klasik. Kelebihan metode bayesian antara lain:

1. Kondisi *prior* telah terintegrasi dalam inferensi dan perhitungan data
2. Parameter merupakan variabel random yang memiliki fungsi distribusi probabilitas sehingga memberikan kepercayaan yang lebih dibanding metode klasik
3. Merupakan alat bantu estimasi model untuk berbagai situasi
4. Sederhana dalam mempelajari parameter yang bermasalah dalam model
5. Mampu mendapatkan distribusi prediksi pada masa mendatang

Dalam memodelkan data survival secara spasial dibutuhkan informasi ketetanggaan (*adjacent*) data tiap unit pengamatan serta parameterisasi dependensi spasial pada unit yang bersebelahan. Jika dilihat dari sudut pandang bayesian, maka diperlukan adanya suatu *prior* untuk mengitung dependensi spasial dalam fungsi hazard.

### 2.6.1. Distribusi *Prior*

Distribusi *prior* merupakan informasi yang terdahulu mengenai parameter. Pemilihan distribusi prior dalam pendekatan *Bayesian* harus tepat. Box dan Tiao (1973) menyatakan terdapat beberapa macam distribusi *prior* dalam metode *Bayesian*, antara lain:

1. *Informative prior* atau *non informative prior* (Box dan Tiao, 1973)  
 Penentuan *prior* yang didasarkan pada ketersediaan pengetahuan atau informasi sebelumnya mengenai pola distribusi data yang diperoleh dari penelitian sebelumnya.

2. *Conjugate prior* atau *non conjugate prior* (Box dan Tiao, 1973)  
Penentuan *prior* didasarkan pada pola *likelihood* dari datanya.
3. *Pseudo prior*, (Carlin dan Chib, 1995)  
Penentuan *prior* dengan nilai yang disetarakan dengan hasil elaborasi cara *frequentist*, misalnya dengan priornya merupakan hasil dari estimasi parameter dengan metode maksimum *likelihood*.
4. *Proper prior* atau *improper prior* (Ntzoufras, 2009)  
Penentuan *prior* terkait dengan cara pemberian bobot atau densitas di setiap titik sepanjang domain parameter terdistribusi secara *uniform* atau tidak.

Spesifikasi dari distribusi *prior* sangat penting pada metode *Bayesian* karena distribusi *prior* mempengaruhi bentuk *posterior* yang akan digunakan untuk mengambil keputusan. Informasi untuk distribusi *prior* akan terangkum didalam informasi *prior*. Tetapi biasanya informasi *prior* tidak tersedia, sehingga perlu penetapan *prior* yang tidak akan mempengaruhi distribusi *posterior*. Distribusi tersebut biasa dikenal dengan sebutan *prior* sekawan (*conjugate*) yang parameterisasi distribusi *priornya* tergolong sebagai *non-informative prior* atau *prior* samar-samar.

### 2.6.2. *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC)

Di dalam analisis *Bayesian*, penggunaan metode MCMC dapat mempermudah analisis sehingga keputusan yang diambil dari hasil analisis akan dapat dilakukan dengan cepat dan tepat. Menurut Carlin dan Chib (1995), pendekatan MCMC sangat efektif untuk mengurangi beban komputasi dalam menyelesaikan persamaan integrasi yang kompleks dan metode ini memungkinkan proses simulasi dengan mengambil sampel random dari model stokastik yang sangat rumit.

Ide dasar dari MCMC yakni membangkitkan data sampel dari distribusi *posterior* sesuai proses *markov chain* dengan menggunakan simulasi Monte Carlo secara iteratif sehingga diperoleh kondisi yang konvergen terhadap *posterior* (Ntzoufras, 2009). Kondisi seperti tersebut merupakan kondisi stasioner atau *equilibrium*. Selanjutnya, sampel parameter dalam *markov chain* diambil setelah

kondisi stasioner tercapai sehingga sampel yang diambil dijamin merupakan sampel dari distribusi *posterior* dari parameter tersebut.

Iriawan (2000) berpendapat bahwa 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, estimasi densitas data dapat diketahui dengan cara membangkitkan suatu rantai markov yang berurutan sebanyak  $n$ .

### 2.6.3. *Gibbs Sampling*

Terdapat beberapa teknik untuk memfasilitasi metode MCMC dalam mengestimasi parameter model, salah satunya adalah dengan *Gibbs sampler*. *Gibbs sampling* dapat didefinisikan sebagai suatu teknik simulasi untuk membangkitkan variabel random dari suatu fungsi distribusi tertentu tanpa harus menghitung fungsi densitasnya (Casella dan George, 1992). *Gibbs sampler* merupakan generator yang sangat efisien sehingga sering digunakan sebagai generator variabel random pada analisis data yang menggunakan MCMC (Iriawan, 2000).

Proses ini dilakukan dengan mengambil sampel dengan cara membangkitkan rangkaian *gibbs* variabel random berdasarkan sifat-sifat dasar proses *Markov Chain*. Dalam menjalankan program yang menggunakan rantai *markov* dilakukan pada kondisi bersyarat penuh. Ini merupakan salah satu kelebihan dari *Gibbs sampling* karena variabel random tersebut dibangkitkan dengan menggunakan konsep distribusi unidimensional yang terstruktur sebagai distribusi *full conditional*. *Gibbs sampling* sangat berguna dalam mengestimasi suatu parameter dalam suatu model yang kompleks yang mempunyai tingkat kerumitan dalam proses integritasi yang kompleks pula dan sulit diselesaikan secara analitis.

Ilustrasi *Gibbs sampler* yang dikemukakan Casella dan George (1992) dapat dijelaskan pada contoh berikut. Jika  $f(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, \dots, \theta_{p-1}, \theta_p)$  adalah suatu *joint density*, maka densitas marginalnya untuk suatu  $\theta_i$  dapat diperoleh dengan

$$f(\theta_1) = \int \dots \int f(\theta_2, \theta_3, \dots, \theta_k, \dots, \theta_{p-1}, \theta_p) d\theta_2, \theta_3, \dots, \theta_k, \dots, \theta_{p-1}, \theta_p \quad (2.34)$$

maka persamaan (2.34) diatas mungkin akan sulit untuk diselesaikan baik secara analitik maupun numerik. Metode *Gibbs sampler* memberikan alternatif untuk mendapatkan  $f(\theta_1)$  dengan cara membangkitkan sampel  $\theta_1^{(1)}, \theta_1^{(2)}, \dots, \theta_1^{(n)} \sim f(\theta_1)$  tanpa membutuhkan  $f(\theta_1)$ . Dengan melakukan simulasi sampel yang cukup besar, *mean*, *varians*, atau karakteristik apapun dari  $f(\theta_1)$  dapat dihitung dengan lebih tepat.

Ntzoufras (2009) menyatakan bahwa algoritma pada simulasi sampel dengan teknik *Gibbs Sampling* adalah sebagai langkah-langkah berikut:

1. Menentukan nilai awal untuk masing-masing parameter

$$\theta^{(0)} = \theta_1^{(0)}, \theta_1^{(0)}, \dots, \theta_k^{(0)}, \dots, \theta_{p-1}^{(0)}, \dots, \theta_p^{(0)}$$

2. Untuk iterasi  $c = 1, \dots, j$  ulangi langkah-langkah dibawah ini:

- a. Menentukan  $\theta = \theta^{(c-1)}$

- b. untuk  $k = 1, \dots, p$ , update:

$$\theta_k \text{ dari } \theta_k \sim f(\theta_k | \theta_{k \neq k})$$

- c. proses simulasi pada urutan pengambilan secara random setelah didapatkan nilai awal adalah sebagai berikut:

$$\theta_1^{(c)} \text{ dari } f(\theta_1 | \theta_2^{(c-1)}, \theta_3^{(c-1)}, \dots, \theta_k^{(c-1)}, \dots, \theta_{p-1}^{(c-1)}, \theta_p^{(c-1)})$$

$$\theta_2^{(c)} \text{ dari } f(\theta_2 | \theta_1^{(c-1)}, \theta_3^{(c-1)}, \dots, \theta_k^{(c-1)}, \dots, \theta_{p-1}^{(c-1)}, \theta_p^{(c-1)})$$

⋮

$$\theta_k^{(c)} \text{ dari } f(\theta_k | \theta_1^{(c)}, \theta_2^{(c)}, \dots, \theta_{k-1}^{(c)}, \theta_{k+1}^{(c)}, \dots, \theta_{p-1}^{(c)}, \theta_p^{(c)})$$

3. Membentuk  $\theta^{(c)} = \theta$  dan menyimpannya sebagai satu himpunan nilai yang dibangkitkan pada iterasi ke-( $c + 1$ ) dari algoritma.

## 2.7. Kematian Bayi

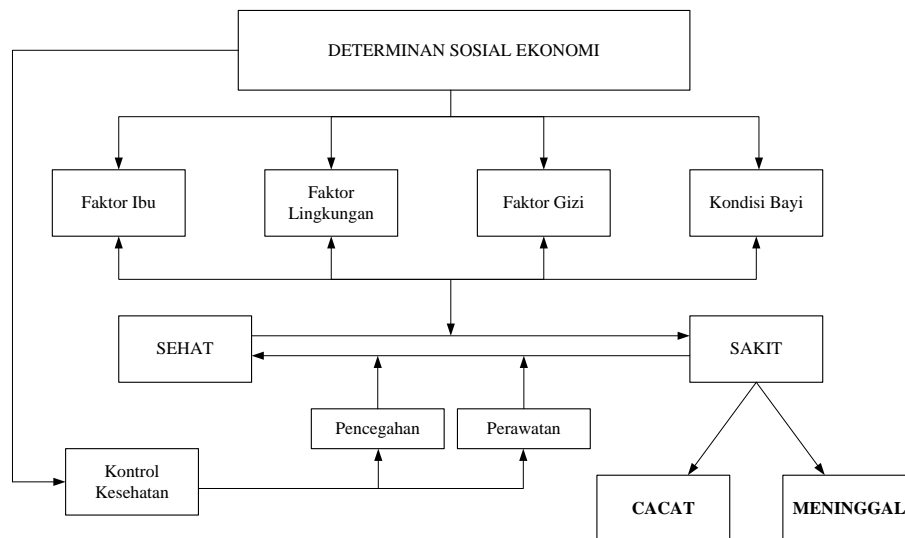
Mortalitas atau kematian pada seorang manusia menurut UN (*United Nations*) dan WHO (*World Health Organization*) didefinisikan sebagai suatu tanda peristiwa menghilangnya tanda-tanda kehidupan secara permanen yang dapat terjadi setiap saat setelah kelahiran hidup. Dari sisi demografi, mortalitas merupakan satu dari tiga variabel utama yang mempengaruhi struktur dan jumlah

penduduk, selain fertilitas dan migrasi. Dari sisi demografi, mortalitas merupakan satu dari tiga variabel utama yang mempengaruhi struktur dan jumlah penduduk, selain fertilitas dan migrasi.

Bayi merupakan tahapan selanjutnya dari tahapan awal perkembangan seorang individu yang semula berasal dari janin. Bayi akan sangat tergantung pada orang tua atau pengasuhnya. Terdapat dua macam kondisi bayi menurut waktu lahirnya, yaitu prematur dan postmatur. Bayi prematur adalah bayi yang terlahir saat usia kandungan kurang dari 36 minggu, sedangkan postmatur adalah bayi yang terlahir saat usia kandungan melebihi 42 minggu. Secara umum yang dimaksud bayi adalah anak yang berusia 0 (nol) tahun atau 0 (nol) hingga 11 (sebelas) bulan. Sehingga kematian bayi dapat didefinisikan sebagai kematian anak setelah lahir sampai sebelum mencapai usia satu tahun (0-11 bulan). Kejadian kelahiran mati, aborsi induksi maupun aborsi spontan/alami tidak termasuk dalam kematian bayi.

Kematian bayi perlu mendapat perhatian, karena upaya menurunkan kematian bayi merupakan upaya peningkatan kelangsungan hidup dan peningkatan kualitas penduduk. Faktor sosial ekonomi seperti pengetahuan tentang kesehatan, gizi dan kesehatan lingkungan, kepercayaan, nilai-nilai, dan kemiskinan merupakan faktor individu dan keluarga, mempengaruhi mortalitas dalam masyarakat (Utomo, 1985). Faktor determinan atau penyebab kematian bayi memiliki perbedaan dengan kematian pada usia lanjut. Kematian bayi lebih dipengaruhi oleh faktor maternal dan kemampuan ibu atau keluarga atau kondisi masyarakat dalam memberikan perhatian dan perawatan pada anak (Utomo, 1988).

Pada tahun 1984, Mosley dan Chen mengemukakan suatu teori untuk menjelaskan tentang faktor penyebab kematian bayi di negara berkembang. Teori ini didasarkan pada anggapan bahwa semua faktor sosial ekonomi mempengaruhi mortalitas anak, melalui determinan terdekat dalam mengukur mortalitas anak. Konsep ini kemudian dikenal sebagai “Konsep Determinan Proksi Kematian Anak” (Utomo, 1988). Kerangka analisis yang diajukan oleh Mosley dan Chen terlihat pada Gambar (2.4)



Gambar 2.8. Kerangka Pikir Kematian Bayi oleh Mosley dan Chen (1984)

Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji hubungan antara kematian bayi dan determinan yang memengaruhinya. Menurut Utomo (1985), pendidikan ibu merupakan faktor yang sangat penting. Tingkat pendidikan ibu berpengaruh terhadap tingkat pengertiannya pada perawatan kesehatan, kebersihan lingkungan, perlunya pemeriksaan kehamilan dan pasca persalinan serta kesadaran terhadap kesehatan anak. Dalam penelitiannya, Astuti (2013) mendapatkan kesimpulan bahwa tingkat kematian laki-laki lebih tinggi dibandingkan perempuan pada semua tingkatan umur dan tingkat kematian di wilayah perdesaan sedikit lebih tinggi dibandingkan perkotaan untuk kelompok 0-5 tahun. Pada tahun 2000, Dadi dalam penelitiannya tentang pengaruh sanitasi lingkungan terhadap kematian anak menunjukkan bahwa kondisi sanitasi lingkungan (sumber air minum, jenis lantai terluas, jenis jamban) berpengaruh terhadap kematian anak di Indonesia. Dalam penelitian Mahanani (2004), diketahui terdapat korelasi positif antara kejadian kematian balita dengan urutan kelahiran, serta kejadian kematian balita terendah terjadi pada wanita yang melahirkan saat berumur 20-29 tahun. Ashani (2010) menyimpulkan bahwa kematian bayi dipengaruhi oleh usia ibu, usia kawin pertama ibu, kualitas perumahan, dan imunisasi. Menurut Bappenas (2009), setiap peningkatan jumlah persalinan yang dibantu oleh tenaga kesehatan dan rata-rata lama sekolah, akan berdampak pada menurunnya angka kematian bayi. Lebih

lanjut, Sastri (2015), menemukan bahwa terdapat hubungan antara kematian bayi di suatu kabupaten/kota dengan kabupaten/kota terdekat.



## **BAB 3**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1. Sumber Data**

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data sekunder bersumber dari *raw data* Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS) 2015 di Pulau Jawa. Unit analisis yang digunakan adalah bayi yang lahir hidup antara Bulan Januari Tahun 2014 hingga Bulan Mei Tahun 2015 (bayi usia 0-15 bulan). Unit analisis dianggap mengalami *failure event* apabila bayi mengalami kematian sebelum berusia genap 1 (satu) tahun atau kurang dari 12 (dua belas) bulan. Korelasi spasial dinyatakan dengan kedekatan antara satu lokasi dengan lokasi yang lain (matriks *adjacent*).

##### **3.1.1. SUPAS 2015**

SUPAS2015 mengumpulkan data kependudukan yang mencakup: keterangan pokok penduduk, lansia, kelahiran, kematian, kematian ibu, perpindahan penduduk, ketenagakerjaan, fasilitas perumahan, dan ditambahkan informasi mengenai: migrasi keluar internasional, perubahan iklim, dan disabilitas. Tujuan SUPAS2015 adalah :

1. Memperkirakan jumlah, distribusi, dan komposisi penduduk.
2. Menyediakan data untuk penghitungan parameter fertilitas, meliputi angka kelahiran total (TFR), angka kelahiran kasar (CBR), rasio ibu-anak (CWR), angka kelahiran menurut kelompok umur (ASFR), dll.
3. Menyediakan data untuk penghitungan parameter migrasi, meliputi migrasi semasa hidup, migrasi risen, migrasi internasional, dll.
4. Menyediakan data untuk penghitungan parameter mortalitas, meliputi angka kematian kasar (CDR), angka kematian bayi (IMR), angka kematian balita (U5MR), dan angka kematian ibu (MMRatio).
5. Memperbaharui proyeksi penduduk yang telah disusun sebelumnya.
6. Menyediakan data yang dapat digunakan untuk perencanaan dan evaluasi berbagai program pemerintah.

Data kelahiran dan kematian bayi diambil pada kuesioner SUPAS 2015 blok VII.C rincian 718-723 yang akan digunakan dalam perhitungan masa bertahan hidup seorang bayi.

VII.C. DAFTAR RIWAYAT KELAHIRAN ANAK Untuk perempuan yang pernah melahirkan									
715. Siapakah nama anak (pertama, kedua, dst)	716. Apakah (NAMA) tunggal atau kembar?	717. Apakah (NAMA) laki-laki atau perempuan?	718. Pada bulan apa dan tahun berapa (NAMA) dilahirkan?	719. Siapa sajakah penolong persalinan?	720. Apakah (NAMA) masih hidup?	721. JIKA MASIH HIDUP Berapa umur (NAMA)?	722. JIKA MASIH HIDUP Apakah (NAMA) tinggal bersama Ibu?	723. JIKA SUDAH MENINGGAL Berapa umur (NAMA) ketika ia meninggal? CATAT DALAM HARI JIKA KURANG DARI 1 BULAN, JIKA KURANG DARI 1 HARI TULIS "00" CATAT DALAM BULAN JIKA KURANG DARI 2 TAHUN CATAT DALAM TAHUN JIKA 2 TAHUN LEBIH	724. Apakah ada anak lahir hidup lain antara (NAMA ANAK SEBELUMNYA) dan (NAMA)? (TERMASUK ANAK YANG SUDAH MENINGGAL)
1.  NAMA	TUNGGAL... 1 KEMBAR... 2	LK.....1 PR..... 2	BULAN [ ][ ] TAHUN [ ][ ][ ][ ]	DOKTER A BIDAN B DUKUN C LAINNYA D	YA.....1 TIDAK... 2 P.723	UMUR DALAM TAHUN [ ][ ]	YA..... 1 TIDAK 2 ANAK BERIKUT NYA	HARI.... 1 [ ][ ] BULAN... 2 [ ][ ] TAHUN... 3 [ ][ ]	
2.  NAMA	TUNGGAL... 1 KEMBAR... 2	LK.....1 PR..... 2	BULAN [ ][ ] TAHUN [ ][ ][ ][ ]	DOKTER A BIDAN B DUKUN C LAINNYA D	YA.....1 TIDAK... 2 P.723	UMUR DALAM TAHUN [ ][ ]	YA..... 1 TIDAK 2 P.724	HARI.... 1 [ ][ ] BULAN... 2 [ ][ ] TAHUN... 3 [ ][ ]	YA..... 1 ↓ CATAT NAMA ANAK TIDAK..... 2

Gambar 3.1. Kuesioner SUPAS 2015

### 3.2. Metode Pengumpulan Data

Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS) merupakan survei kependudukan yang dilaksanakan setiap lima tahun setelah pelaksanaan sensus penduduk. SUPAS 2015 dimaksudkan untuk memenuhi kebutuhan data kependudukan antara Sensus Penduduk 2010 yang lalu dan Sensus Penduduk 2020 mendatang. SUPAS merupakan survei dengan unit sampel rumah tangga terbesar yang dilaksanakan oleh BPS dengan lingkup nasional. SUPAS 2015 menggunakan dua jenis kerangka sampel dengan urutan tahapan, yaitu: kerangka sampel blok sensus (BS) dan kerangka sampel rumah tangga dalam BS terpilih. Jumlah sampel SUPAS 2015 di seluruh Indonesia adalah 652.000 rumah tangga yang tercakup dalam 40.750 blok sensus.

