



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**PEMODELAN PERULANGAN PENGOBATAN  
PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD DR. SOETOMO  
DENGAN BAYESIAN *GEOMETRIC REGRESSION*  
DAN BAYESIAN *MIXTURE-GEOMETRIC  
REGRESSION***

**ALDHO RISKI IRAWAN  
NRP 1313 100 039**

**Dosen Pembimbing  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M. Ilkom, Ph.D  
Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**TUGAS AKHIR – SS141501**

**PEMODELAN PERULANGAN PENGOBATAN  
PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD DR. SOETOMO  
DENGAN BAYESIAN *GEOMETRIC REGRESSION*  
DAN BAYESIAN *MIXTURE-GEOMETRIC  
REGRESSION***

**ALDHO RISKI IRAWAN  
NRP 1313 100 039**

**Dosen Pembimbing  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M. Ilkom, Ph.D  
Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D**

**PROGRAM STUDI SARJANA  
DEPARTEMEN STATISTIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**FINAL PROJECT – SS141501**

**MODELING THE TREATMENT RECURRENCE  
OF CERVICAL CANCER PATIENTS  
AT RSUD DR. SOETOMO  
WITH BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION  
AND BAYESIAN MIXTURE-GEOMETRIC  
REGRESSION**

**ALDHO RISKI IRAWAN  
NRP 1313 100 039**

**Supervisor  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M. Ilkom, Ph.D  
Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME  
DEPARTMENT OF STATISTICS  
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCE  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**

# LEMBAR PENGESAHAN

## PEMODELAN PERULANGAN PENGOBATAN PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD DR. SOETOMO DENGAN BAYESIAN *GEOMETRIC REGRESSION* DAN BAYESIAN *MIXTURE-GEOMETRIC REGRESSION*

### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
pada

Program Studi Sarjana Departemen Statistika  
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**ALDHO RISKI IRAWAN**  
NRP. 1313 100 039

Disetujui oleh Pembimbing:  
Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D.  
NIP. 19621015 198803 1 002  
Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D.  
NIP. 19720923 199803 2 001



Mengetahui,  
Kepala Departemen

  
Dr. Suhartono  
NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017



**PEMODELAN PERULANGAN PENGOBATAN  
PASIEN KANKER SERVIKS  
DI RSUD DR. SOETOMO  
DENGAN BAYESIAN *GEOMETRIC REGRESSION*  
DAN BAYESIAN *MIXTURE-GEOMETRIC  
REGRESSION***

**Nama Mahasiswa** : Aldho Riski Irawan  
**NRP** : 1313100039  
**Jurusan** : Statistika ITS  
**Dosen Pembimbing** : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D  
Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D.

**Abstrak**

*Kesehatan masih menjadi permasalahan negara Indonesia seiring dengan jumlah kasus dan kematian yang masih tinggi. Salah satu penyakit yang banyak diderita masyarakat Indonesia adalah kanker serviks. Kanker serviks adalah pertumbuhan sel-sel yang tidak normal pada jaringan leher rahim. Jumlah kasus kanker serviks di Indonesia menempati peringkat kedua setelah kanker payudara dari segi jumlah penderita kanker pada perempuan, namun sebagai penyebab kematian masih menempati peringkat pertama. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks ditinjau dari jumlah perulangan pengobatan pasien yang berdistribusi geometri. Pemodelan dilakukan dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture Geometric Regression. Penelitian ini menghasilkan kesimpulan bahwa model terbaik adalah dengan metode Bayesian Geometric Regression dengan pendekatan distribusi binomial negatif. Berdasarkan model tersebut diketahui bahwa semakin banyak kemoterapi yang dilakukan pasien maka jumlah pengobatan yang dilakukan semakin banyak. Pasien yang menderita anemia justru memiliki harapan hidup lebih tinggi daripada pasien yang tidak mengalami anemia.*

**Kata kunci** : *Bayesian, Kanker Serviks, Mixture Model, Regresi Geometri.*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

**MODELING OF TREATMENT RECURRENCY  
OF CERVICAL CANCER PATIENTS  
AT RSUD DR. SOETOMO  
USING BAYESIAN GEOMETRIC REGRESSION AND  
BAYESIAN MIXTURE-GEOMETRIC REGRESSION**

**Name** : Aldho Riski Irawan  
**NRP** : 1313100039  
**Department** : Statistics  
**Supervisor** : Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikom, Ph.D  
Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D.

**Abstract**

*Health is still a problem for Indonesia as the number of cases and deaths are still high. One of the many diseases suffered by Indonesian society is cervical cancer. Cervical cancer is the abnormal's growth of cells in the cervical tissue. In Indonesia, the number of cervical cancer cases is second ranks, but by cause of death is still first rank. This study was conducted to determine the factors that affect survival of cervical cancer patients, in terms of patients frequency service that are distributed geometry. The modelling using Bayesian Geometric Regression and Bayesian Mixture Geometric Regression. The best model of this research is modelling by using Bayesian Geometric Regression method with Negative Binomial distribution approach. Chemotherapy and anemia status are factors that affect the frequency of treatment by cervical cancer patients. Chemotherapy improves patient survival. Patients with anemia actually have greater survival than patients without anemia.*

**Keywords** : *Bayesian, Cervical Cancer, Geometric Regression, Mixture Model.*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## KATA PENGANTAR

**Assalamu'alaykum Warahmatullahi Wabarokatuh.**

Puji syukur Alhamdulillah senentiasa penulis panjatkan kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, hidayah, dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul, *Pemodelan Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks Di RSUD Dr. Soetomo Dengan Bayesian Geometric Regression dan Bayesian Mixture-Geometric Regression.*

Shalawat dan salam tak lupa penulis sampikan pada junjungan besar Nabi Muhammad SAW. Dalam menyelesaikan laporan Tugas Akhir ini penulis telah banyak menerima bantuan dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu penulis mengucapkan terimakasih kepada :

1. Kedua orang tua beserta keluarga atas doa, dukungan, dan semangat yang diberikan sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan lancar.
2. Prof. Nur Iriawan dan Bu Santi Wulan Purnami yang bersedia membimbing dan mendidik penulis untuk senantiasa menjadi lebih baik.
3. Bapak Purhadi dan Bu Wiwiek Setya Winahju selaku peng-  
uji Tugas Akhir ini yang selalu berupaya memberikan masukan demi kebaikan Tugas Akhir ini.
4. Dr. Suhartono selaku Ketua Departemen Statistika beserta jajarannya yang selalu membimbing teman-teman yang menjalani Tugas Akhir.
5. Semua pihak yang membantu kelancaran Tugas Akhir yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Semoga Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat untuk berbagai pihak. Penulis mengharapkan adanya kritik dan saran sebagai perbaikan penelitian selanjutnya.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>TITLE PAGE</b> .....	ii
<b>LEMBAR PENGESAHAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	v
<b>ABSTRACT</b> .....	vii
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xv
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xvii
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	6
1.3. Tujuan.....	7
1.4. Manfaat.....	7
1.5. Batasan Masalah.....	8
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1. Perkembangan <i>Linear Model, General Linear Model,</i> <i>dan Generalized Linear Model</i> .....	9
2.2. Komponen <i>Generalized Linear Model</i> .....	11
2.3. Uji Independensi.....	12
2.4. Keluarga Eksponensial pada Distribusi Geometri.....	13
2.5. Model <i>Mixture</i> .....	16
2.6. Iterasi <i>Newton-Raphson</i> .....	17
2.7. Analisis Bayesian .....	18
2.8. Pemilihan Model Terbaik.....	21
2.9. Kanker Serviks .....	22
 <b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1. Sumber Data.....	27
3.2. Kerangka Konsep Penelitian .....	27
3.3. Struktur Data Penelitian .....	29

3.4. Prosedur Pengambilan Data .....	31
3.5. Langkah Analisis.....	31
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1. Karakteristik Data Pasien Kanker Serviks .....	35
4.2. Pemodelan Frekuensi Pengobatan dengan Bayesian.....	44
4.3. Pemodelan dengan Mixture-Geometri Bayesian.....	54
4.4. Pemilihan Model Terbaik.....	65
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1. Kesimpulan.....	67
5.2. Saran.....	68
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>69</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>73</b>
<b>BIODATA PENULIS .....</b>	<b>99</b>