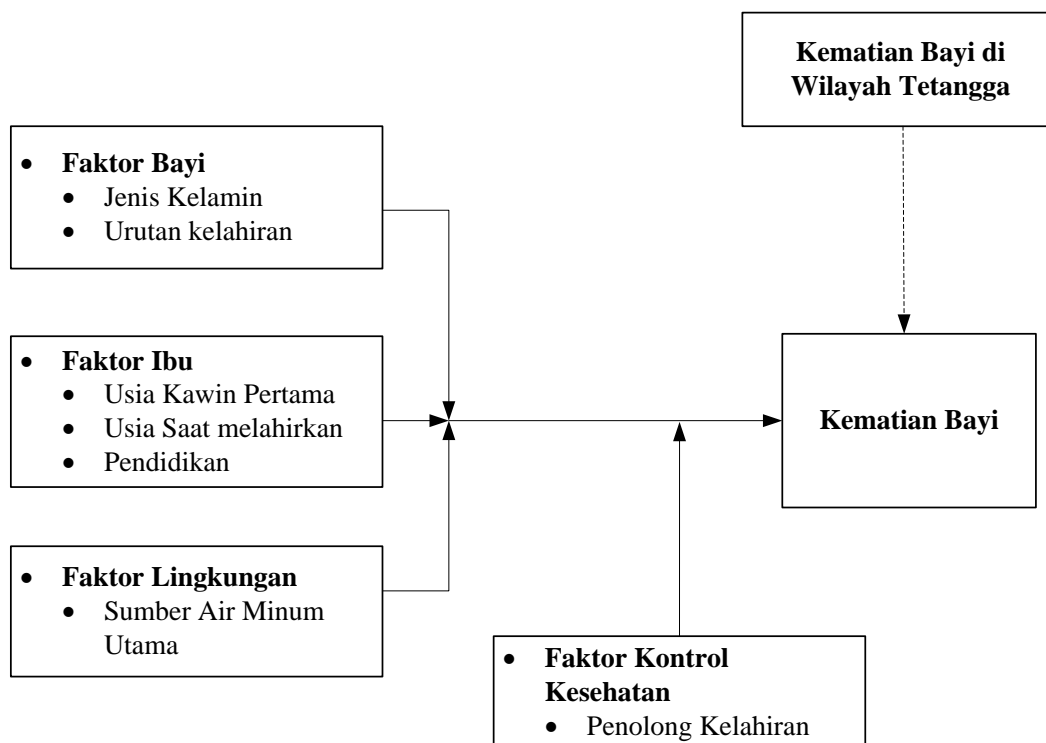
Kegiatan lapangan SUPAS 2015 dilakukan selama periode tanggal 1-31 Mei Tahun 2015, dengan diawali oleh pemutakhiran rumah tangga dan pemilihan sampel diikuti dengan pencacahan ke rumah tangga terpilih untuk seluruh wilayah sampel yang tersebar di Indonesia. Masing-masing rumah tangga terpilih

dikunjungi oleh petugas pencacah dari BPS (dalam hal ini mitra statistik) yang bertugas mewawancarai responden sesuai dengan daftar pertanyaan dalam kuisisioner yang sudah disiapkan. Sebelum mewawancarai responden, petugas terlebih dahulu dibekali dengan konsep dan definisi dalam bentuk pelatihan atau *briefing* serta simulasi survei. Wawancara dilakukan langsung terhadap kepala rumah tangga atau anggota rumah tangga yang dianggap mengetahui keadaan dalam rumah tangga tersebut.

Jumlah sampel terpilih dalam SUPAS tahun 2015 di Pulau Jawa adalah 265.890 rumah tangga dengan jumlah kelahiran hidup yang tercatat 433.392 kelahiran. Penelitian ini hanya menggunakan kelahiran hidup yang terjadi selama Januari 2014 hingga Mei 2015 untuk menghitung masa bertahan hidup bayi.

### 3.3. Kerangka Pikir

Berdasarkan kerangka konseptual Mosley dan Chen (1984) serta ketersediaan data yang dicakup dalam SUPAS 2015, maka disusun kerangka pikir kematian bayi seperti pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Kerangka Pikir

### 3.4. Variabel Penelitian

Variabel respon dan variabel-variabel prediktor yang diperkirakan mempengaruhi lamanya bayi bertahan hidup yang telah disebutkan dalam bab 2 tersaji dalam Tabel berikut:

Tabel 3.1 Daftar Variabel yang Digunakan Dalam Penelitian

Variabel	Uraian	Skala Data	Kode/Nilai
(1)	(2)	(3)	(4)
<b>Respon</b>			
<b>T</b>	Usia Bayi Bertahan Hidup (bulan)	Rasio	Bulan
<b>Prediktor</b>			
<b>X<sub>1</sub></b>	Jenis Kelamin Bayi	Nominal	1 = Laki-laki 2 = Perempuan
<b>X<sub>2</sub></b>	Urutan Kelahiran Bayi	Nominal	1 = 1-4 2 = 5+
<b>X<sub>3</sub></b>	Penolong Kelahiran Bayi	Nominal	1 = Paramedis 2 = Non-Medis
<b>X<sub>4</sub></b>	Usia Ibu Saat Kawin Pertama (tahun)	Ordinal	1 = kurang dari 16 tahun 2 = lebih dari 16 tahun
<b>X<sub>5</sub></b>	Usia Ibu saat melahirkan (tahun)	Ordinal	1 = kurang dari 36 tahun 2 = lebih dari 36 tahun
<b>X<sub>6</sub></b>	Pendidikan Ibu Kandung	Ordinal	1 = Tidak Punya Ijazah 2 = Tamat SD 3 = Tamat SMP atau SMA 4 = Perguruan Tinggi
<b>X<sub>7</sub></b>	Sumber Air Minum Utama Layak	Nominal	1 = Layak 2 = Tidak Layak

#### 3.4.1. Variabel Respon

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah masa bertahan hidup bayi yang lahir pada periode Januari 2014-Mei 2015 baik yang sudah meninggal maupun yang masih hidup pada saat pencacahan dalam satuan bulan dengan ketentuan sebagai berikut:

- a) Jika seorang bayi meninggal sebelum usia satu tahun ( $usia < 12$  bulan), maka waktu *survival* dikategorikan sebagai data *survival* tidak tersensor.

- b) Jika seorang bayi bertahan hidup selama satu tahun lebih (12 bulan keatas) atau masih hidup hingga berakhirnya pencacahan (*Termination of Study*), maka data *survival* tersebut dikatakan data *survival* tersensor.

Variabel respon dikategorikan menjadi:

- $\gamma = 0$ , data tersensor jika bayi tidak mengalami *failure event*, yaitu bayi yang masih hidup hingga periode penelitian (*termination of study*) atau berhasil melewati usia 12 bulan.
- $\gamma = 1$ , data tidak tersensor jika bayi mengalami kematian sebelum satu tahun pertama hidupnya.

### 3.4.2 Variabel Prediktor

Variabel prediktor yakni variabel yang digunakan untuk memprediksi variabel respon. Adapun variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini sebanyak lima variabel, yaitu:

- a. Jenis Kelamin Bayi ( $X_1$ ), adalah jenis kelamin dari unit analisis. Variabel jenis kelamin dikategorikan “1” untuk laki-laki dan “2” untuk perempuan.
- b. Urutan Kelahiran Bayi ( $X_2$ ), adalah nomor urut kelahiran hidup bayi yang dari ibu kandung. Kategori dari urutan kelahiran bayi adalah “1” untuk urutan kelahiran 1 sampai 4 dan “2” untuk urutan kelahiran lebih dari 4.
- c. Penolong Kelahiran Bayi ( $X_3$ ), yaitu penolong kelahiran utama saat bayi dilahirkan. Kategori dari penolong kelahiran bayi adalah “1” untuk paramedis dan “2” untuk penolong kelahiran non-medis.
- d. Usia Ibu saat Kawin Pertama ( $X_4$ ), yaitu usia ibu kandung bayi saat melakukan perkawinan pertama kali. Pembagian kategori pada usia kawin pertama didasarkan pada UU No. 1 tahun 1974 tentang perkawinan. Variabel usia ibu saat kawin pertama dikategorikan “1” untuk bayi dengan ibu yang usia kawin pertamanya dibawah 16 tahun dan “2” untuk bayi dengan ibu yang usia kawin pertamanya lebih dari atau sama dengan 16 tahun.
- e. Usia Ibu saat Melahirkan ( $X_5$ ), yaitu usia ibu kandung bayi saat melahirkan bayi. Kategori dari usia ibu saat melahirkan adalah “1” untuk bayi yang usia ibunya saat melahirkan kurang dari 36 tahun dan “2” untuk

bayi yang usia ibunya saat melahirkan lebih dari atau sama dengan 36 tahun.

- f. Pendidikan Ibu Kandung ( $X_6$ ) yaitu tingkat pendidikan tertinggi yang dimiliki oleh ibu kandung bayi yang dilihat dari ijazah tertinggi yang dimiliki. Variabel berskala ordinal, dan pengkategorian variabel ini sebagai berikut : “1” tidak punya ijazah, “2” untuk tamat SD, “3” untuk tamat SMP atau SMA dan “4” untuk Perguruan Tinggi.
- g. Akses Sumber Air Minum Utama yang layak ( $X_7$ ) adalah ketersediaan akses pada sumber utama air minum yang digunakan dalam rumah tangga dimana unit analisis berada. Variabel sumber air minum utama dikategorikan “1” untuk memiliki akses dan “2” untuk tidak memiliki akses. Sumber air minum yang layak adalah sumber air minum yang terlindung meliputi air ledeng (keran), keran umum, hydrant umum, terminal air, penampungan air hujan (PAH) atau mata air dan sumur terlindung, sumur bor atau sumur pompa, yang jaraknya minimal 10 m dari pembuangan kotoran, penampungan limbah dan pembuangan sampah. Rumah tangga yang menggunakan air kemasan (bermerk atau isi ulang) dikategorikan tidak memiliki akses, karena dianggap tidak berkelanjutan.

### 3.5. Struktur Data

Struktur data dari penelitian ini berdasarkan variabel-variabel yang telah disebutkan sebelumnya disajikan dalam Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data penelitian

No	T	$\gamma$	$X_1$	$X_2$	...	$X_{p-1}$	$X_p$	Kabupaten
1	$T_1$	$\gamma_1$	$X_{11}$	$X_{21}$	...	$X_{p-1,1}$	$X_{p1}$	1
2	$T_2$	$\gamma_2$	$X_{12}$	$X_{22}$	...	$X_{p-1,2}$	$X_{p2}$	1
..	..	..	..	..	..	..	..	..
..	..	..	..	..	..	..	..	..
n-1	$T_{n-1}$	$\gamma_{n-1}$	$X_{1,n-1}$	$X_{2,n-1}$	...	$X_{p-1,n-1}$	$X_{p,n-1}$	m
n	$T_n$	$\gamma_n$	$X_{1n}$	$X_{2n}$	...	$X_{p-1,n}$	$X_{pn}$	m

### 3.6. Metode dan Tahapan Penelitian

Sebelum melakukan tahapan penelitian, terlebih dahulu dilakukan tahap *pre-processing* data yang akan diolah. Tahapan persiapan data adalah sebagai berikut:

- i. Menggabungkan file SUPAS 2015 tentang anak, rumah tangga dan anggota rumah tangga untuk identifikasi ibu kandung unit analisis dan karakteristik rumah tangga. Dari proses ini di peroleh variabel jenis kelamin bayi ( $X_1$ ), Urutan kelahiran ( $X_2$ ), penolong kelahiran bayi ( $X_3$ ), usia kawin pertama ibu ( $X_4$ ), usia ibu saat melahirkan ( $X_5$ ), pendidikan ibu kandung ( $X_6$ ), dan sumber air minum utama ( $X_7$ )
- ii. Menghitung masa bertahan hidup bayi yang lahir hidup pada Januari 2014 hingga Mei 2015, dalam satuan bulan baik dengan status hidup atau mati.
- iii. Menggabungkan variabel-variabel penelitian yang bersesuaian ke dalam satu set data.

Selanjutnya metode dan tahapan penelitian yang akan dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian adalah sebagai berikut:

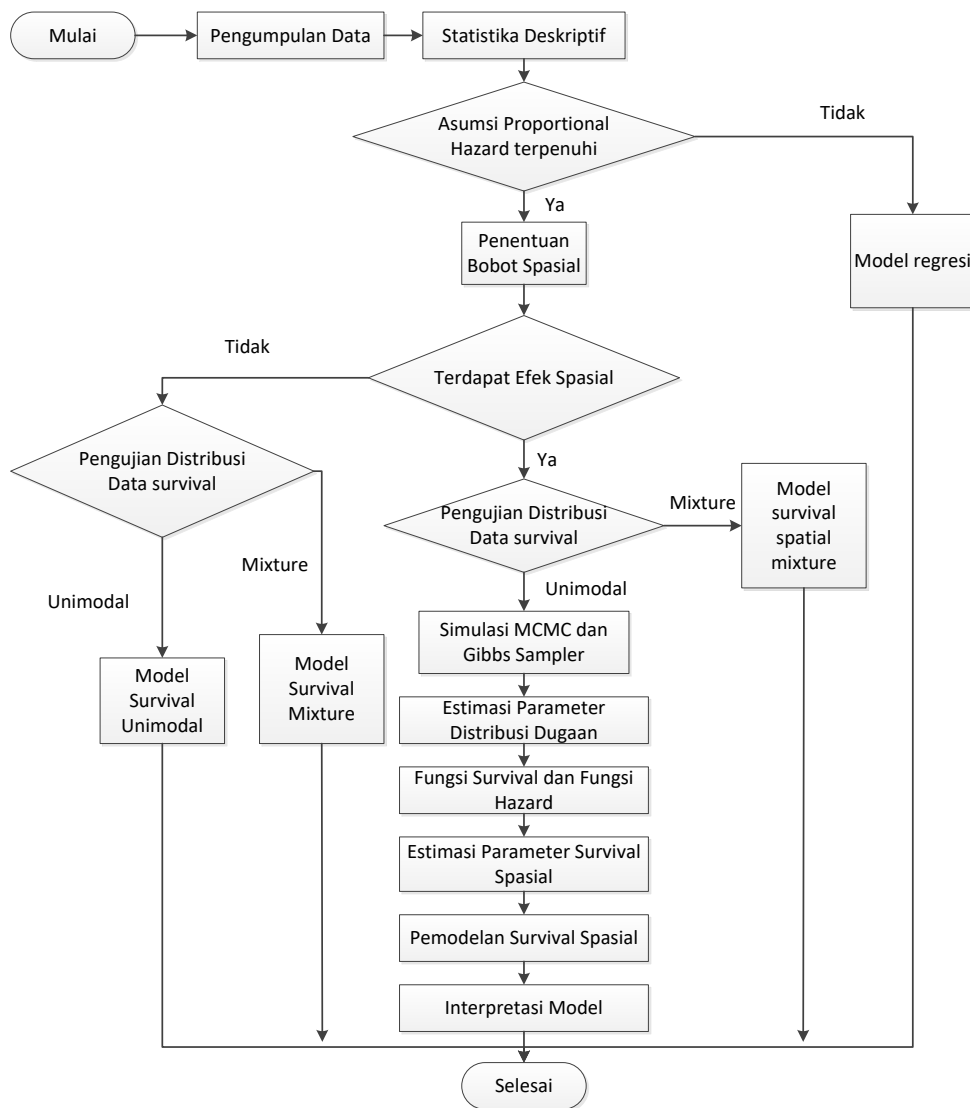
1. Mengkaji model survival pertimbangan adanya korelasi spasial menggunakan pendekatan bayesian. Langkah-langkahnya antara lain:
  - 1.1. Menentukan distribusi *prior* dan *joint* distribusi *posterior*
  - 1.2. Menentukan estimasi parameter model survival spasial, yaitu  $\rho$ ,  $\lambda$ , dan  $\beta$ , dengan menggunakan MCMC dan *Gibbs Sampler*.
2. Menentukan model *survival* spasial pada waktu bertahan hidup bayi di Pulau Jawa berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi. Langkah-langkahnya dijelaskan sebagai berikut:
  - 2.1. Menentukan matriks penimbang spasial (*weighted matrix*)  $W^s$ ; Untuk menentukan penimbang spasial dilakukan dengan cara mengolah peta wilayah pulau Jawa ke dalam program GeoDa. Langkah selanjutnya memodifikasi matriks kedekatan (*matriks adjacent*) untuk wilayah kepulauan yang terpisah dengan pulau utama.
  - 2.2. Menguji autokorelasi spasial pada rasio kematian bayi di seluruh kabupaten/kota di Pulau Jawa di uji menggunakan statistik uji *Moran's I*

untuk mengetahui adanya autokorelasi spasial dalam kasus kematian bayi.

- 2.3. Melakukan uji *proportional hazard* pada variabel prediktor kategorik menggunakan plot  $\ln[-\ln S(t)]$  terhadap waktu bertahan hidup bayi,
- 2.4. Melakukan pengujian distribusi masa bertahan hidup bayi di Pulau Jawa menggunakan statistik uji Anderson-Darling.
- 2.5. Menentukan nilai fungsi *survival* dan fungsi *hazard*. Parameter model *survival* ( $\mu$  dan  $\rho$ ) ditentukan tanpa menyertakan kovariat
- 2.6. Mengestimasi parameter model *survival* dengan efek random spasial  $\sigma$ ,  $\beta$ , dan  $\lambda$  melalui simulasi MCMC dengan *Gibbs sampling*.
- 2.7. Membentuk model *survival* spasial berdasarkan parameter model yang diperoleh.
- 2.8. Intepretasi model *survival* spasial untuk masing-masing faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap laju kematian bayi (*hazard rate*) dan korelasi spasial dari setiap daerah kabupaten/kota.

Untuk lebih jelasnya dapat dilihat dalam Gambar 3.3.





Gambar 3.3. Diagram Alir



## BAB 4

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Model Survival Spasial

##### 4.1.1 Penambahan Efek Random (*Frailty*) dalam Model *Hazard Proporsional*

Model frailty bertujuan untuk menyertakan efek random yang tidak teramati ke dalam fungsi hazard sehingga mampu mewakili heterogenitas data (Hosmer dan Lemeshow, 1999). Fungsi hazard selalu bernilai positif sehingga distribusi efek random (frailty) yang digunakan juga harus memiliki nilai positif. Fungsi hazard pada persamaan (2.9) yang menyertakan efek random dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$h(t_i; x_i) = h_0(t_i) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi} + W_i) \quad (4.1)$$

dimana  $w_i$  merupakan bentuk *stratum-specific frailty* yang dibentuk untuk menyatakan perbedaan antar strata/grup, dengan  $w_i$  diasumsikan identik, independen, dan  $W_i \stackrel{i.i.d}{\sim} N(0, \sigma^2)$ .

Makna dari nilai frailty  $w_i$  sebuah subyek/grup dapat dinyatakan dengan nilai  $w_i > 1$  ataupun  $w_i < 1$ .  $w_i > 1$  berarti bahwa subyek tersebut lebih rentan/rapuh (*frail*) atau memiliki resiko untuk mengalami failure event yang lebih besar dibandingkan rata-rata resiko subyek lainnya, sedangkan nilai  $w_i < 1$  menunjukkan bahwa subyek tersebut lebih sulit untuk mengalami failure event atau bisa dikatakan resiko (*hazard*) lebih kecil dibandingkan subyek/grup lainnya. Misal *failure event* berupa kematian maka jika nilai frailty  $w_i > 1$  berarti bahwa subyek akan cenderung lebih cepat untuk mengalami kematian dibandingkan subyek/grup lainnya, dan sebaliknya jika nilai frailty  $w_i < 1$  maka subyek/grup tersebut dinyatakan kurang rentan dibandingkan rata-rata resiko subyek/grup lainnya.

#### 4.1.2. Penambahan Efek Random Spasial (Spatial Frailty) dalam Model Hazard Proporsional

Model survival dengan melibatkan efek spasial berarti bahwa data survival dikelompokkan ke dalam strata-strata, baik secara geografis maupun berdasarkan penyebaran unit/obyek pengamatan tertentu sehingga model survival yang dihasilkan telah mengakomodir kebergantungan antar strata terhadap variabel prediktor tertentu. Kebergantungan antar strata/grup ini menyebabkan munculnya efek random (frailty) antar strata/grup amatan yang saling berhubungan sehingga asumsi independen antar frailty tidak terpenuhi. Contoh kasus dalam penelitian ini yaitu mengenai kasus kematian bayi, dimana kematian bayi di suatu daerah dapat dipengaruhi faktor-faktor yang spesifik di suatu daerah, misalnya kebijakan pemerintah di sektor kesehatan, kondisi sanitasi lingkungan, dan sebagainya. Faktor-faktor tersebut berbeda antara daerah satu dengan daerah lainnya, namun akan terjadi kemiripan karakteristik dari faktor-faktor tersebut antar daerah yang saling berdekatan/ bertetangga atau bisa dikatakan daerah yang saling berdekatan akan saling berkorelasi, baik korelasi positif maupun negatif. Maka dapat disimpulkan bahwa daerah yang saling berdekatan akan memiliki tingkat resiko (hazard) yang hampir sama dibandingkan dengan daerah yang jauh.

Dalam hal ini efek random (*frailty*)  $W_j^*$  mewakili autokorelasi spasial antar strata/grup pengamatan, sehingga fungsi hazard dengan melibatkan efek random spasial (spatial frailty) dapat dirumuskan sebagai berikut,

Fungsi hazard unit  $i$  daerah ke-1

$$h(t_{i1}; x_{i1}) = h_0(t_{i1}) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i1} + \beta_2 x_{2i1} + \dots + \beta_p x_{pi1} + W_1^*)$$

Fungsi hazard unit  $i$  daerah ke-2

$$h(t_{i2}; x_{i2}) = h_0(t_{i2}) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i2} + \beta_2 x_{2i2} + \dots + \beta_p x_{pi2} + W_2^*)$$

⋮

Fungsi hazard unit  $i$  daerah ke- $j$

$$h(t_{ij}; x_{ij}) = h_0(t_{ij}) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1ij} + \beta_2 x_{2ij} + \dots + \beta_p x_{pij} + W_j^*)$$

⋮

Fungsi hazard unit  $i$  daerah ke- $m$

$$h(t_{im}; x_{im}) = h_0(t_{im}) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1im} + \beta_2 x_{2im} + \dots + \beta_p x_{pim} + W_m^*) \quad (4.2)$$

Dengan  $x_1, x_2, \dots, x_p$  merupakan variabel prediktor ke-1 hingga ke- $p$

$j = 1, 2, \dots, m$  menyatakan daerah/lokasi ke-1 hingga ke- $m$

$i$  menyatakan unit pengamatan, dimana masing-masing daerah/lokasi memiliki banyak unit pengamatan yang berbeda-beda.

Misalkan terdapat sekumpulan efek random (*frailty*) berdistribusi normal yang memiliki korelasi spasial  $W_j^*$  dimana  $j=1, 2, \dots, m$ , dimana  $m$  menunjukkan banyaknya daerah dalam penelitian maka join distribusinya menjadi,

$$w^* \sim MVN(\mu, B^{-1} \Sigma_D) \quad (4.3)$$

atau dapat dijabarkan sebagai,

$$f(w^*) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{s}{2}} |\mathbf{B}^{-1} \Sigma_D|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[ -\frac{(w^* - \mu)^t \Sigma_D^{-1} B (w^* - \mu)}{2} \right] \quad (4.4)$$

dimana  $w^* = (W_1^*, W_2^*, \dots, W_m^*)$  merupakan efek random dari masing-masing daerah penelitian

**MVN** menyatakan distribusi multivariat normal  $k$ -dimensi

$\mu$  merupakan vektor mean berukuran  $1 \times m$ ;  $(\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_m)^T)$

**B** merupakan matriks invertibel berukuran  $m \times m$

$$B = (I - \nu\phi) \text{ dengan } b_{jl} = \begin{cases} I & \text{jika } j = k \\ -\nu\phi_{jl} & \text{jika } j \text{ adjacent } l \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases}$$

$\Sigma_D$  merupakan matriks diagonal berukuran  $m \times m$

$$\Sigma_D = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_r^2)$$

Sehingga  $\Sigma_D^{-1} \mathbf{B}$  merupakan matriks simetris  $\phi_{jl} \sigma_l^2 = \phi_{lj} \sigma_l^2$

Bentuk distribusi kondisionalnya dinyatakan sebagai berikut,

$$f(W_j^* | W_l^*) = \sqrt{\frac{1}{2\pi\sigma_j^2}} \exp\left\{ \frac{\left[ (W_j^* - \mu_j) - \nu \sum_l \phi_{jl} (W_l^* - \mu_l) \right]^2}{2\sigma_j^2} \right\} \quad (4.5)$$

Dengan  $|\nu| < 1$ ,  $\phi_{pp} = 0$ ,  $\phi_{pq} = \phi_{qp}$  atau dapat dinyatakan sebagai:

$$(W_j^* | W_l^*) \sim N\left( \mu_j - \nu \sum_l \phi_{jl} (W_l^* - \mu_l), \sigma_j^2 \right) \quad (4.6)$$

Syarat cukup bagi matriks kovarian pada persamaan (4.3) selain syarat simetris adalah syarat definit positif, sehingga didefinisikan matriks simetris pembobot ketetanggaan sebagai berikut,

$$C = (c_{jl}) \text{ dengan } c_{jl} = \begin{cases} 0 & \text{jika } j = k \\ \omega(jl) & \text{jika } j \text{ adjacent } l; \\ 0 & \text{lainnya} \end{cases} \quad c_{jl} = c_{lj}$$

Matriks diagonal normalisasi  $C_D = \text{diag}(c_{1+}, c_{2+}, \dots, c_{m+})$  dengan  $c_{j+} = \sum_j c_{jl}$ .

Matriks  $\phi$  dinyatakan dalam matriks adjacent sebagai berikut,

$$\phi = C_D^{-1} C \text{ dengan komponen } \phi_{jm} = \frac{c_{jm}}{c_{j+}}$$

Selanjutnya menormalisasikan matriks diagonal  $\Sigma_D$  sehingga diperoleh,

$$\Sigma_D = \sigma^2 C_D^{-1} \text{ dengan } \sigma_j^2 = \frac{\sigma^2}{c_{j+}} \text{ sehingga persamaan (4.3) dapat dinyatakan,}$$

$$w^* \sim MVN\left( \mu, \frac{1}{\sigma^2} [C_D - \nu C]^{-1} \right)$$

Nilai  $\sigma^2$  mewakili keseluruhan variabilitas, sedangkan parameter  $\nu$  mewakili keseluruhan efek kebergantungan spasial.

Besag et al. (1991) mengusulkan versi intrinsik dari model CAR dimana matrik kovarian tidak harus definit positif. Model tersebut dihubungkan dengan pemilihan  $c_{jk} = \frac{1}{r_j}$  jika daerah  $j$  dan  $k$  saling berdekatan dan  $c_{jk} = 0$  jika sebaliknya (dengan  $c_{jj} = 0$ ) dimana  $r_j$  merupakan banyaknya daerah yang bertetangga dengan daerah  $j$ . Akibatnya, model untuk distribusi kondisional pada persamaan (4.6) berubah menjadi,

$$(W_j^* | W_k^*) \sim N(\bar{W}_j^*, \nu / m_j) \quad (4.7)$$

dimana  $\bar{W}_j^* = \sum_k W_k^* / m_j$  sehingga  $W_j$  berdistribusi normal dengan kondisional mean diberikan oleh rata-rata  $W_k$  dan kondisional varians merupakan invers proporsional dari jumlah tetangga  $m_j$ . Spesifikasi yang sama yaitu pada pembobot yang tidak ternormalisasi (*unnormalised weights*) dimana  $c_{jk} = 1$  jika daerah  $j$  dan  $k$  saling bertetangga dan  $c_{jk} = 0$  jika sebaliknya.

### 4.1.3 Join Distribusi dan Distribusi Prior

Distribusi CAR (*Conditionally Autoregressive*) digunakan sebagai distribusi prior untuk parameter  $\nu$  yang mewakili efek random (*frailty*) yang saling berkorelasi secara spasial, dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$\mathbf{W}^* | \lambda \sim \mathbf{CAR}(\lambda) \quad (4.8)$$

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

$$\lambda^{R/2} \exp \left[ -\frac{\lambda}{2} \sum_{j \text{ adj } j'} (W_j^* - W_{j'}^*)^2 \right] \propto \lambda^{M/2} \exp \left[ -\frac{\lambda}{2} \sum_{j=1}^M r_j W_j (W_j^* - \bar{W}_j^*)^2 \right] \quad (4.9)$$

dimana:  $\bar{W}_j^* = r_j^{-1} \sum_{j=1}^R W_j^*$  adalah rata-rata dari  $W_j^*$  yang bertetangga dengan  $W_k^*$ ;

$j \text{ adj } j'$  adalah wilayah yang saling bertetangga;

$r_j$  adalah jumlah tetangga yang dimiliki daerah  $j$ ;

$M$  adalah jumlah daerah yang diamati.

Melalui persamaan (4.7) dengan mengganti nilai  $\lambda = 1/\nu$  maka diperoleh persamaan berikut (Banerjee et al., 2003),

$$(W_j^* | W_i^*) \sim N(\bar{W}_j^*, 1 / (\lambda r_j)) \quad (4.10)$$

dengan  $\lambda$  merupakan parameter penghalus yang secara implisit juga menentukan variabilitas dari efek random (*frailty*). Nilai  $\lambda$  akan berbeda antara daerah satu dengan daerah yang lain, hal ini bergantung pada jumlah tetangga (kedekatan dengan daerah lain) yang dimiliki oleh daerah tersebut ( $r_j$ ). Jika jumlah data

cukup besar dibandingkan dengan random frailty yang akan diestimasi, maka prior parameter penghalus  $\lambda$  yang dipilih akan mengikuti distribusi Gamma dengan mean 1 dan varian 1000.

Pada penelitian ini, distribusi dari lama bertahan hidup (waktu survival) bayi mengikuti distribusi Weibull 2-parameter  $(\rho, \mu)$ . Fungsi kepadatan peluang (PDF) Weibull 2-parameter adalah sebagai berikut (Collet, 2003),

$$f(t) = \mu \rho t^{\rho-1} \exp(-\mu t^\rho) \quad (4.11)$$

sedangkan fungsi distribusi kumulatifnya (CDF) sebagai berikut,

$$\begin{aligned} F(t) = P(T \leq t) &= \int_0^t \mu \rho t^{\rho-1} \exp(-\mu t^\rho) dt \\ &= \int_0^t \exp(-\mu t^\rho) d(\mu t) \\ &= -\left[ \exp(-\mu t^\rho) \right]_0^t \\ &= 1 - \exp(-\mu t^\rho) \end{aligned} \quad (4.12)$$

dengan  $t \geq 0$  dan  $\rho, \mu > 0$ , dimana  $\mu$  adalah parameter skala dan  $\rho$  adalah parameter bentuk.

Berdasarkan persamaan CDF pada (4.12) dan fungsi survival pada persamaan (2.4), maka dapat ditentukan fungsi survival dari distribusi Weibull 2-parameter sebagai berikut,

$$S(t) = 1 - F(t) = 1 - (1 - \exp(-\mu t^\rho)) = \exp(-\mu t^\rho) \quad (4.13)$$

Untuk menentukan fungsi hazard dari distribusi Weibull 2-parameter maka diperlukan PDF pada persamaan (4.11) dan fungsi survival pada persamaan (4.13), selanjutnya kedua persamaan tersebut dioperasikan melalui persamaan (2.6) sebagai berikut,

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} = \frac{\mu \rho t^{\rho-1} \exp(-\mu t^\rho)}{\exp(-\mu t^\rho)} = \mu \rho t^{\rho-1} \quad (4.14)$$

Berdasarkan fungsi hazard pada persamaan (4.14) dan (2.9) maka dapat diperoleh persamaan berikut,

$$h(t) = h_0(t) \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) = \mu \rho t^{\rho-1} \quad (4.15)$$



Dari persamaan (4.15) terlihat bahwa *baseline hazard*  $h_0(t)$  merupakan suatu fungsi yang bergantung pada nilai  $t$  (waktu), sedangkan untuk  $\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p)$  bebas dari nilai  $t$  (waktu). Parameter  $\mu$  dari Weibull 2-parameter tidak bergantung pada nilai  $t$  (waktu), sehingga nilai parameter  $\mu$  dapat dinyatakan sebagai berikut,

$$\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) = \mu \quad (4.16)$$

Baseline hazard dapat dinyatakan sebagai

$$h_0(t) = \rho t^{\rho-1} \quad (4.17)$$

Dengan menggunakan persamaan (4.15), (4.16) dan (4.17), fungsi hazardnya diperoleh sebagai berikut

$$\begin{aligned} h(t) &= \mu \rho t^{\rho-1} \\ &= \rho t^{\rho-1} \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \\ &= \rho t^{\rho-1} \cdot \exp(\beta_0) \cdot \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \\ &= \{ \rho t^{\rho-1} \cdot \exp(\beta_0) \} \cdot \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \end{aligned} \quad (4.18)$$

Estimasi parameter menggunakan metode Bayessian diperoleh dengan menentukan distribusi prior terlebih dahulu. Dalam penelitian ini, prior yang digunakan adalah *prior conjugate*, *informative prior* dan *pseudo prior*. Parameter  $\rho$  dan  $\mu$  dari distribusi Weibull 2-parameter adalah keluarga distribusi eksponensial. Distribusi gamma merupakan keluarga eksponensial dimana parameternya dapat berubah-ubah seperti halnya distribusi weibull sehingga digunakan distribusi gamma sebagai prior (Qian, 1994). Sedangkan distribusi prior untuk parameter  $\beta$  menggunakan prior informatif yaitu distribusi normal. Nilai prior untuk parameter  $\beta$  merupakan *pseudo prior* yang didasarkan pada hasil pengolahan *generalized linier model (interval censor survival)* dengan bantuan software SPSS.

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

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

Pada analisis survival dengan data tersensor dalam menentukan join distribusi posteriornya,  $\gamma_i$  menyatakan status dari unit analisis (bayi lahir hidup)

yaitu nilai 0 untuk bayi yang mati sebelum usia satu tahun dan 1 untuk yang bertahan hidup. Berdasarkan model *lattice frailty* CAR dimana  $t$  adalah waktu bertahan hingga kematian terjadi dan  $\mathbf{x}$  merupakan vektor dari covariate, maka distribusi posterior bersama adalah sebagai berikut,

$$p(\beta, \mathbf{W}, \rho, \lambda | \mathbf{t}, \mathbf{x}, \gamma) \propto L(\beta, \mathbf{W}, \rho, \lambda; \mathbf{t}, \mathbf{x}, \gamma) \cdot p(\mathbf{W} | \lambda) \cdot p(\beta) \cdot p(\rho) \cdot p(\lambda) \quad (4.19)$$

Pada ruas kanan terdapat lima bentuk, yaitu bentuk pertama merupakan likelihood untuk hazard distribusi Weibull 2-parameter, bentuk kedua menyatakan join distribusi dari efek random (frailty), sedangkan tiga bentuk sisanya merupakan distribusi prior dari masing-masing parameter.

Fungsi likelihood untuk hazard distribusi Weibull 2-parameter dapat dijabarkan sebagai berikut (Collet, 2003),

$$L(\beta, \mathbf{W}, \rho, \lambda; \mathbf{t}, \mathbf{x}, \gamma) = \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} f_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \quad (4.20)$$

Dengan menggunakan persamaan (2.6) sehingga dapat ditulis  $f(t) = h(t)S(t)$ . Selanjutnya persamaan tersebut dapat disubstitusikan ke persamaan (4.20) sebagai berikut,

$$\begin{aligned} L(\beta, \mathbf{W}, \rho, \lambda; \mathbf{t}, \mathbf{x}, \gamma) &= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} f_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \\ &= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} \{h(t_{ij})S_{ij}(t_{ij})\}^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \\ &= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} h(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})^{1-\gamma_{ij}} \\ &= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} h(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij}) \end{aligned} \quad (4.21)$$

Dengan mensubstitusikan fungsi survival pada persamaan (4.13) dan persamaan (4.16) ke dalam persamaan (4.21) maka diperoleh,

$$L(\beta, \mathbf{W}, \rho, \lambda; \mathbf{t}, \mathbf{x}, \gamma) = \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} h(t_{ij})^{\gamma_{ij}} S_{ij}(t_{ij})$$

$$\begin{aligned}
&= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} \left\{ \rho t_{ij}^{\rho-1} \exp(\beta_0) \exp(\beta^T x_{ij} + W_j) \right\}^{y_{ij}} \exp(-\mu t_{ij}^{\rho}) \\
&= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} \left\{ \rho t_{ij}^{\rho-1} \exp(\beta_0) \exp(\beta^T x_{ij} + W_j) \right\}^{y_{ij}} \exp\left\{-\left(\exp(\beta^T x_{ij} + W_j)\right) t_{ij}^{\rho}\right\} \\
&= \prod_{j=1}^R \prod_{i=1}^{n_j} \left\{ \rho t_{ij}^{\rho-1} \exp(\beta_0) \exp(\beta^T x_{ij} + W_j) \right\}^{y_{ij}} \exp\left\{-t_{ij}^{\rho} \left(\exp(\beta^T x_{ij} + W_j)\right)\right\}
\end{aligned}$$

Distribusi posterior marginal parameter  $\rho$ ,  $\lambda$  dan  $\beta_i$  diperoleh dengan cara mengintergralkan keluar parameter-parameter yang bersangkutan, dan dijabarkan sebagai berikut,

$$p(\rho | \lambda, \beta_i) \propto \int \int \cdots \int l(t | \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\lambda) p(\beta_1) \cdots p(\beta_p) d\lambda d\beta_1 \cdots d\beta_p$$

$$p(\lambda | \rho, \beta_i) \propto \int \int \cdots \int l(t | \rho, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\rho) p(\beta_1) \cdots p(\beta_p) d\rho d\beta_1 \cdots d\beta_p$$

$$p(\beta_p | \rho, \lambda, \beta_{i=1}) \propto \int \int \int \cdots \int l(t | \rho, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_p) p(\rho) p(\lambda) p(\beta_2) \cdots p(\beta_p) d\rho d\lambda d\beta_2 \cdots d\beta_p$$

⋮

$$p(\beta_p | \rho, \lambda, \beta_{i=p}) \propto \int \int \int \cdots \int l(t | \rho, \lambda, \beta_1, \dots, \beta_{p-1}) p(\rho) p(\lambda) p(\beta_1) \cdots p(\beta_{p-1}) d\rho d\lambda d\beta_1 \cdots d\beta_{p-1}$$

Update parameter dalam model dilakukan melalui Gibbs Sampler berdasarkan sampel dari distribusi bersyarat penuh yang didapat dari persamaan (4.19).