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 2. 1</b> Ringkasan <i>Generalized Linear Model</i> .....	11
<b>Tabel 2. 2</b> Kontingensi uji Phi .....	12
<b>Tabel 2. 3</b> Kriteria Signifikansi Parameter.....	21
<b>Tabel 2. 4</b> Stage Kanker Serviks berdasarkan FIGO ( <i>The International Federation of Gynecology and Obstetrics</i> ).....	22
<b>Tabel 3. 1</b> Struktur Data Penelitian.....	29
<b>Tabel 4.1</b> Formulasi <i>Pre-Processing</i> Variabel Independen .....	36
<b>Tabel 4.2</b> <i>Missing Value</i> Variabel Prediktor.....	36
<b>Tabel 4.3</b> Ukuran Statistik Pada Usia Pasien Kanker Serviks .	41
<b>Tabel 4.4</b> <i>Crosstabulation</i> Status Kemoterapi dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks.....	42
<b>Tabel 4.5</b> <i>Crosstabulation</i> Komplikasi dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks .....	42
<b>Tabel 4. 6</b> <i>Crosstabulation</i> Status Anemia dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks .....	43
<b>Tabel 4.7</b> <i>Crosstabulation</i> Status Operasi dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks .....	43
<b>Tabel 4.8</b> Uji Independensi Variabel Prediktor.....	44
<b>Tabel 4.9</b> Estimasi Parameter dengan Iterasi <i>Newton-Raphson</i> .....	45
<b>Tabel 4.10</b> Peluang Kematian Pasien Kanker Serviks .....	45
<b>Tabel 4.11</b> Estimasi Parameter Regresi Geometri Bayesian dengan <i>Link Function</i> .....	50
<b>Tabel 4.12</b> Estimasi Parameter Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif .....	50
<b>Tabel 4.13</b> <i>Link Function</i> Model Mixture Geometri.....	55
<b>Tabel 4.14</b> Estimasi Parameter pada Model <i>Mixture</i> Geometri .	59
<b>Tabel 4.15</b> Estimasi Parameter pada Model <i>Mixture</i> Geometri dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif .....	59
<b>Tabel 4. 16</b> <i>Deviance Information Criteria</i> pada Model Bayesian.....	66

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 3. 1</b> Kerangka Konsep Penelitian .....	28
<b>Gambar 3. 2</b> Diagram Alir Penelitian .....	34
<b>Gambar 4.1</b> Simulasi Data Berdistribusi Geometri (a) $p=0,9$ (b) $p=0,1$ .....	39
<b>Gambar 4.2</b> Pola Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks.....	39
<b>Gambar 4.3</b> Pola Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks dengan Pemisah Variabel Diagnosa Utama.....	40
<b>Gambar 4.4</b> (a) Karakteristik Keseluruhan Usia Pasien Kan- ker Serviks (b) Karakteristik Usia Pasien Kanker Serviks yang Memiliki Alasan Tertentu Untuk Melakukan Rawat Inap (c) Karakteristik Usia Pasien Kanker Serviks yang Tidak Memiliki Alasan Tertentu Untuk Melakukan Rawat Inap ..	40
<b>Gambar 4.5</b> Doodle Regresi Geometri Bayesian .....	47
<b>Gambar 4.6</b> Plot ACF Thin 300 pada Model Regresi Geo- metri Bayesian .....	48
<b>Gambar 4.7</b> Plot Iterasi Parameter .....	48
<b>Gambar 4.8</b> Distribusi Parameter Penelitian.....	49
<b>Gambar 4.9</b> Plot ACF pada Model Regresi Geometri Baye- sian .....	52
<b>Gambar 4.10</b> History Plot Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Binomial Negatif .....	53
<b>Gambar 4. 11</b> Density Plot Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Binomial Negatif .....	53
<b>Gambar 4. 12</b> Doodle Regresi Mixture-Geometri dengan Baye- sian .....	54
<b>Gambar 4.13</b> ACF Model Mixture Geometri .....	55
<b>Gambar 4.14</b> Series Iterasi Parameter Mixture Geometri.....	57
<b>Gambar 4.15</b> Series Iterasi Parameter Mixture-Geometri de- ngan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif....	62

**Gambar 4. 16** Auto Correlation Function Model Mixture Geometri dengan Pen-dekatan Distribusi Binomial Negatif ..... 64

**Gambar 4. 17** *Density Plot* Regresi *Mixture*-Geometri Bayesian dengan Pendekatan Binomial Negatif ..... 65

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
<b>Lampiran 1.</b> Syntax <i>Pre-Processing</i> ID Pasien Kanker Serviks .....	73
<b>Lampiran 2.</b> Syntax Doodle Regresi Geometri Bayesian .....	75
<b>Lampiran 3.</b> Syntax Doodle Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif ..	77
<b>Lampiran 4.</b> Syntax Doodle Regresi Mixture-Geometri Bayesian.....	79
<b>Lampiran 5.</b> Syntax Doodle Regresi Mixture-Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif .....	83
<b>Lampiran 6.</b> Data Penelitian Setelah Pre-Processing.....	87
<b>Lampiran 7.</b> Surat Keterangan Kode Etik.....	95
<b>Lampiran 8.</b> Surat Keterangan Legalisasi Data .....	97