#### 4.1.4 Estimasi Parameter Model Survival Spasial Menggunakan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dan *Gibbs Sampler*

Distribusi posterior yang telah dijabarkan sebelumnya tergolong tidak sederhana, sehingga estimasi terhadap parameternya dilakukan melalui *Gibbs Sampling* yang merupakan *iterative sampling* dari setiap distribusi kondisionalnya. Proses Rantai Markov pada spatial frailty merupakan proses stokastik  $(\lambda^{(1)}, \lambda^{(2)}, \dots, \lambda^{(T)})$  yang memenuhi  $f(\lambda^{(t+1)} | \lambda^{(t)}, \dots, \lambda^{(1)}) = f(\lambda^{(t+1)} | \lambda^{(t)})$  atau dapat dijelaskan sebagai  $(W_j^* | W_i^*)$  dimana  $W_i^*$  merupakan keseluruhan efek

random (*frailty*) selain dari frailty  $W_j^*$ , sedangkan  $W_j^*$  bergantung hanya pada daerah tetangganya dimana bentuk distribusi kondisionalnya dapat dilihat pada persamaan (4.13) dan persamaan (4.14).

Estimasi parameter model survival spasial melalui *Gibbs Sampling* dapat digambarkan sebagai berikut,

1. Menentukan nilai awal (initial value) untuk masing-masing parameter

$$(\rho^0, \lambda^0, \beta_1^0 \cdots, \beta_p^0)$$

2. Didapatkan urutan acak sebagai berikut,

$$\rho^l \text{ dari } p(\rho|t, \lambda^0, \beta_1^0 \cdots, \beta_p^0)$$

$$\lambda^l \text{ dari } p(\lambda|t, \rho^0, \beta_1^0 \cdots, \beta_p^0)$$

$$\beta_1^l \text{ dari } p(\beta_1|t, \rho^0, \lambda^0, \beta_2^0 \cdots, \beta_p^0)$$

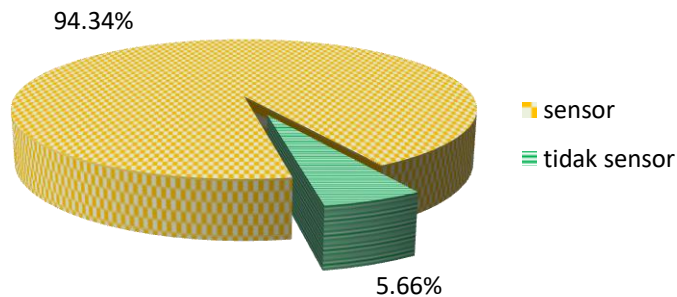
⋮

$$\beta_p^l \text{ dari } p(\beta_p|t, \rho^0, \lambda^0, \beta_1^0, \cdots, \beta_{p-1}^0)$$

3. Dilakukan pengulangan hingga kondisi konvergen (sampel untuk inferensi parameter model sudah cukup)

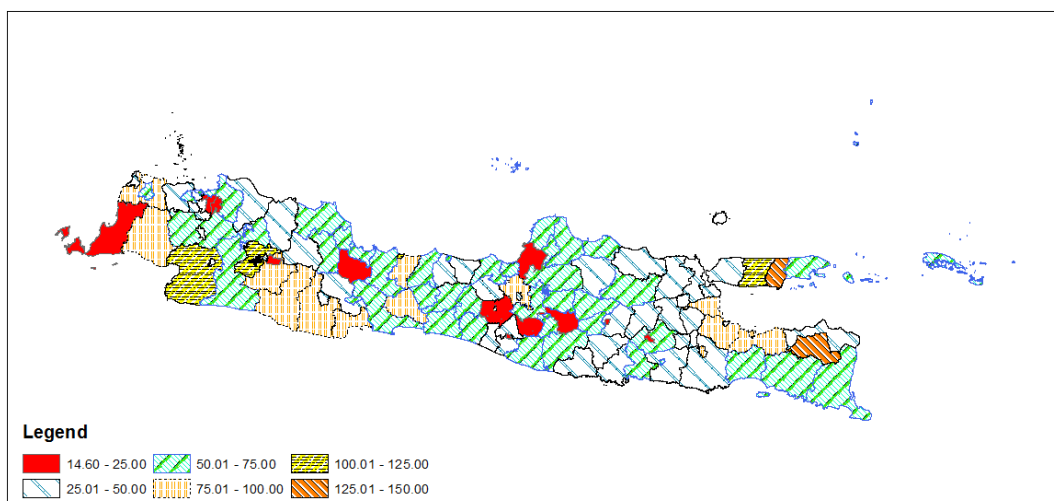
#### 4.2 Karakteristik Bayi Mati dibawah 1 Tahun di Pulau Jawa

Penelitian ini menggunakan data sekunder yang berasal dari Survei Penduduk Antar Sensus (SUPAS) 2015. Wilayah yang diamati mencakup seluruh kabupaten dan kota di Pulau Jawa. Data survival diperoleh dari catatan kelahiran hidup yang terjadi sejak Januari 2014 hingga akhir pencacahan SUPAS 2015, yaitu Mei 2015. Selama rentang waktu tersebut, teramati 18.619 kelahiran hidup dengan jumlah bayi yang mengalami kematian dibawah usia satu tahun adalah 1.053 (tidak tersensor) dan 17.566 bayi lainnya berhasil melewati usia 1 tahun atau masih hidup hingga akhir pencacahan (tersensor). Perbandingan amatan tersensor dan tidak tersensor di seluruh Pulau Jawa ditunjukkan pada Gambar (4.1).



Gambar 4.1 Perbandingan Amatan Tersensor dan Tidak Tersensor

Rasio bayi mati dibawah 1 tahun per 1.000 kelahiran hidup berdasarkan kabupaten kota selama periode 2014-2015 di pulau jawa yang diperoleh dari data SUPAS 2015 yang secara visual dapat dilihat pada Gambar 4.2. Perbandingan antara amatan tersensor dan tidak tersensor menurut kabupaten kota akan disajikan dalam lampiran. Kabupaten dengan rasio bayi mati dibawah 1 tahun per 1.000 kelahiran hidup tertinggi dipulau jawa adalah Kabupaten Pamekasan, yaitu terjadi 131,78 kematian bayi dibawah 1 tahun setiap 1.000 kelahiran hidup. Kabupaten Klaten adalah kabupaten dengan rasio bayi mati dibawah 1 tahun per 1.000 kelahiran hidup terendah, dengan nilai 14,6.



Gambar 4.2 Jumlah Bayi Mati Dibawah 1 Tahun per 1000 Kelahiran Hidup menurut kabupaten/kota di Pulau Jawa

Untuk mengetahui karakteristik bayi lahir hidup akan dilakukan melalui analisis statistika deskriptif terhadap masing-masing variabel yang digunakan

dalam penelitian ini. Deskripsi Bayi lahir hidup di Pulau Jawa menurut variabel-variabel prediktor ditunjukkan pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Deskriptif Bayi Lahir Hidup di Pulau Jawa

Variabel Prediktor	Kategori	Jumlah	Persentase
Jenis Kelamin Bayi	Laki-laki	9.679	51,98%
	Perempuan	8.940	48,02%
Urutan Kelahiran Bayi	no. 1 s.d 4	18.174	97,61%
	no. 5 keatas	445	2,39%
Penolong Kelahiran Bayi	paramedis	17.518	94,09%
	non-medis	1.101	5,91%
Usia Ibu saat Kawin Pertama	<16	1.153	6,19%
	16+	17.466	93,81%
Usia Ibu saat Persalinan	<36	14.915	80,11%
	36+	3.704	19,89%
Ijazah Tertinggi Ibu	tidak punya	895	4,81%
	SD	4.447	23,88%
	SMP/SMA	11.072	59,47%
	PT	2.205	11,84%
Sumber Air Minum Layak	ya	7.553	40,57%
	tidak	11.066	59,43%

Berdasarkan Tabel 4.1 dapat diperoleh informasi tentang rasio jenis kelamin bayi lahir hidup, atau rasio bayi laki-laki terhadap bayi perempuan. Selama periode Januari 2014 hingga Mei 2015 rasio jenis kelamin bayi lahir hidup adalah 108,2. Persentase bayi yang ditolong oleh paramedis sudah mencapai 94 persen. Bayi yang dilahirkan saat sang ibu memasuki usia berisiko berjumlah 3.704 atau hampir 20 persen dari total kelahiran hidup yang tercatat. Ibu kandung bayi yang telah menempuh pendidikan menengah keatas telah mencapai 71,31 persen. Sementara itu masih terdapat ibu kandung bayi yang hanya menempuh paling tinggi pendidikan dasar. Pendidikan ibu merupakan faktor penting dalam upaya menjaga kesehatan bayi, karena ibu lah yang akan langsung terkait dalam perawatan sang bayi.

Berikutnya, karakteristik bayi lahir hidup berdasarkan variabel-variabel prediktor akan dipasangkan dengan status survival bayi (bertahan hidup/tersensor atau mati sebelum usia satu tahun/tidak tersensor).

Tabel 4.2 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Jenis Kelamin

Status Bayi		Jenis kelamin	
		Laki-laki	Perempuan
Bertahan hidup	n (%)	9.056 (93,6%)	8.510 (95,2%)
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	623 (6,4%)	430 (4,8%)
Total	n (%)	9.679 (100%)	8.940 (100%)

Berdasarkan Tabel 4.2, diketahui bahwa persentase bayi laki-laki yang mati sebelum usia 1 tahun lebih besar dibandingkan bayi perempuan. Pada Tabel 4.3 menunjukkan bahwa bayi dilahirkan sebagai anak pertama hingga ke-4, persentase kematiannya lebih rendah dibandingkan bayi yang dilahirkan pada urutan ke-5 atau lebih.

Tabel 4.3 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Urutan Kelahiran

Status Bayi		Urutan Kelahiran	
		1 – 4	5 +
Bertahan hidup	n (%)	17.193 (94,6%)	373 (83,8%)
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	981 (5,4%)	72 (16,2%)
Total	n (%)	18.174 (100%)	445 (100%)

Tabel 4.4 menunjukkan bahwa bayi yang proses persalinannya ditolong oleh paramedis, persentase kematian dibawah usia 1 tahun lebih kecil dibandingkan bayi yang ditolong tenaga non-medis. Pada Tabel 4.5 terlihat bahwa bayi dengan ibu yang usia kawin pertamanya dibawah 16 tahun, persentase

kematiannya lebih tinggi dibandingkan dengan bayi dengan ibu yang kawin pertama setelah melewati 16 tahun.

Tabel 4.4 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Penolong Persalinan

Status Bayi		Penolong Persalinan	
		paramedis	non-medis
Bertahan hidup	n (%)	16.576 (94,6%)	990 (89,9%)
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	942 (5,4%)	111 (10,1%)
Total	n (%)	17.518 (100%)	1.011 (100%)

Tabel 4.5 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Usia Ibu Saat kawin Pertama

Status Bayi		Usia Ibu Saat kawin Pertama	
		Kurang dari 16	16 tahun ke atas
Bertahan hidup	n (%)	1.041 (90,3%)	16.525 (94,6%)
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	112 (9,7%)	941 (5,4%)
Total	n (%)	1.153 (100%)	17.466 (100%)

Dari Tabel 4.6 terlihat bahwa persentase kematian bayi yang dilahirkan saat ibu berusia kurang dari 36 tahun lebih rendah jika dibandingkan dengan bayi yang dilahirkan saat ibu berusia 36 tahun keatas.

Tabel 4.6 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Usia Ibu Saat Persalinan

Status Bayi		Usia Ibu Saat Persalinan	
		Kurang dari 36	36 tahun ke atas
Bertahan hidup	n (%)	14.186 (95,1%)	3.380 (91,3%)
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	729 (4,9%)	324 (8,7%)
Total	n (%)	14.915 (100%)	3.704 (100%)



Pada Tabel 4.7 terlihat bahwa persentase bayi yang mati dibawah 1 tahun terus mengalami penurunan seiring semakin tinggi pendidikan ibu kandung nya. Persentase bayi dengan ibu kandung berpendidikan tinggi (perguruan tinggi) hanya 2,9 pesen.

Tabel 4.7 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Pendidikan tertinggi Ibu

Status Bayi		Pendidikan Ibu			
		tidak punya ijazah	SD	SMP SMA	Perguruan Tinggi
Bertahan hidup	n (%)	790 88,3%	4121 92,7%	10.514 95,0%	2.141 97,1%
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	105 11,7%	326 7,3%	558 5,0%	64 2,9%
Total	n (%)	895 100%	4.447 100%	11.072 100%	2.205 100%

Sumber air minum merupakan salah satu indikator sanitasi. Sumber air minum yang layak dan berkelanjutan menjadi penting dalam perawatan kesehatan bayi. Berdasarkan Tabel 4.8 terlihat bahwa persentase bayi yang mati sebelum usia 1 tahun dalam rumah tangga yang memiliki sumber air minum tidak layak lebih tinggi dibandingkan bayi dalam rumah tangga dengan sumber air minum layak.

Tabel 4.8 Status Bayi Lahir Hidup Menurut Sumber Air Minum

Status Bayi		Sumber Air Minum	
		layak	tidak layak
Bertahan hidup	n (%)	7.076 93,7%	10.490 94,8%
Mati sebelum usia 1 Tahun	n (%)	477 6,3%	576 5,2%
Total	n (%)	7.553 100%	11.066 100%

Selain dalam bentuk tabulasi silang, uji log-rank juga akan digunakan untuk mengetahui adanya perbedaan kemampuan bertahan antar kategori. Hipotesis null dalam uji Log-rank adalah tidak ada perbedaan kurva survival pada

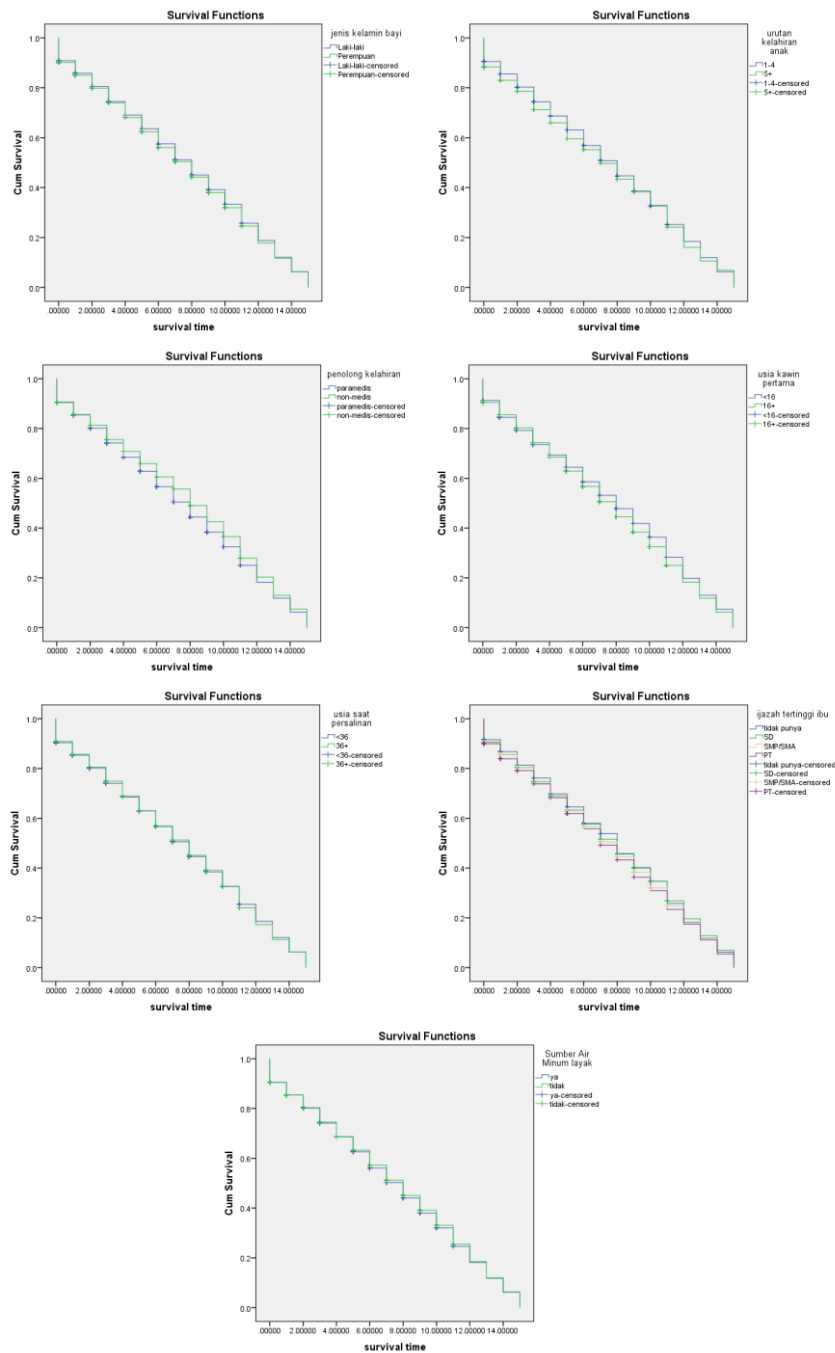
setiap kategori dalam variabel prediktor. Nilai hasil uji log-rank akan disajikan pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Hasil Uji Log-Rank menurut Variabel Prediktor

Variabel	Log-Rank	df	Sig.	Keputusan
Jenis Kelamin	2,495	1	0,114	<b>Gagal tolak <math>H_0</math></b>
Urutan Kelahiran	0,488	1	0,485	<b>Gagal tolak <math>H_0</math></b>
Penolong Kelahiran	5,847	1	0,016	<b>Tolak <math>H_0</math></b>
Usia Ibu saat Kawin Pertama	3,701	1	0,054	<b>Gagal tolak <math>H_0</math></b>
Usia Ibu saat Persalinan	0,220	1	0,639	<b>Gagal tolak <math>H_0</math></b>
Tingkat Pendidikan Ibu	8,474	3	0,037	<b>Tolak <math>H_0</math></b>
Sumber Air Minum Layak	1,097	1	0,295	<b>Gagal tolak <math>H_0</math></b>

Hasil uji Log Rank pada Tabel 4.9 menunjukkan bahwa keputusan untuk variabel penolong kelahiran dan tingkat pendidikan ibu adalah tolak  $H_0$ , artinya minimal terdapat satu perbedaan kurva survival pada setiap kategori dalam variabel penolong kelahiran dimana terdapat perbedaan kurva survival antara penolong bayi non-medis dengan paramedis. Pada variabel tingkat pendidikan ibu terdapat perbedaan antara kurva survival ibu yang berijazah Perguruan Tinggi dengan ibu yang berijazah SMP/SMA, ibu yang berijazah SD dan ibu yang tidak memiliki ijazah.

Sedangkan untuk variabel jenis kelamin, urutan kelahiran usia ibu saat kawin pertama, usia ibu saat persalinan dan sumber air minum layak, dengan keputusan gagal tolak  $H_0$  menunjukkan tidak ada perbedaan kurva survival antar kategori dalam variabel tersebut.



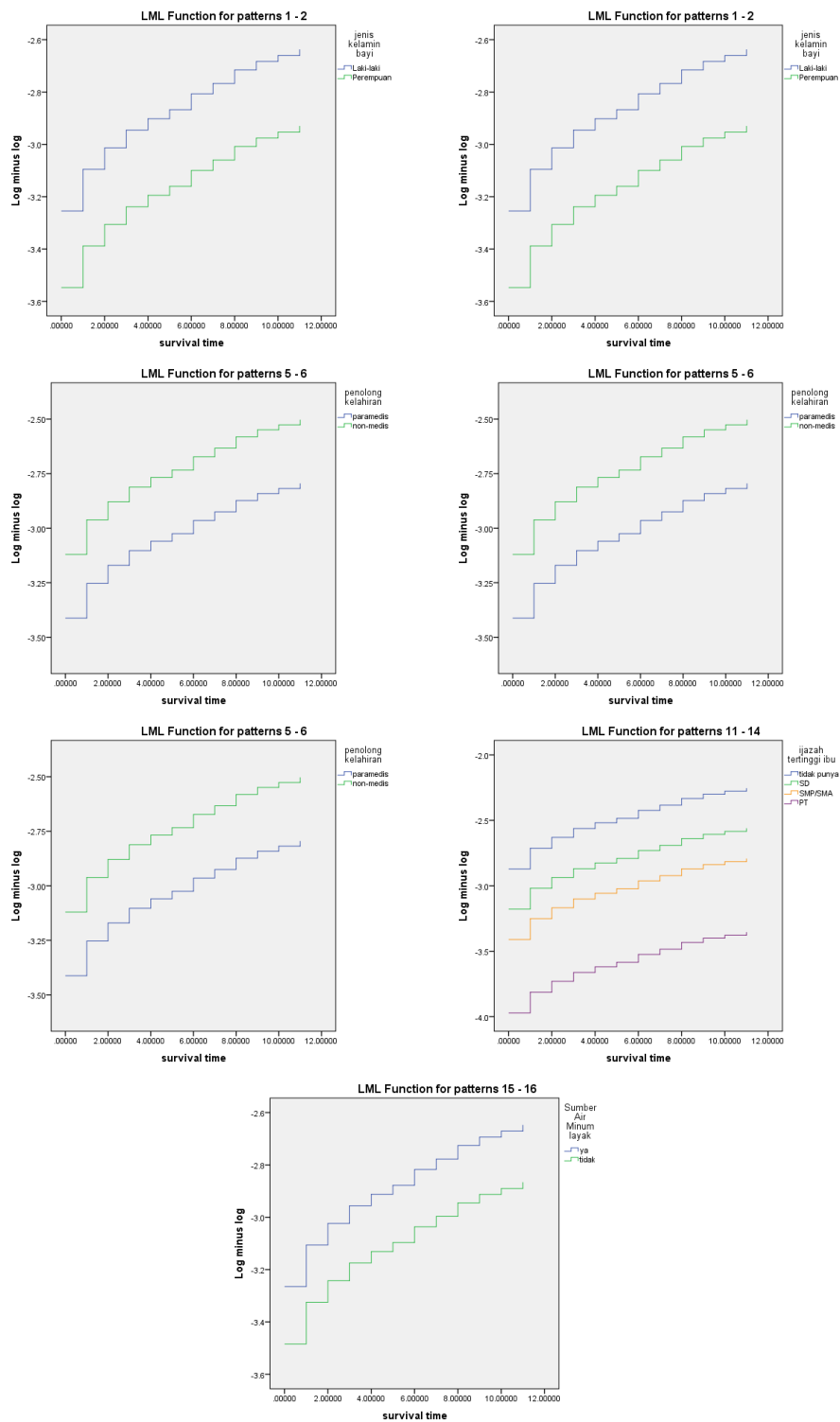
Gambar 4.3 Kurva Survival Kaplan Meier masing-masing Variabel Prediktor

### 4.3 Model Survival Spasial Kematian Bayi di Pulau Jawa

#### 4.3.1. Asumsi Hazard Proporsional

Asumsi pemodelan yang harus dipenuhi dalam hazard proporsional adalah bahwa fungsi hazard dari variabel prediktor yang bersifat kategorik harus

proporsional setiap waktu. Pengujian dapat dilakukan dengan menggunakan plot  $-\ln[-\ln S(t)]$ .



Gambar 4.4 Asumsi Hazard Proporsional masing-masing Variabel Prediktor

Asumsi hazard proporsional terpenuhi bila garis antar kategori sejajar dan tidak berpotongan. Pada penelitian ini terdapat empat variabel yang bersifat kategorik yaitu variabel jenis kelamin bayi, penolong persalinan, pendidikan ibu dan sumber air minum. Dari Gambar 4.3 dapat dilihat ada masing-masing variabel prediktor bahwa garis antar kategori sejajar dan tidak berpotongan sehingga bisa dikatakan asumsi hazard proporsional sudah terpenuhi, artinya variabel prediktor telah independen terhadap waktu serta hubungan antara kumulatif hazard sudah proporsional/ konstan setiap waktu.

#### 4.3.2. Pembobot Spasial

Pendekatan yang digunakan dalam menentukan pembobot spasial dalam penelitian ini selanjutnya menggunakan pendekatan area. Pembobot spasial yang diperoleh selanjutnya merupakan salah satu parameter dalam prior CAR yang menjadi distribusi dari efek random (*frailty*) model survival. Jenis pembobot yang digunakan yaitu pembobot spasial *Queen Contiguity* (persinggungan sisi dan sudut) pada wilayah pulau utama dan *customized contiguity* dengan pertimbangan jalur transportasi yang terjadwal rutin untuk kabupaten di luar pulau utama, yaitu Kabupaten Kepulauan Seribu dan Pulau Madura. Kabupaten/kota yang saling bertetangga disebut sebagai adjacent sehingga ketetanggaan dari masing-masing kabupaten/ kota di Pulau Jawa akan disusun dalam matriks adjacent.

		Kabupaten ke j'								
		1	2	3	4	5	6	-	119	$\Sigma$
Kabupaten ke j	1	0	0	0	0	0	1	-	0	1
	2	0	0	1	1	1	0	-	1	6
	3	0	1	0	1	0	1	-	0	6
	4	0	1	1	0	1	1	-	0	4
	5	0	1	0	1	0	1	-	0	5
	6	1	0	1	1	1	0	-	0	6
	-	-	-	-	-	-	-	-	-	$r_j$
119	0	1	0	0	0	0	-	0	5	

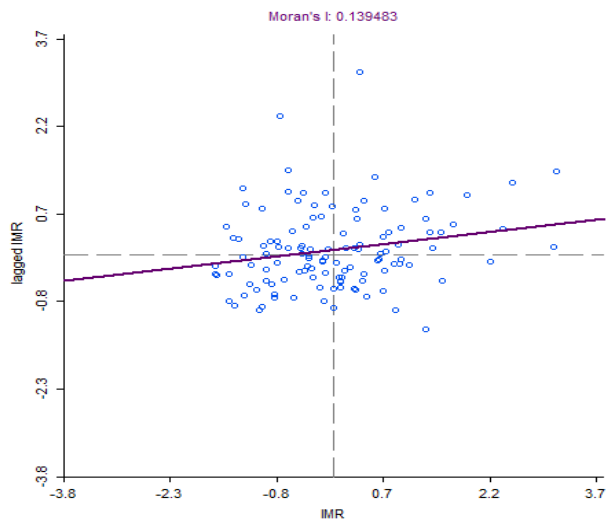
Gambar 4.5 Pembentukan Matriks Pembobot *Customized Contiguity*

Pembentukan matriks penimbang spasial diperoleh dengan mengolah peta/map poligon Pulau Jawa per kabupaten/Kota yang sudah didapat melalui software GeoDa. Matrik adjacent yang berbentuk text (.gal) akan dimodifikasi untuk memberikan bobot pada Kabupaten Kepulauan Seribu dan Pulau Madura. Secara keseluruhan matriks adjacent ini memiliki 526 ketetanggaan dari 119 kabupaten/kota yang diteliti.

Nilai  $m_j$  menyatakan jumlah tetangga yang dimiliki oleh masing-masing kabupaten/kota. Sebagai contoh kabupaten/kota kedua (Kota Jakarta Selatan) memiliki 6 tetangga yaitu kabupaten/kota nomor 3 (Kota Jakarta Timur), 4 (Kota Jakarta Pusat), 5 (Kota Jakarta Barat), 30 (Kota Depok), 116 (Kota Tangerang) dan 119 (Kota Tangerang Selatan). Jumlah keseluruhan ketetanggaan (*neighborhood*) antar kabupaten/ kota yang ada di seluruh Pulau Jawa adalah sebanyak 526 ketetanggaan. Hasil dari penimbang spasial *Customized Contiguity* yang telah didapat akan berupa matriks dengan ukuran  $119 \times 119$  (jumlah kabupaten/ kota di Pulau Jawa adalah sebanyak 119 kabupaten/kota).

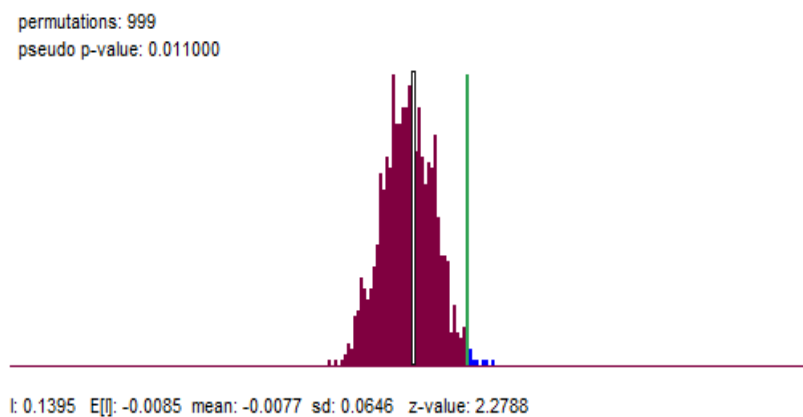
#### **4.3.3. Autokorelasi Spasial Kasus Kematian Bayi**

Autokorelasi spasial kematian bayi merupakan kondisi dimana terdapat persamaan atau perbedaan yang signifikan antar wilayah berdasarkan rasio antara bayi yang bertahan hidup dengan jumlah kelahiran hidup di masing-masing kabupaten/kota. Dalam kasus kematian bayi, perhitungan autokorelasi spasial akan menggunakan autokorelasi global spasial. Perhitungan autokorelasi global spasial dapat dilakukan melalui statistik global Moran's I dengan bantuan software Geoda. Autokorelasi spasial rasio antara bayi yang bertahan hidup dengan jumlah kelahiran hidup pada masing-masing kabupaten/kota dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut,



Gambar 4.6 Diagram Pencar beserta Indeks Moran's I untuk Rasio Kematian Bayi

Pengujian autokorelasi spasial ini digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya hubungan/keterkaitan antara Rasio Kematian Bayi di sebuah kabupaten/kota dengan Rasio Kematian Bayi di kabupaten/kota lainnya. Indeks Moran's I memiliki interval yang sama dengan koefisien korelasi yaitu  $-1 < I < 1$ , dimana ketika indeks Moran's I semakin mendekati nilai -1 ataupun 1 maka kedekatan/hubungan antar kabupaten/kota terhadap sebuah variabel tertentu semakin kuat (ada autokorelasi spasial), begitu pula sebaliknya jika indeks Moran's I mendekati 0 maka autokorelasi spasial semakin kecil. Gambar 4.6 menunjukkan indeks Moran's I sebesar 0.13948 maka dapat dikatakan terdapat autokorelasi spasial meskipun sangat kecil karena nilai mendekati 0.

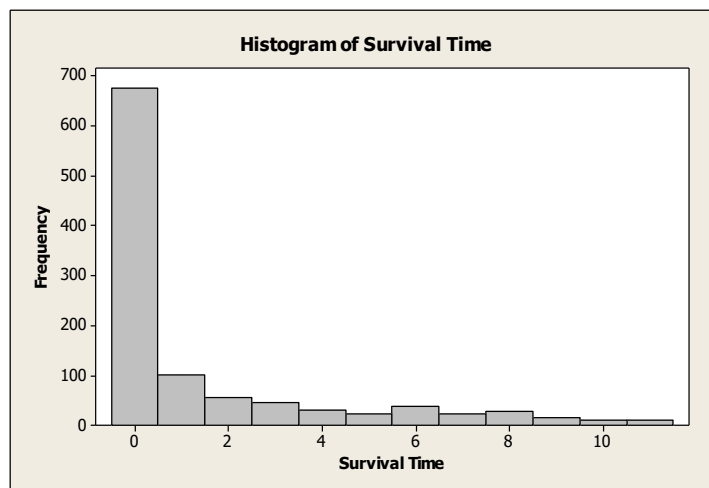


Gambar 4.7 Permutasi 999 kali terhadap Indeks Moran's I

Berdasarkan Gambar 4.6 dapat diketahui indeks Moran's I Rasio kematian Bayi di Jawa adalah sebesar 0.1395, dengan nilai harapan/ekspektasi Moran's I ( $E[I]$ ) = - 0.0085, dan standar deviasi sebesar 0.0646. Berdasar nilai-nilai tersebut, kemudian dihitung nilai statistik uji  $Z(I)$  yaitu sebesar 2,2788. Nilai  $Z(I)$  lebih besar dari nilai Tabel normal dengan  $\alpha=5\%$  ( $Z_{0,05}=1,96$ ), sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa terdapat autokorelasi spasial pada Rasio Kematian Bayi di Pulau Jawa.

#### 4.3.4. Pendugaan Distribusi Lama Bertahan (Waktu Survival) Kematian Bayi

Pendugaan distribusi dilakukan terhadap waktu survival ( $t$ ) dimana pada penelitian ini adalah lama bertahan kematian bayi di Pulau Jawa. Gambar 4.4 menunjukkan histogram dari waktu survival bayi, dapat terlihat bahwa sebagian besar bayi mati sebelum mencapai usia 1 bulan ( $t = 0$ ) dan seiring bertambahnya usia bayi, jumlah bayi yang mati semakin berkurang hingga mendekati nol.



Gambar 4.8 Histogram Survival Time

Berdasarkan bentuk histogram waktu bertahan hidup bayi pada Gambar 4.8, terlihat bahwa pola data memiliki 1 puncak yang ekstrim di sebelah kiri dan terus semakin kecil di ujung kanan, pola data ini mirip dengan distribusi eksponensial dan weibull. Untuk menduga distribusi yang diikuti oleh data lama



bertahan hidup bayi akan digunakan statistik uji Anderson-Darling dengan  $\alpha = 0,05$ . Hipotesa untuk uji kesesuaian distribusi ini adalah:

$H_0$  : Waktu survival bayi mati sebelum usia 1 tahun mengikuti distribusi dugaan (Weibull/ Eksponensial)

$H_1$  : Waktu survival bayi mati sebelum usia 1 tahun tidak mengikuti distribusi dugaan (Weibull/ Eksponensial)

Daerah kritis: tolak  $H_0$  jika  $A_n^2 > a_{n,1-\alpha}$  atau jika p-value  $< a$

Tabel 4.10 Uji Distribusi Waktu Survival

Distribusi	Statistik Uji ( $AD_n^2$ )	Nilai kritis ( $a_{n,1-\alpha}$ )	Keputusan
Weibull (2P)	-34.9790	2.5018	Gagal Tolak $H_0$
Eksponensial	9.8762	2.5018	Tolak $H_0$

Berdasarkan hasil pengujian distribusi data waktu survival bayi pada Tabel 4.10, tampak bahwa distribusi dugaan yang sesuai adalah distribusi weibull 2-parameter dengan nilai statistik uji -34.979 dan lebih kecil dari nilai kritis pada  $\alpha = 0,05$  yaitu sebesar 2,5018. Pengujian distribusi data secara lengkap terdapat pada Lampiran.

#### 4.3.5. Fungsi Survival dan Fungsi Hazard

Fungsi survival dan fungsi hazard bayi dibentuk berdasarkan hasil estimasi parameter dari distribusi Weibull 2-parameter melalui pendekatan Bayesian terhadap data waktu survival (lama bertahan hidup) di seluruh kabupaten kota. Hasil output estimasi parameter secara keseluruhan melalui paket program openBUGS dapat dilihat pada Lampiran . Berikut disajikan pada Tabel 4.11, hasil estimasi parameter distribusi yang dilakukan dengan menggunakan pendekatan Bayesian.

Tabel 4.11 Estimasi Parameter Distribusi Weibull (2P)

node	mean	2.50%	median	97.50%
$\hat{\mu}$	0,0504	0,4740	0,0504	0,0534
$\hat{\rho}$	0,1173	0,1106	0,1173	0,1239

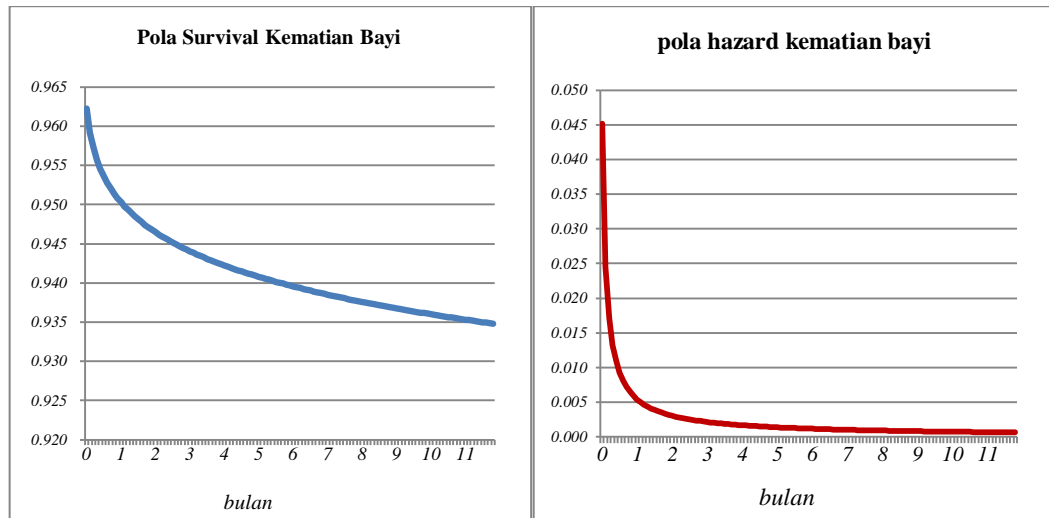
Parameter distribusi Weibull 2-parameter yang telah diperoleh pada Tabel 4.11 digunakan untuk menentukan fungsi survival (persamaan 4.13) dan fungsi hazard (persamaan 4.14). Berdasarkan hasil estimasi fungsi survival dan fungsi hazard pada Tabel 4.12, dapat diketahui bahwa nilai fungsi survival maupun fungsi hazard semakin menurun seiring lama waktu survival. Hal ini berarti bahwa semakin tinggi usia bayi maka tingkat resiko kematian bayi akan semakin rendah.

Tabel 4.12 Nilai Fungsi Survival dan Fungsi Hazard Kematian Bayi

Usia Bayi (bulan)	$\hat{S}(t)$	$\hat{h}(t)$
0.001	0.978	2.631
0.01	0.971	0.345
0.1	0.962	0.045
1	0,951	0,006
2	0,947	0,003
3	0,944	0,002
4	0,942	0,002
5	0,941	0,001
6	0,940	0,001
7	0,939	0,001
8	0,938	0,001
9	0,937	0,001
10	0,936	0,001
11	0,935	0,001

Fungsi survival memberikan informasi probabilitas bayi untuk bertahan hidup hingga usia t-bulan. Pada Tabel 4.12 nilai survival bayi usia 7 bulan sebesar 0,939, artinya peluang seorang bayi untuk bertahan hidup hingga usia 7 bulan adalah sebesar 93,9%. Jika dalam satu periode terdapat 1000 orang bayi maka terdapat 939 bayi yang akan bertahan hingga usia 7 bulan. Fungsi hazard memberikan informasi tentang kegagalan bayi saat berusia t-bulan untuk bertahan hidup. Berdasarkan nilai fungsi *hazard*, laju kematian bayi usia 7 bulan adalah sebesar 0,001 yang artinya peluang bayi usia 7 bulan mengalami kematian adalah

0,1%. Jika terdapat 1000 bayi yang mampu bertahan hidup hingga 7 bulan, maka 1 orang bayi akan mengalami kematian sebelum berusia 8 bulan.



Gambar 4.9 Pola fungsi survival dan fungsi hazard kematian bayi di Pulau Jawa

#### 4.3.6. Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Laju Kematian Pada Bayi di Pulau Jawa

Setelah fungsi survival dan fungsi hazard kematian pada bayi mati di bawah 1 tahun dan hasil estimasi parameter distribusi Weibull 2-parameter terhadap data waktu survival (usia bayi mati) didapatkan melalui pendekatan Bayesian maka langkah selanjutnya yaitu menentukan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap laju kematian (*hazard rate*) bayi dibawah usia 1 tahun yang melibatkan efek lokasi (daerah) bayi berada. Faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap laju kematian bayi mati meliputi jenis kelamin (X1), urutan kelahiran bayi (X2), penolong kelahiran bayi (X3), usia ibu saat kawin pertama (X4), usia ibu saat melahirkan bayi (X5), ijazah tertinggi ibu (X6), dan sumber air minum layak (X7). Hasil estimasi (*posterior summaries*) terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi laju Kematian bayi secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran.

Pada Tabel 4.13, kolom node merupakan kovariat (faktor-faktor) yang diduga berpengaruh terhadap laju kematian bayi, kolom mean menunjukkan besarnya nilai parameter model, sedangkan ketiga kolom berikutnya besarnya nilai estimasi pada selang kepercayaan 95%. Faktor-faktor di atas dianggap

signifikan mempengaruhi laju kematian bayi jika nilai pada selang 2.5% hingga 97.5% tidak memuat nilai 0 (*null*).

Tabel 4.13 Estimasi Parameter Survival Weibull dengan Frailty CAR

Parameter	Mean	2,5%	Median	97,5%
b[1]	0.2950	0.2102	0.2952	0.3796
b[2]	-0.5964	-0.7689	-0.5973	-0.4192
b[3]	-0.3193	-0.4596	-0.3193	-0.1798
b[4]	0.2973	0.1487	0.2971	0.4414
b[5]	-0.4641	-0.5617	-0.4643	-0.3642
b[6]	1.0860	0.8903	1.0860	1.2810
b[7]	0.7873	0.6336	0.7873	0.9416
b[8]	0.5676	0.4190	0.5683	0.7136
b[9]	0.2037	0.1179	0.2036	0.2895
b0	-2.6660	-2.8900	-2.6660	-2.4470
tau	123.4000	12.2600	70.4700	547.8000
$\hat{\lambda}$	0,1303	0,0427	0,1191	0,2856
$\hat{\rho}$	0.1176	0.1111	0.1176	0.1242

Berdasarkan Tabel 4.13 maka faktor-faktor yang dinyatakan berpengaruh signifikan terhadap laju kematian bayi dengan selang kepercayaan 95% antara lain jenis kelamin (X1), urutan kelahiran bayi (X2), penolong kelahiran bayi (X3), usia ibu saat kawin pertama (X4), usia ibu saat melahirkan bayi (X5), ijazah tertinggi ibu (X6), dan sumber air minum layak (X7). Selain faktor-faktor yang telah disebutkan di atas, dapat diketahui bahwa parameter frailty CAR ( $\lambda$ ) juga signifikan berpengaruh terhadap laju kematian bayi. Hal ini berarti bahwa dalam kasus kematian bayi terdapat dependensi spasial pada komponen varians yang tidak terjelaskan dalam model survival standar, sehingga mengakibatkan munculnya dependensi pada efek random (*frailty*).

Untuk mengetahui kecenderungan suatu individu bayi dengan faktor tertentu untuk mampu bertahan hidup, maka dapat digunakan nilai *odds ratio*. *Odds ratio* merupakan suatu perbandingan kesempatan (*odds*) antara individu yang

memiliki kondisi (faktor/prediktor) pada kategori tertentu dengan individu lain dengan (faktor/prediktor) pada kategori pembandingan. Perhitungan nilai *odds ratio* untuk faktor berskala kategorik bisa dilihat pada persamaan (2.12).

Nilai odds ratio berarti bahwa laju nilai laju kematian pada bayi mati dengan  $x = 1$  adalah sebesar  $\exp(\beta)$  kali tingkat laju kematian pada bayi mati dengan  $x = 0$ . Pada prediktor yang berskala kontinyu,  $\exp(\beta)$  diinterpretasikan sebagai perbandingan *odds* antara bayi mati dengan faktor  $x$  yang lebih besar satu satuan dibandingkan dengan bayi mati lainnya. Berdasarkan estimasi parameter model survival spasial dengan CAR-frailty pada Tabel 4.13. diperoleh nilai odds ratio untuk masing-masing variabel yang disajikan sebagai berikut.

Tabel 4.14 Nilai Odds Ratio Menurut Variabel Prediktor yang Signifikan

<i>Variabel</i>	Kategori	$\hat{\beta}$	$\exp(\hat{\beta})$
Jenis Kelamin	Laki-laki	0,295	1,343
	Perempuan <sup>*)</sup>	-	-
Urutan Kelahiran	1-4	-0,596	0,551
	$\geq 5$ <sup>*)</sup>	-	-
Penolong kelahiran	Paramedis	-0,319	0,727
	Non-medis <sup>*)</sup>	-	-
Usia ibu saat kawin pertama	< 16 tahun	0,297	1,346
	$\geq 16$ tahun <sup>*)</sup>	-	-
Usia ibu saat persalinan	$\leq 35$ tahun	-0,464	0,629
	> 35 tahun <sup>*)</sup>	-	-
Ijazah Tertinggi Ibu	Tidak punya	1,086	2,962
	SD	0,787	2,197
	SMP/A	0,567	1,764
	PT <sup>*)</sup>	-	-
Sumber air minum	Layak	0,204	1,226
	Tidak layak <sup>*)</sup>	-	-

<sup>\*)</sup> kategori pembandingan

Berdasarkan Tabel 4.13 dan Tabel 4.14. dapat diinterpretasikan sebagai berikut:

1. Variabel jenis kelamin bayi (X1) mempengaruhi laju kematian pada bayi. Bayi dengan jenis kelamin laki-laki memiliki laju kematian 1,343 kali dibanding bayi dengan jenis kelamin perempuan. Bayi laki-laki lebih rentan mengalami kematian dibandingkan bayi perempuan.
2. Variabel urutan kelahiran bayi (X2) mempengaruhi laju kematian pada bayi. Bayi yang lahir pada urutan 1-4 memiliki laju kematian 0,551 kali dibanding bayi yang lahir pada urutan 5 atau lebih. Bayi yang lahir pada urutan 5 atau lebih akan lebih beresiko mengalami kematian.
3. Variabel penolong kelahiran bayi (X3) secara signifikan mempengaruhi laju kematian pada bayi. Bayi yang proses kelahirannya ditolong oleh paramedis memiliki laju kematian 0,727 kali dibanding bayi yang lahir ditolong oleh tenaga non-medis. Bayi yang kelahirannya dibantu oleh tenaga non medis lebih beresiko mengalami kematian.
4. Variabel usia ibu saat kawin pertama (X4) secara signifikan mempengaruhi laju kematian pada bayi. Bayi dengan ibu kandung melakukan perkawinan pertama sebelum usia 16 tahun memiliki laju kematian 1,346 kali dibanding bayi dengan ibu kandung yang usia kawin pertamanya 16 tahun ke atas. Wanita yang melakukan perkawinan pertama sebelum mencapai usia 16 tahun akan melahirkan bayi yang lebih rentan mengalami kematian sebelum 1 tahun.
5. Variabel usia ibu saat persalinan (X5) secara signifikan mempengaruhi laju kematian pada bayi. Bayi yang dilahirkan oleh ibu pada usia dibawah 35 tahun memiliki laju kematian 0,629 kali dibanding bayi yang dilahirkan oleh ibu pada usia lebih dari 35 tahun. Wanita yang pada saat persalinan telah berusia lebih dari 35 akan melahirkan bayi yang lebih rentan mengalami kematian sebelum 1 tahun.
6. Variabel ijazah tertinggi ibu (X6) juga memberikan pengaruh positif pada kemampuan bertahan bayi mati dibawah 1 tahun. Bayi dengan ibu kandung yang tidak memiliki ijazah cenderung 2,962 kali untuk mengalami kematian dibandingkan bayi dengan ibu yang memiliki ijazah perguruan tinggi. Pada bayi yang memiliki ibu dengan ijazah SD, dan SMP/SMA kecenderungan mengalami kematian dibandingkan bayi yang memiliki ibu dengan ijazah tertinggi dari perguruan tinggi masing-masing adalah 2,197 dan 1,764 kali.

7. Variabel sumber air minum layak (X6) secara signifikan mempengaruhi laju kematian pada bayi. Bayi yang berada dalam rumah tangga dengan akses air minum layak memiliki laju kematian 1,226 kali dibanding bayi yang berada dalam rumah tangga dengan akses air minum tidak layak. Bayi yang berada dalam rumah tangga dengan akses air minum layak lebih beresiko mengalami kematian.

#### 4.3.7 Laju Kematian (Hazard Rate) Bayi di Pulau Jawa

Berdasarkan estimasi parameter posterior yang telah disajikan pada Tabel 4.13, maka *hazard rate* (laju kematian) pada bayi mati dibawah 1 tahun di masing-masing kabupaten/kota di Pulau Jawa dapat dimodelkan sebagai berikut,

$$\hat{h}(t_{ij}; x_{ij}) = h_0(t_i) \exp(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1i} + \hat{\beta}_2 x_{2i} + \dots + \hat{\beta}_p x_{pi} + W_j^*)$$

$$\hat{h}(t_{ij}; x_{ij}) = \hat{\rho} t^{\hat{\rho}-1} \exp(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{1ij} + \hat{\beta}_2 x_{2ij} + \dots + \hat{\beta}_p x_{pij} + W_j^*)$$

$$\hat{h}(t_{ij}; x_{ij}) = 0,117 t^{-0,883} \exp(A)$$

$$\begin{aligned} \text{Dimana } A = & -2,666 + 0,295x_{1(1)ij} - 0,596x_{2(1)ij} - 0,319x_{3(1)ij} + 0,297x_{4(1)ij} \\ & - 0,464x_{5(1)ij} + 1,086x_{6(1)ij} + 0,787x_{6(2)ij} + 0,567x_{6(3)ij} \\ & + 0,204x_{7(1)ij} + W_j^* \end{aligned}$$

dan

$$W_j^* | \lambda \sim CAR(0, 13)$$

Hasil estimasi nilai efek random spasial (spatial frailty)  $W_j^*$  secara lengkap dapat dilihat pada Lampiran. Nilai mean pada  $W_j^*$  dianggap signifikan mempengaruhi laju kematian pada bayi mati dibawah 1 tahun jika nilai  $W_j^*$  yang berada pada selang 2.5% hingga 97.5% tidak memuat nilai 0. Lampiran menunjukkan bahwa tidak ada nilai  $W_j^*$  yang signifikan mempengaruhi laju kematian pada bayi mati dibawah 1 tahun pada selang kepercayaan 95%. Hal ini berarti bahwa bayi mati dibawah 1 tahun di semua kabupaten/kota memiliki laju kematian yang sama. Maka dapat dikatakan bahwa kasus kejadian kematian bayi

dibawah 1 tahun ini memang terdapat dependensi spasial pada komponen varians, namun dependensi spasial tidak terjadi pada komponen mean (rata-rata). Perbedaan nilai varians dari efek random spasial di tiap kabupaten/kota mengakibatkan lebar selang kepercayaan untuk estimasi laju kematian pada bayi mati dibawah 1 tahun akan berbeda di masing-masing kabupaten/kota.



## BAB 5

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

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

1. Berdasarkan hasil penjabaran model yang telah dilakukan maka diperoleh model *survival* spasial weibull 2parameter dengan *frailty* berdistribusi *conditionally autoregressive* (CAR) untuk kasus kematian bayi di Pulau Jawa dapat dinyatakan dalam persamaan berikut

$$\hat{h}(t) = \hat{\rho}t^{\hat{\rho}-1} \exp\left(\hat{\beta}^T xi + W_j^*\right)$$

Dimana

$\hat{\beta}^T xi$  adalah komponen linear dari model atau indeks indikasi untuk subjek ke-i

$W_j^*$  adalah efek random spasial (*spatial frailty*) wilayah ke-j yang mengikuti distribusi *conditionally autoregressive*

2. Jumlah bayi mati dibawah usia 1 tahun per 1000 kelahiran hidup selama Januari 2014 - Mei 2015 di Pulau Jawa adalah 55,6. Perbedaan kurva survival terjadi pada variabel penolong kelahiran bayi dan ijazah tertinggi ibu.
3. Semakin tinggi usia bayi maka laju kematiannya akan berkurang, namun pada bayi usia dibawah 1 bulan laju kematian nya cukup tinggi. Hal ini sesuai dengan sifat distribusi weibull 2 parameter dimana pola *hazard* nya berbentuk bak mandi.
4. Faktor-faktor yang signifikan mempengaruhi laju kematian bayi, yaitu jenis kelamin bayi, urutan kelahiran bayi, penolong kelahiran bayi, usia ibu saat kawin pertama, usia ibu saat melahirkan bayi, ijazah tertinggi ibu, dan sumber air minum layak.
5. Dalam kasus kematian bayi ini, parameter frailty CAR ( $\lambda$ ) berpengaruh signifikan terhadap laju kematian pada bayi mati dibawah 1 tahun, yang berarti bahwa terdapat kasus dependensi spasial pada komponen varians yang

tidak ter jelaskan dalam model survival standar, sehingga mengakibatkan munculnya dependensi pada efek random (*frailty*).

6. Nilai efek random spasial (*spatial frailty*)  $W_j^*$  tidak signifikan mempengaruhi laju kematian bayi pada selang kepercayaan 95%. Hal ini berarti bahwa bayi di semua kabupaten/kota memiliki laju kematian yang sama.

## 5.2 Saran

Dengan melihat beberapa hal yang telah disimpulkan di atas, ada beberapa hal yang dapat disarankan, yaitu:

1. Perlunya perencanaan dalam keluarga utamanya tentang kesehatan ibu dan anak sebagai upaya peningkatan kualitas hidup masyarakat.
2. Perlu adanya pemodelan survival spasial dengan menggunakan distribusi selain weibul dan efek random mengikuti distribusi non-normal.
3. Perlu adanya pengamatan yang lebih detail mengenai faktor-faktor spasial yang belum teramati dalam penelitian ini yang mengakibatkan munculnya dependensi spasial dalam efek random.

## DAFTAR PUSTAKA

- Anderson, T.W. dan Darling, D.A. (1952), “Asymptotic Theory of Certain “Goodness of Fit” Criteria Based on stochastic Process”, *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 23 No.2, hal. 193-212.
- Aksioma, D.F. (2011), *Model Spasial Survival dengan Pendekatan Bayesian (Studi Kasus pada Kejadian HIV/AIDS di Provinsi Jawa Timur)*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Allison, P.D. (2010), *Survival Analysis Using SAS®: A Practical Guide*, SAS Institute Inc, USA.
- Anselin, L. (1988), *Spatial Econometrics: Methods and Models*, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Ashani, T.A. (2012), “Kematian Bayi Menurut Karakteristik Demografi Dan Sosial Ekonomi Rumah Tangga di Propinsi Jawa Barat (Analisis Data Kor SDKI 2007)”, *Jurnal Bumi Indonesia* Vol.1 No.3, hal 32-335.
- Berry, F.S. dan Berry, W.D. (1990). “State Lottery Adoptions as Policy Innovations: An Event History Analysis”, *American Political Science Review* 84(2), hal 395-415
- 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*, hal. 123-142.
- Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (BAPPENAS), (2009). *Kajian Evaluasi Pembangunan Sektoral: Faktor-faktor yang Mempengaruhi Kelangsungan Hidup Anak*. Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, Jakarta.
- Badan Perencanaan Pembangunan Nasional (BAPPENAS), (2015). *Laporan Pencapaian Tujuan Pembangunan Milenium di Indonesia 2014*, Badan Perencanaan Pembangunan Nasional, Jakarta.
- Box, G.E.P. dan Tiao, G.C. (1973), *Bayesian Inference in Statistical Analysis*, Addison-Wesley, London.

- Carlin, B.P. dan Chib, S. (1995), “Bayesian Model Choice via Markov Chain Monte Carlo Methods”, *Journal of The Royal Statistical Society*, 57(3), hal.473-484.
- Casella, G. dan George, E.I. (1992), “Explaining Gibbs Sampler”, *The American Statistical Association*, 46(3), hal. 167-174.
- Central Intelligence Agency, (2014). *The World Factbook 2014*, CIA, Washington DC
- Collet, D. (1994). *Modelling Survival Data in Medical Research*, Chapman and Hall, London.
- Collet, D. (2003). *Modelling Survival Data in Medical Research 2<sup>nd</sup>. edition*, Chapman and Hall, London.
- Cox, D.R. dan Oakes, D. (1984). *Analysis of Survival Data*. London: Chapman and Hall.
- Cressie, N.A.C. (1993). *Statistics for Spatial Data , revised edition*, Wiley, New York.
- Darmofal, D. (2008), *Bayesian Spatial Survival Models for Political Event Processes*. Departement of Political Science, University of South Carolina 350 Gambrel Hall, Columbia.
- Detikhealth, (2011), *5 Provinsi Penyumbang Angka Kematian Ibu dan Bayi Terbanyak*. detik.com, (diakses pada 21 September 2016). <http://health.detik.com/read/2011/10/19/140440/1747719/764/5-provinsi-penyumbang-angka-kematian-ibu-dan-bayi-terbanyak>.
- Frankenberg, E. (1995). The Effects of Access to Health Care on Infant Mortality in Indonesia. *Health Transition Review* 5, p143-163
- Gelman, A., Carlin, J.B., Stern H.S., dan Rubin D.B. (1995), *Bayesian Data Analysis 2<sup>nd</sup> Edition*, Chapman and Hall, London.
- Hasyim, M. (2012). *Model Mixture Survival Spasial dengan Frailty Berdistribusi Conditionally Autoregressive (CAR) pada Kasus Kejadian Demam Berdarah Dengue (DBD) di Kabupaten Pamekasan*. Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

- Hosmer Jr., D.W. dan Lemenshow, S. (1999), *Applied Survival Analysis: Regression Modelling of Time to Event Data*. John Wiley and Sons. Inc., New York.
- Iskandar (2008), *Metodologi Penelitian Pendidikan dan Sosial (Kuantitatif dan Kualitatif)*, Gaung Persada Press, Jakarta
- Iriawan, N. (2000), *Computationally Intensive Approaches to Inference in Neo-Normal Linier Models*, Thesis Ph.D., CUT-Australia.
- Iriawan, N. (2001), *Studi tentang Bayesian Mixture Normal dengan Menggunakan Metode MCMC*, Laporan penelitian: Lemlit ITS, Surabaya.
- Iriawan, N. dan Astuti, S.P. (2006), *Mengolah Data Statistik dengan Mudah Menggunakan Minitab 14*, Andi Offset, Yogyakarta.
- Iriawan, N., Astutik, S., dan Prastyo, D.D., (2010). Markov Chain Monte Carlo–Based Approaches for Modeling the Spatial Survival with Conditional Autoregressive (CAR) *Frailty*, dalam : *International Journal of Computer Science and Network Security*, Vol.10 No.12.
- Kleinbaum, D.G. dan Klein, M. (2005), *Survival Analysis: A Self Learning, 2<sup>nd</sup> Edition*, Springer, New York.
- Lawless, J.F. (2003), *Statistical Models and Methods for Lifetime Data 2<sup>nd</sup> Edition*, John Wiley and Sons. Inc., New York.
- Lee, E. (1992). *Statistical Models and Methods for Lifetime Data*. New York: John Wiley and Sons. Inc.
- LeSage, J.P. (1997), “Regression Analysis of Spatial Data”. *Journal of Regional Analysis and Policy* 27(2), hal. 83-94
- Mahahani, W.R., (2004), *Faktor-Faktor yang Berkaitan dengan Tingkat dan Perubahan Kematian Bayi dan Anak Di Indonesia Tahun 1985-1995: Tinjauan Tingkat Propinsi*, Tesis, Universitas Indonesia, Depok.
- Miller, R. (1998). *Survival Analysis*. New York: John Willey and Sons Inc.
- Mosley, W.H., dan Chen, L.C., (1984), “An Analytical Framework for the Study of Child Survival in Developing Country”, *Population and Development Review*, Vol. 10, hal. 25-45.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modelling Using WinBUGS*. New York: John Willey and Sons, Inc.

- Rusmasari, A. (2011), *Pemodelan Regresi Spasial dengan Pendekatan Residual Bootstrap (Studi Kasus : Pemodelan Fertilitas di Provinsi Lampung)*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Sastri, R. (2015), *Pemodelan Kejadian Kematian Bayi Di Indonesia Menggunakan Regresi Logistik Terboboti*, Tesis, Institut Pertanian Bogor, Bogor.
- Starr, H., (1991). "Democratic Dominoes: Diffusion Approaches to the Spread of Democracy in the International System", *The Journal of Conflict Resolution* 35(2), hal 356-381.
- Utomo, B. (1985). *Mortalitas: Pengertian dan Contoh Kasus di Indonesia*. Proyek penelitian Morbiditas dan Mortalitas Universitas Indonesia, Jakarta.
- Utomo, B. (1988). *Kelangsungan Hidup Anak di Indonesia: Pengertian, Masalah, Program dan Bahasan Metodologi*. Pusat Penelitian Kesehatan Lembaga Penelitian Universitas Indonesia, Jakarta
- Wall, M.M. (2004). "A Close Look at The Spatial Structure Implied by the CAR and SAR Models". *Journal of Statistical Planning and Inference* 121, hal. 311-324.
- Walpole, R.E dan Myers, R. H. (1986), *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan*, Institut Teknologi Bandung, Bandung.
- Winarno, D. (2009), *Analisis Angka Kematian Bayi Di Jawa Timur Dengan Pendekatan Model Regresi Spasial*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Vittinghoff, E., Glidden, D.V., Shiboski, S.C., dan McCulloch, C.E. (2005). *Regression Methods in Biostatistics: Linear, Logistic, Survival, and Repeated Measures Models*. New York: Springer.
- Zang, H. (2008). *Survival Analysis*. Wadsworth, California.

## LAMPIRAN

Lampiran 1 Hasil Output uji distribusi menggunakan Easy fit

#	Distribution	Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-Squared	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
39	Pareto 2	0.64103	24	-378.0	1	3855.9	15
44	Phased Bi-Exponential	0.64103	28	-165.83	2	4244.1	38
5	Chi-Squared	0.64103	34	-155.66	3	4243.9	37
27	Inv. Gaussian	0.64103	37	-96.492	4	4124.6	26
16	Gamma	0.64103	40	-70.772	5	4078.7	24
54	Weibull	0.64103	23	-34.979	6	4129.2	27
45	Phased Bi-Weibull	0.64103	29	-17.882	7	4112.4	25
10	Exponential	0.64103	35	9.8762	8	4078.5	23
34	Log-Logistic	0.64103	21	40.648	9	4149.5	30
2	Burr	0.64103	31	50.295	10	4204.8	35
3	Burr	0.64103	32	50.296	11	4204.8	34
42	Pearson 6	0.64103	25	50.296	12	4204.8	33
43	Pearson 6	0.64103	26	50.298	13	4204.8	36
23	Gumbel Max	0.32285	1	141.13	14	435.35	2
15	Frechet	0.64103	36	141.54	15	4147.7	29
22	Gen. Pareto	0.39429	6	146.15	16	744.77	10
53	Wakeby	0.39429	7	146.15	17	744.77	11
48	Rayleigh	0.64103	20	147.73	18	4002.2	18
21	Gen. Logistic	0.42019	12	166.63	19	849.62	12
18	Gen. Extreme Value	0.42311	13	168.21	20	860.6	13
38	Normal	0.35183	3	170.24	21	520.27	3
28	Johnson SB	0.41622	11	173.82	22	N/A	
35	Logistic	0.37365	4	173.97	23	580.66	4
25	Hypersecant	0.38912	5	180.5	24	626.47	5
8	Error	0.40919	9	194.31	25	698.89	7
30	Laplace	0.41317	10	197.57	26	714.3	8

## Lampiran 2 Code Winbugs untuk estimasi parameter survival weibull 2P

```
model;
{
  for( i in 1 : Nsub ) {
    ob.t[i] ~ dweib(r,m)l(cen.t[i],)
  }
  m ~ dgamma(0.001, 0.001)
  r ~ dgamma(0.001, 0.001)
}

#inits
list(m=0.5, r=0.5)

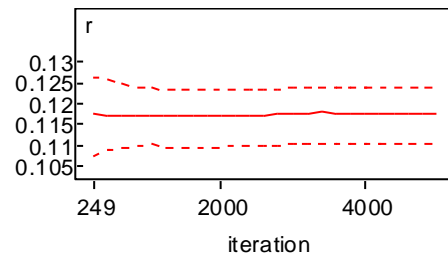
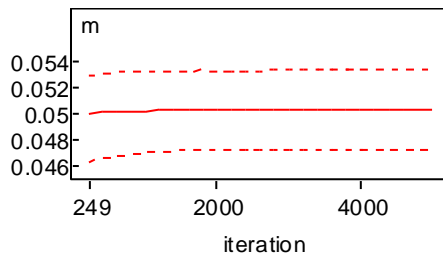
#data
list(Nsub=18619,
ob.t=c(NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, 0.00001, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
NA, 2, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
....
NA, NA, NA, 0.00001, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA,
0.00001, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA),
cen.t=c(4, 14, 0.00001, 9, 10, 7, 4, 8, 4, 0, 11, 13, 0.00001, 2, 2, 6, 3, 6, 0.00001, 10, 8, 8, 7, 9, 6,
10, 9, 6, 8, 12, 9, 6, 9, 14, 1, 7, 14, 5, 5, 3, 0.00001, 13, 2, 11, 9, 13, 7, 15, 11, 11, 15, 9, 3, 4, 9, 7,
5, 15, 5, 7, 3, 12, 15, 10, 11, 0, 0.00001, 9, 3, 4, 5, 0.00001, 10, 10, 10, 0.00001, 12, 13, 0.00001,
0.00001, 0.00001, 7, 9, 9, 7, 9, 6, 0.00001, 0.00001, 7, 2, 3, 3, 8, 7, 15, 12, 10, 11, 12,
....
0.00001, 3, 2, 0, 3, 13, 11, 6, 0.00001, 6, 9, 15, 13, 15, 14, 15, 1, 1, 15, 2, 10, 7, 2, 6, 10, 11, 1, 13,
11, 15, 10, 10, 11, 9, 3, 6, 7, 13, 7, 3, 11, 10, 0, 10, 1, 1, 0.00001, 13, 3, 5, 6, 9, 14, 5, 7))
```



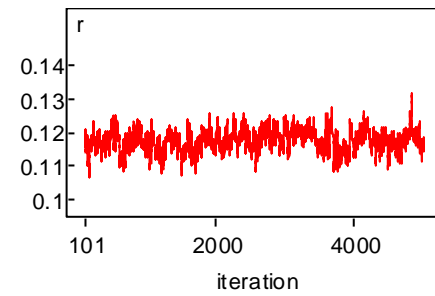
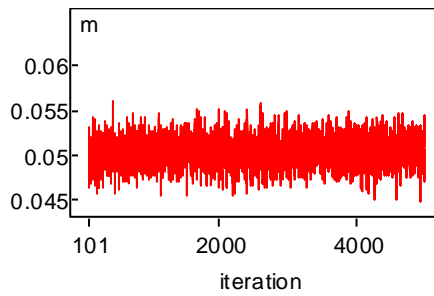
Lampiran 3 Output winbugs untuk estimasi parameter survival weibull 2P

node	mean	sd	MC error	2.50%	median	97.50%	start	sample
m	0.05036	0.00156	3.95E-05	0.04736	0.05035	0.05341	51	4950
r	0.11760	0.00335	2.47E-04	0.11060	0.11770	0.12380	51	4950

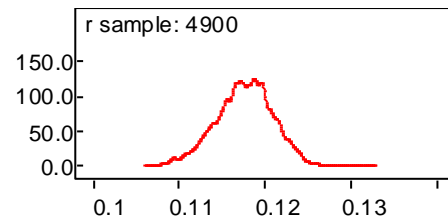
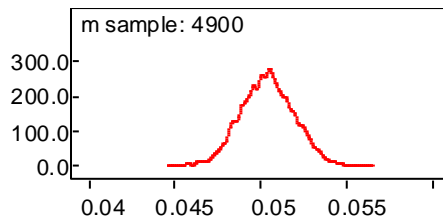
**Quantiles**



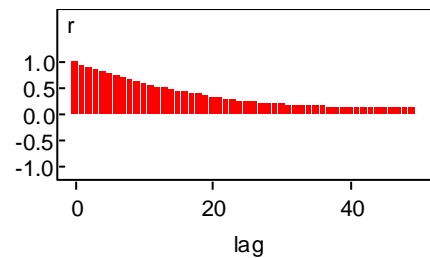
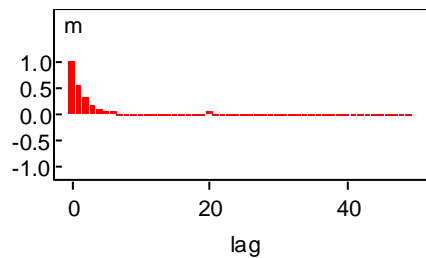
**History Time series**



**Density**



**Autocorrelation Function**





ob.t=c(NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, 0.00001, ..., NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA, NA),

cen.t=c(4, 14, 0.00001, 9, 10, 7, 4, 8, 4, 0, ..., 1, 0.00001, 13, 3, 5, 6, 9, 14, 5, 7),

x1=c(1, 1, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 0, 1, ..., 0, 0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0),

x2=c(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, ..., 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1),

x3=c(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, ..., 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1),

x4=c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, ..., 0, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0, 0, 0),

x5=c(1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 0, 1, ..., 0, 1, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1),

x61=c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, ..., 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),

x62=c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, ..., 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0),

x63=c(0, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, ..., 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 1),

x71=c(0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, ..., 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0),

kab=c(1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, ..., 119, 119, 119, 119, 119, 119, 119, 119, 119, 119))

Lampiran 5 Output winbugs untuk Model survival weibull 2P dengan CAR

Frailty

	mean	sd	MC_error	val2.5pc	median	val97.5pc	start	sample
W[1]	-0.1385	0.1812	0.0032	-0.5566	-0.1185	0.1837	101	9900
W[2]	-0.1540	0.1042	0.0031	-0.3921	-0.1413	0.0128	101	9900
W[3]	-0.1656	0.1075	0.0037	-0.4139	-0.1521	0.0042	101	9900
W[4]	-0.1668	0.1193	0.0036	-0.4434	-0.1516	0.0211	101	9900
W[5]	-0.1474	0.1028	0.0030	-0.3818	-0.1364	0.0257	101	9900
W[6]	-0.1351	0.0996	0.0027	-0.3573	-0.1253	0.0337	101	9900
W[7]	-0.0838	0.0674	0.0014	-0.2222	-0.0813	0.0452	101	9900
W[8]	0.0115	0.1104	0.0030	-0.1631	-0.0070	0.2820	101	9900
W[9]	-0.0190	0.0815	0.0017	-0.1652	-0.0258	0.1642	101	9900
W[10]	0.0166	0.0900	0.0025	-0.1300	0.0040	0.2341	101	9900
W[11]	0.0222	0.0958	0.0025	-0.1371	0.0085	0.2488	101	9900
W[12]	0.0181	0.0878	0.0019	-0.1392	0.0083	0.2165	101	9900
W[13]	0.0050	0.0816	0.0012	-0.1532	0.0013	0.1809	101	9900
W[14]	-0.0066	0.0868	0.0012	-0.1932	-0.0054	0.1641	101	9900
W[15]	0.0162	0.0892	0.0015	-0.1486	0.0099	0.2115	101	9900
W[16]	-0.0040	0.0814	0.0014	-0.1675	-0.0067	0.1708	101	9900
W[17]	-0.0092	0.0822	0.0013	-0.1628	-0.0133	0.1739	101	9900
W[18]	-0.0189	0.0893	0.0012	-0.1973	-0.0205	0.1709	101	9900
W[19]	-0.0431	0.0796	0.0013	-0.2083	-0.0423	0.1202	101	9900
W[20]	-0.0518	0.0854	0.0014	-0.2258	-0.0519	0.1267	101	9900
W[21]	-0.1032	0.0937	0.0020	-0.3091	-0.0931	0.0612	101	9900
W[22]	-0.1090	0.0908	0.0019	-0.3079	-0.1020	0.0551	101	9900
W[23]	-0.0018	0.0916	0.0021	-0.1598	-0.0117	0.2106	101	9900
W[24]	0.0324	0.1099	0.0021	-0.1596	0.0211	0.2807	101	9900
W[25]	-0.0969	0.1460	0.0021	-0.4111	-0.0886	0.1852	101	9900
W[26]	-0.0161	0.1690	0.0025	-0.3434	-0.0262	0.3577	101	9900
W[27]	-0.0426	0.1082	0.0016	-0.2714	-0.0405	0.1783	101	9900
W[28]	0.0162	0.1582	0.0022	-0.2995	0.0086	0.3550	101	9900
W[29]	-0.1604	0.1152	0.0036	-0.4325	-0.1429	0.0166	101	9900
W[30]	-0.1508	0.1045	0.0031	-0.3985	-0.1373	0.0169	101	9900
W[31]	-0.0246	0.1106	0.0017	-0.2456	-0.0291	0.2113	101	9900
W[32]	-0.0139	0.1233	0.0014	-0.2769	-0.0113	0.2374	101	9900
W[33]	0.0298	0.1233	0.0019	-0.2014	0.0190	0.3044	101	9900
W[34]	0.0403	0.0811	0.0018	-0.0976	0.0294	0.2285	101	9900
W[35]	0.0771	0.0925	0.0029	-0.0645	0.0603	0.2989	101	9900
W[36]	0.0558	0.0997	0.0022	-0.1177	0.0438	0.2851	101	9900
W[37]	0.0367	0.0819	0.0015	-0.1161	0.0286	0.2174	101	9900
W[38]	0.0314	0.0817	0.0014	-0.1226	0.0249	0.2105	101	9900
W[39]	0.0149	0.0908	0.0012	-0.1677	0.0121	0.2103	101	9900
W[40]	0.0122	0.0737	0.0009	-0.1377	0.0110	0.1677	101	9900
W[41]	-0.0127	0.0726	0.0013	-0.1800	-0.0060	0.1193	101	9900
W[42]	-0.0016	0.0695	0.0012	-0.1518	0.0021	0.1305	101	9900
W[43]	-0.0393	0.0953	0.0022	-0.2620	-0.0244	0.1168	101	9900
W[44]	-0.0144	0.0833	0.0015	-0.1975	-0.0069	0.1456	101	9900
W[45]	-0.0241	0.0847	0.0020	-0.2207	-0.0134	0.1236	101	9900
W[46]	-0.0224	0.0810	0.0018	-0.2125	-0.0121	0.1213	101	9900
W[47]	0.0038	0.0903	0.0013	-0.1898	0.0063	0.1848	101	9900
W[48]	0.0171	0.0704	0.0011	-0.1233	0.0158	0.1685	101	9900
W[49]	0.0028	0.0815	0.0013	-0.1731	0.0072	0.1631	101	9900
W[50]	0.0204	0.1053	0.0013	-0.1942	0.0194	0.2447	101	9900
W[51]	0.0188	0.0881	0.0011	-0.1595	0.0167	0.2053	101	9900
W[52]	0.0229	0.0940	0.0014	-0.1654	0.0204	0.2202	101	9900
W[53]	0.0196	0.1044	0.0014	-0.1902	0.0173	0.2365	101	9900
W[54]	-0.0044	0.0874	0.0014	-0.1952	0.0008	0.1627	101	9900
W[55]	0.0267	0.0741	0.0012	-0.1159	0.0223	0.1878	101	9900
W[56]	0.0065	0.0895	0.0012	-0.1839	0.0081	0.1868	101	9900

W[57]	0.0339	0.0867	0.0014	-0.1299	0.0270	0.2290	101	9900
W[58]	0.0046	0.0891	0.0012	-0.1865	0.0063	0.1817	101	9900
W[59]	0.0130	0.0916	0.0012	-0.1792	0.0120	0.2011	101	9900
W[60]	0.0387	0.0949	0.0017	-0.1430	0.0319	0.2443	101	9900
W[61]	0.0910	0.1124	0.0033	-0.0803	0.0711	0.3563	101	9900
W[62]	0.0556	0.0866	0.0022	-0.0887	0.0432	0.2537	101	9900
W[63]	0.0338	0.1667	0.0020	-0.2951	0.0258	0.4027	101	9900
W[64]	-0.0045	0.1034	0.0015	-0.2260	0.0009	0.2009	101	9900
W[65]	0.0142	0.1589	0.0020	-0.3175	0.0128	0.3405	101	9900
W[66]	0.0373	0.1028	0.0016	-0.1579	0.0296	0.2709	101	9900
W[67]	0.0093	0.1278	0.0016	-0.2623	0.0090	0.2757	101	9900
W[68]	0.1064	0.1422	0.0037	-0.1176	0.0811	0.4424	101	9900
W[69]	-0.0207	0.1006	0.0015	-0.2520	-0.0114	0.1621	101	9900
W[70]	-0.0333	0.1062	0.0021	-0.2788	-0.0212	0.1565	101	9900
W[71]	-0.0290	0.0926	0.0019	-0.2464	-0.0163	0.1321	101	9900
W[72]	-0.0312	0.0872	0.0018	-0.2353	-0.0195	0.1189	101	9900
W[73]	-0.0466	0.1366	0.0024	-0.3623	-0.0308	0.1912	101	9900
W[74]	-0.0500	0.1189	0.0031	-0.3330	-0.0315	0.1414	101	9900
W[75]	-0.0306	0.0883	0.0023	-0.2371	-0.0163	0.1135	101	9900
W[76]	-0.0523	0.1243	0.0031	-0.3520	-0.0311	0.1463	101	9900
W[77]	-0.0097	0.0917	0.0019	-0.2250	0.0000	0.1500	101	9900
W[78]	0.0112	0.1006	0.0018	-0.2132	0.0162	0.2031	101	9900
W[79]	0.0010	0.0868	0.0018	-0.1957	0.0083	0.1593	101	9900
W[80]	0.0334	0.0718	0.0012	-0.1197	0.0353	0.1746	101	9900
W[81]	0.0669	0.1085	0.0015	-0.1535	0.0617	0.2935	101	9900
W[82]	0.0926	0.1081	0.0018	-0.1030	0.0836	0.3294	101	9900
W[83]	0.1160	0.1268	0.0026	-0.1057	0.1019	0.3978	101	9900
W[84]	0.1485	0.1303	0.0038	-0.0601	0.1296	0.4519	101	9900
W[85]	0.0976	0.1215	0.0020	-0.1251	0.0881	0.3616	101	9900
W[86]	0.0996	0.0925	0.0020	-0.0640	0.0908	0.3013	101	9900
W[87]	0.0689	0.0853	0.0012	-0.0955	0.0643	0.2499	101	9900
W[88]	0.1005	0.1036	0.0021	-0.0717	0.0876	0.3391	101	9900
W[89]	0.0517	0.0767	0.0011	-0.1020	0.0493	0.2124	101	9900
W[90]	0.0170	0.0795	0.0013	-0.1577	0.0203	0.1670	101	9900
W[91]	-0.0099	0.0827	0.0019	-0.2039	-0.0008	0.1340	101	9900
W[92]	-0.0214	0.0884	0.0021	-0.2277	-0.0095	0.1261	101	9900
W[93]	-0.0140	0.0848	0.0017	-0.2044	-0.0055	0.1357	101	9900
W[94]	0.0028	0.0746	0.0012	-0.1581	0.0067	0.1504	101	9900
W[95]	0.0058	0.0751	0.0013	-0.1625	0.0108	0.1464	101	9900
W[96]	0.0057	0.0932	0.0015	-0.2028	0.0106	0.1839	101	9900
W[97]	0.0246	0.0842	0.0011	-0.1584	0.0270	0.1899	101	9900
W[98]	0.0605	0.0970	0.0015	-0.1356	0.0570	0.2705	101	9900
W[99]	0.0905	0.1352	0.0019	-0.1951	0.0910	0.3554	101	9900
W[100]	0.1812	0.1401	0.0033	-0.0715	0.1714	0.4818	101	9900
W[101]	0.2458	0.1716	0.0049	-0.0495	0.2334	0.6097	101	9900
W[102]	0.1821	0.1825	0.0030	-0.1715	0.1731	0.5552	101	9900
W[103]	-0.0454	0.1746	0.0036	-0.4584	-0.0212	0.2533	101	9900
W[104]	0.0276	0.1762	0.0020	-0.3376	0.0273	0.3938	101	9900
W[105]	0.0951	0.1515	0.0026	-0.1796	0.0805	0.4379	101	9900
W[106]	0.1541	0.1762	0.0041	-0.1381	0.1304	0.5593	101	9900
W[107]	0.0502	0.1595	0.0018	-0.2804	0.0478	0.3837	101	9900
W[108]	0.1101	0.1728	0.0030	-0.1870	0.0873	0.5222	101	9900
W[109]	-0.0370	0.1340	0.0027	-0.3553	-0.0198	0.1936	101	9900
W[110]	0.0791	0.1099	0.0016	-0.1425	0.0747	0.3036	101	9900
W[111]	0.0344	0.1049	0.0015	-0.2016	0.0374	0.2362	101	9900
W[112]	-0.1552	0.1328	0.0034	-0.4616	-0.1381	0.0634	101	9900
W[113]	-0.0636	0.0893	0.0017	-0.2332	-0.0660	0.1302	101	9900
W[114]	-0.1173	0.0840	0.0021	-0.3027	-0.1101	0.0288	101	9900
W[115]	-0.0788	0.0973	0.0020	-0.2736	-0.0794	0.1286	101	9900
W[116]	-0.1171	0.1012	0.0023	-0.3372	-0.1108	0.0742	101	9900
W[117]	-0.1036	0.1623	0.0023	-0.4486	-0.0976	0.2246	101	9900
W[118]	-0.0829	0.1484	0.0023	-0.3909	-0.0796	0.2155	101	9900
W[119]	-0.1310	0.0976	0.0026	-0.3495	-0.1202	0.0334	101	9900

b[1]	0.2950	0.0432	0.0007	0.2102	0.2952	0.3796	101	9900
b[2]	-0.5964	0.0895	0.0010	-0.7689	-0.5973	-0.4192	101	9900
b[3]	-0.3193	0.0722	0.0010	-0.4596	-0.3193	-0.1798	101	9900
b[4]	0.2973	0.0746	0.0009	0.1487	0.2971	0.4414	101	9900
b[5]	-0.4641	0.0503	0.0007	-0.5617	-0.4643	-0.3642	101	9900
b[6]	1.0860	0.1005	0.0011	0.8903	1.0860	1.2810	101	9900
b[7]	0.7873	0.0793	0.0011	0.6336	0.7873	0.9416	101	9900
b[8]	0.5676	0.0755	0.0011	0.4190	0.5683	0.7136	101	9900
b[9]	0.2037	0.0443	0.0007	0.1179	0.2036	0.2895	101	9900
b0	-2.6660	0.1134	0.0013	-2.8900	-2.6660	-2.4470	101	9900
lambda	0.1303	0.0626	0.0053	0.0427	0.1191	0.2856	101	9900
tau	123.4000	163.8000	12.8700	12.2600	70.4700	547.8000	101	9900
r	0.1176	0.0033	0.0002	0.1111	0.1176	0.1242	101	9900

Lampiran 6 Output Generalized Linier Model

Parameter Estimates

Parameter	B	Std. Error	95% Wald Confidence Interval		Hypothesis Test		
			Lower	Upper	Wald Chi-Square	df	Sig.
(Intercept)	-2.576	.2022	-2.972	-2.179	162.179	1	.000
[x1=1]	.302	.0627	.179	.425	23.158	1	.000
[x1=2]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
[x2k=1]	-.566	.1349	-.831	-.302	17.621	1	.000
[x2k=2]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
[x3=1]	-.314	.1068	-.523	-.105	8.640	1	.003
[x3=2]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
[x4k=1]	.306	.1051	.100	.512	8.477	1	.004
[x4k=2]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
[x5k=1]	-.455	.0715	-.596	-.315	40.573	1	.000
[x5k=2]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
[x6=1]	1.123	.1657	.799	1.448	45.964	1	.000
[x6=2]	.802	.1389	.530	1.074	33.373	1	.000
[x6=3]	.567	.1323	.308	.826	18.386	1	.000
[x6=4]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
[x7l=1]	.220	.0621	.098	.342	12.566	1	.000
[x7l=2]	0 <sup>a</sup>	.	.	.	.	.	.
(Scale)	1 <sup>b</sup>						

Dependent Variable: status sensor

Model: (Intercept), x1, x2k, x3, x4k, x5k, x6, x7l

a. Set to zero because this parameter is redundant.

b. Fixed at the displayed value.

Lampiran 7 Jumlah Amatan Tersensor Dan Tidak Tersensor Menurut Kabupaten/Kota

Kabupaten	censored	persentase	uncensored	persentase	Rasio uncensored terhadap total
Kepulauan Seribu	27	96.4%	1	3.6%	34.48
Jakarta Selatan	197	97.0%	6	3.0%	4.90
Jakarta Timur	252	98.1%	5	1.9%	3.88
Jakarta Pusat	137	97.9%	3	2.1%	7.09
Jakarta Barat	277	96.5%	10	3.5%	3.47
Jakarta Utara	220	94.8%	12	5.2%	4.29
Bogor	355	92.9%	27	7.1%	2.61
Sukabumi	203	88.6%	26	11.4%	4.35
Cianjur	188	93.1%	14	6.9%	4.93
Bandung	305	91.0%	30	9.0%	2.98
Garut	241	91.3%	23	8.7%	3.77
Tasikmalaya	167	92.3%	14	7.7%	5.49
Ciamis	129	95.6%	6	4.4%	7.35
Kuningan	142	97.9%	3	2.1%	6.85
Cirebon	212	93.0%	16	7.0%	4.37
Majalengka	147	94.8%	8	5.2%	6.41
Sumedang	125	95.4%	6	4.6%	7.58
Indramayu	184	94.4%	11	5.6%	5.10
Subang	164	95.9%	7	4.1%	5.81
Purwakarta	161	94.2%	10	5.8%	5.81
Karawang	217	96.9%	7	3.1%	4.44
Bekasi	196	93.3%	14	6.7%	4.74
Bandung Barat	155	89.1%	19	10.9%	5.71
Pangandaran	59	90.8%	6	9.2%	15.15
Kota Bogor	139	95.2%	7	4.8%	6.80
Kota Sukabumi	79	96.3%	3	3.7%	12.05
Kota Bandung	195	97.5%	5	2.5%	4.98
Kota Cirebon	74	93.7%	5	6.3%	12.50
Kota Bekasi	199	98.5%	3	1.5%	4.93
Kota Depok	220	96.9%	7	3.1%	4.39
Kota Cimahi	95	96.9%	3	3.1%	10.10
Kota Tasikmalaya	108	96.4%	4	3.6%	8.85
Kota Banjar	75	93.8%	5	6.3%	12.35
Cilacap	193	92.8%	15	7.2%	4.78
Banyumas	178	90.4%	19	9.6%	5.05
Purbalingga	175	92.6%	14	7.4%	5.26
Banjarnegara	160	93.6%	11	6.4%	5.81
Kebumen	204	94.9%	11	5.1%	4.63
Purworejo	103	92.8%	8	7.2%	8.93
Wonosobo	147	94.8%	8	5.2%	6.41
Magelang	164	97.6%	4	2.4%	5.92
Boyolali	142	93.4%	10	6.6%	6.54
Klaten	135	98.5%	2	1.5%	7.25
Sukoharjo	132	94.3%	8	5.7%	7.09
Wonogiri	98	94.2%	6	5.8%	9.52
Karanganyar	130	97.7%	3	2.3%	7.46
Sragen	126	94.0%	8	6.0%	7.41
Grobogan	156	92.9%	12	7.1%	5.92
Blora	115	96.6%	4	3.4%	8.33



Rembang	129	93.5%	9	6.5%	7.19
Pati	159	94.6%	9	5.4%	5.92
Kudus	170	93.9%	11	6.1%	5.49
Jepara	180	94.2%	11	5.8%	5.21
Demak	162	98.2%	3	1.8%	6.02
Semarang	170	91.9%	15	8.1%	5.38
Temanggung	121	95.3%	6	4.7%	7.81
Kendal	139	92.7%	11	7.3%	6.62
Batang	146	96.1%	6	3.9%	6.54
Pekalongan	175	95.6%	8	4.4%	5.43
Pemalang	224	94.5%	13	5.5%	4.20
Tegal	165	91.2%	16	8.8%	5.49
Brebes	217	92.7%	17	7.3%	4.26
Kota Magelang	42	91.3%	4	8.7%	21.28
Kota Surakarta	96	94.1%	6	5.9%	9.71
Kota Salatiga	64	95.5%	3	4.5%	14.71
Kota Semarang	176	93.6%	12	6.4%	5.29
Kota Pekalongan	82	94.3%	5	5.7%	11.36
Kota Tegal	80	89.9%	9	10.1%	11.11
Kulon Progo	85	96.6%	3	3.4%	11.24
Bantul	139	95.9%	6	4.1%	6.85
Gunung Kidul	103	94.5%	6	5.5%	9.09
Sleman	138	96.5%	5	3.5%	6.94
Kota Yogyakarta	79	97.5%	2	2.5%	12.20
Pacitan	101	97.1%	3	2.9%	9.52
Ponorogo	101	96.2%	4	3.8%	9.43
Trenggalek	111	97.4%	3	2.6%	8.70
Tulungagung	120	93.8%	8	6.3%	7.75
Blitar	140	95.2%	7	4.8%	6.76
Kediri	150	94.9%	8	5.1%	6.29
Malang	240	96.8%	8	3.2%	4.02
Lumajang	127	94.8%	7	5.2%	7.41
Jember	181	94.8%	10	5.2%	5.21
Banyuwangi	149	93.7%	10	6.3%	6.25
Bondowoso	106	86.9%	16	13.1%	8.13
Situbondo	73	96.1%	3	3.9%	12.99
Probolinggo	164	92.1%	14	7.9%	5.59
Pasuruan	194	92.4%	16	7.6%	4.74
Sidoarjo	176	92.1%	15	7.9%	5.21
Mojokerto	151	95.6%	7	4.4%	6.29
Jombang	178	95.2%	9	4.8%	5.32
Nganjuk	132	95.7%	6	4.3%	7.19
Madiun	91	96.8%	3	3.2%	10.53
Magetan	119	93.7%	8	6.3%	7.81
Ngawi	102	92.7%	8	7.3%	9.01
Bojonegoro	130	94.2%	8	5.8%	7.19
Tuban	145	95.4%	7	4.6%	6.54
Lamongan	148	95.5%	7	4.5%	6.41
Gresik	163	95.3%	8	4.7%	5.81
Bangkalan	97	96.0%	4	4.0%	9.80
Sampang	159	88.3%	21	11.7%	5.52
Pamekasan	112	86.8%	17	13.2%	7.69
Sumenep	102	93.6%	7	6.4%	9.09
Kota Kediri	67	98.5%	1	1.5%	14.49
Kota Blitar	54	94.7%	3	5.3%	17.24

Kota Malang	121	92.4%	10	7.6%	7.58
Kota Probolinggo	88	91.7%	8	8.3%	10.31
Kota Pasuruan	78	95.1%	4	4.9%	12.05
Kota Mojokerto	49	90.7%	5	9.3%	18.18
Kota Madiun	51	98.1%	1	1.9%	18.87
Kota Surabaya	203	95.3%	10	4.7%	4.67
Kota Batu	72	97.3%	2	2.7%	13.33
Pandeglang	201	97.6%	5	2.4%	4.83
Lebak	196	91.2%	19	8.8%	4.63
Tangerang	265	96.4%	10	3.6%	3.62
Serang	272	92.2%	23	7.8%	3.38
Kota Tangerang	240	94.5%	14	5.5%	3.92
Kota Cilegon	112	95.7%	5	4.3%	8.47
Kota Serang	171	93.4%	12	6.6%	5.43
Kota Tangerang Selatan	121	96.8%	4	3.2%	7.94

## Lampiran 8 Matrik adjacent

regions=119, sum.num=526,

num.nei=c(1, 6, 6, 4, 5, 6, 11, 4, 6, 7, 4, 6, 7, 5, 5, 6, 6, 4, 6, 5, 4, 5, 6, 3, 1, 1, 3, 1, 4, 5, 3, 2, 2, 7, 7, 4, 6, 5, 4, 7, 9, 9, 5, 6, 6, 7, 4, 8, 6, 3, 5, 4, 3, 5, 8, 4, 5, 5, 5, 4, 4, 6, 1, 3, 1, 3, 2, 2, 4, 4, 5, 7, 2, 3, 7, 3, 5, 4, 6, 9, 3, 4, 3, 4, 3, 7, 6, 4, 8, 6, 6, 6, 6, 7, 7, 4, 5, 4, 2, 2, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2, 3, 3, 2, 5, 7, 5, 4, 1, 1, 5),

adj=c(6,	48, 46, 43, 64, 41, 55, 72,	82, 80, 86,
30, 5, 4, 3, 116, 119,	47, 44,	83, 84, 81, 86,
22, 29, 30, 4, 2, 6,	42, 71, 41, 72, 44,	84, 82, 85,
5, 2, 3, 6,	42, 71, 46, 43, 64, 45,	83, 82, 86, 85,
4, 2, 6, 116, 114,	44, 93, 46, 71, 75, 74,	83, 84, 86,
1, 22, 5, 4, 3, 114,	42, 64, 93, 94, 47, 44, 45,	84, 82, 106, 81, 80, 87, 85,
22, 9, 21, 29, 25, 30, 119,	48, 42, 94, 46,	111, 107, 80, 89, 86, 88,
113, 20, 8, 114,	49, 42, 54, 52, 94, 51, 55,	98, 110, 89, 87,
7, 113, 26, 9,	47,	97, 108, 98, 90, 88, 87, 80,
10, 23, 7, 11, 20, 8,	95, 48, 94, 51, 50, 96,	111,
23, 9, 11, 27, 31, 19, 17,	49, 51, 96,	95, 79, 97, 80, 89, 91,
10, 9, 17, 12,	53, 48, 50, 52, 49,	95, 90, 79, 92, 75, 77,
17, 16, 32, 11, 13, 24,	54, 48, 53, 51,	95, 109, 93, 91, 94, 75,
34, 33, 32, 14, 16, 12, 24,	54, 52, 51,	46, 109, 92, 94, 75, 45,
62, 13, 34, 15, 16,	48, 53, 66, 52, 55,	49, 95, 48, 46, 92, 93, 47,
62, 18, 28, 14, 16,	42, 54, 48, 57, 65, 66, 41,	49, 90, 97, 92, 91, 94, 96,
13, 15, 18, 14, 17, 12,	56,	49, 95, 97, 50,
10, 11, 18, 16, 19, 12,	57, 41, 55, 40,	95, 98, 90, 89, 96,
15, 16, 19, 17,	58, 66, 55, 56, 40,	110, 97, 89, 88,
10, 23, 18, 21, 20, 17,	37, 57, 67, 59, 40,	100, 110,
21, 7, 9, 23, 19,	37, 58, 67, 60, 36,	99, 101,
22, 7, 20, 19,	35, 59, 36, 61,	100, 102,
7, 21, 29, 3, 6,	35, 62, 68, 60,	101,
10, 9, 27, 31, 20, 19,	35, 34, 15, 68, 14, 61,	79,
12, 13, 34,	41,	78,
7,	42, 46, 44,	80,
8,	55,	86,
10, 23, 31,	54, 57, 55,	87,
15,	58, 59,	89,
22, 7, 30, 3,	61, 62,	92, 93,
7, 29, 2, 3, 119,	70, 41, 39, 72,	98, 88, 99,
23, 27, 10,	71, 73, 69, 72,	80, 89, 87,
13, 12,	70, 43, 72, 44, 45,	113, 115,
34, 13,	41, 69, 73, 43, 71, 42, 70,	7, 112, 115, 8, 114,
35, 62, 13, 38, 33, 14, 24,	70, 72,	7, 5, 6, 116, 119, 113, 115,
37, 62, 34, 38, 60, 36, 61,	75, 76, 45,	118, 117, 112, 114, 113,
60, 35, 59, 37,	92, 93, 91, 74, 76, 77, 45,	5, 2, 119, 114,
35, 58, 38, 59, 36, 40,	75, 74, 77,	115,
34, 35, 40, 39, 37,	78, 79, 91, 75, 76,	115,
38, 69, 41, 40,	79, 104, 80, 77,	7, 30, 2, 116, 114)
37, 58, 38, 57, 41, 39, 56,	78, 90, 103, 80, 91, 77,	
42, 43, 63, 69, 39, 55, 72,	78, 90, 79, 111, 105, 81,	
56, 40,	89, 87, 86,	

Lampiran 8 Struktur Data

Sampel	Survivaltime	sensor	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	Kab
1	4	1	1	1	1	23	25	4	2	1
2	14	1	1	1	1	28	29	4	2	1
3	0	1	2	4	1	17	28	3	2	1
4	9	1	1	1	1	33	35	4	2	1
5	10	1	1	2	1	25	33	4	2	1
6	7	1	2	1	1	24	25	4	2	1
7	4	1	1	1	1	23	30	3	2	1
8	8	1	2	1	1	30	32	4	2	1
9	4	1	2	3	1	23	41	3	2	1
10	0	0	1	4	1	19	33	3	2	1
18600	6	1	2	1	1	30	35	4	2	119
18601	7	1	2	1	1	18	20	1	1	119
18602	13	1	2	2	1	24	34	3	2	119
18603	7	1	1	1	1	25	26	3	1	119
18604	3	1	2	1	1	19	20	3	2	119
18605	11	1	1	3	1	17	40	3	2	119
18606	10	1	2	1	1	26	32	4	2	119
18607	0	0	2	3	1	22	36	3	1	119
18608	10	1	1	2	1	27	32	4	2	119
18609	1	1	2	3	1	29	38	4	2	119
18610	1	1	2	3	1	31	41	4	2	119
18611	0	1	2	2	1	24	29	4	2	119
18612	13	1	1	2	1	30	36	4	2	119
18613	3	1	2	2	1	23	31	3	2	119
18614	5	1	1	2	1	15	32	3	2	119
18615	6	1	2	2	1	27	33	4	2	119
18616	9	1	2	2	1	25	33	3	2	119
18617	14	1	2	1	1	20	22	3	2	119
18618	5	1	2	3	1	21	34	3	1	119
18619	7	1	2	2	1	23	30	3	2	119

## BIOGRAFI PENULIS



Penulis dilahirkan di Kota Metro, Provinsi Lampung pada 12 Oktober 1986, anak ke dua dari dua bersaudara dari pasangan Bapak Suroyo dan Ibu Wagiyati. Penulis memulai pendidikan formal dari SDN 1 Candimas, Natar (1992-1998), SLTPN 1 Natar, Lampung Selatan (1998-2001), SMAN 2 Bandar Lampung (2001-2004), Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2004-2008). Setelah menyelesaikan program studi di STIS, penulis bekerja di Badan Pusat Statistik Provinsi Sulawesi Utara yaitu di BPS Kabupaten Kepulauan Talaud. Pada Tahun 2013, penulis dipindahtugaskan di ke Bidang Neraca BPS Provinsi Sulawesi Utara. Pada Tahun 2014, penulis dipindahkan lagi di BPS Kabupaten Kepulauan Sangihe. Pada pertengahan tahun 2015, penulis memperoleh kesempatan untuk melanjutkan studi S2 di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA) Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Alamat email:

[bp.prasetyo15@gmail.com](mailto:bp.prasetyo15@gmail.com)