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1. Latar Belakang**

Kesehatan adalah tanggung jawab bersama dari setiap orang, masyarakat, pemerintah dan swasta. Kualitas sumber daya manusia suatu negara dapat dilihat melalui Indeks Pembangunan Manusia (IPM) yang dikembangkan oleh *United Nations Development Programme* (UNDP) sejak tahun 1980. Berdasarkan UNDP, pembangunan manusia ialah proses memperbanyak pilihan masyarakat, terutama pilihan untuk menjalani umur panjang dan sehat, memperoleh pendidikan, menikmati standar hidup yang layak, serta memperoleh pekerjaan. Pada tahun 2014 silam, IPM Indonesia ber-ada di peringkat ke-111 dari 188 negara di dunia. Pada tahun 2014 tersebut, IPM Indonesia sebesar 68,90 (berada di bawah rata-rata IPM dunia sebesar 72,20), dan mengalami peningkatan pada tahun 2015 menuju angka 69,55. Peningkatan IPM dari tahun 2014 ke 2015 tersebut tidak diiringi dengan peningkatan yang signifikan di bidang kesehatan (BPS, 2015). Hal itu menunjukkan bahwa masih perlu adanya perbaikan dan peningkatan kualitas sumber daya manusia di Indonesia terutama di bidang kesehatan.

Tujuan pembangunan Indonesia Sehat 2010 adalah meningkatkan kesadaran, kemauan dan kemampuan hidup sehat bagi setiap orang agar terwujud derajat kesehatan secara optimal melalui terciptanya masyarakat, bangsa, dan negara Indonesia yang ditandai oleh penduduknya yang hidup dengan perilaku sehat dan dalam lingkungan yang sehat, memiliki kemampuan untuk menjangkau pelayanan kesehatan yang bermutu secara adil dan merata di seluruh wilayah Indonesia. Strategi pembangunan kesehatan nasional harus berdasarkan pada kebijakan nasional, mencakup garis-garis besar kegiatan di semua sektor yang terlibat untuk mewujudkan kebijaksanaan tersebut. Sasaran pembangunan kesehatan adalah terselenggaranya pelayanan kesehatan bagi penduduk sehingga setiap orang berhak mendapatkan jaminan kesehatan yang optimal

sebagaimana tercantum dalam konstitusi UUD 1945 (Departemen Kesehatan Republik Indonesia, 1999). Keberhasilan program pembangunan kesehatan dan sosial ekonomi dapat dilihat dari usia harapan hidup penduduk suatu negara, sekaligus sebagai alat untuk mengevaluasi kerja pemerintah dalam rangka meningkatkan kesejahteraan penduduk pada umumnya. Pada tahun 2006, angka harapan hidup Indonesia adalah 69 tahun. Angka tersebut adalah hasil riset yang dilakukan oleh Departemen Kesehatan Republik Indonesia pada tahun 2006. Berdasarkan hasil publikasi Badan Pusat Statistika Indonesia, angka harapan hidup masyarakat Indonesia dalam selang waktu 2010-2015 adalah sebesar 70,1 tahun.

Negara Indonesia masih dihadapkan pada permasalahan pen-sakit infeksi dan non-infeksi. Penyebab utama munculnya penyakit infeksi adalah dikarenakan wilayah dengan lingkungan yang buruk (Bustan, 2000). Perubahan iklim dan pola hidup masyarakat dunia berpengaruh pula terhadap terjadinya perubahan pola penyakit infeksi ke penyakit non-infeksi, salah satu penyakit non-infeksi tersebut adalah kanker (Dwipoyono, 2009). Berdasarkan laporan Departemen Kesehatan Indonesia tahun 2005, bahwa penyakit non infeksi menjadi penyebab utama kematian di dunia. Badan Kesehatan Dunia (*World Health Organization*) telah mengeluarkan resolusi penanganan terhadap kanker, karena tingginya angka kesakitan dan kematian yang diakibatkan penyakit tersebut. Resolusi yang dikeluarkan oleh Badan Kesehatan Dunia adalah untuk mem-prioritaskan kerjasama negara-negara di dunia untuk bersama-sama mengembangkan program pengendalian penyakit kanker yang disesuaikan dengan sosio-ekonomi. Tujuan diberlakukan resolusi tersebut adalah untuk menurunkan insiden dan mortalitas, serta meningkatkan kualitas hidup penderita. Hal tersebut lebih di-tekankan pada pendekatan preventif, diagnosa dini, pengobatan, rehabilitasi, perawatan paliatif, serta evaluasi dari setiap pendekat-an tersebut. Pengembangan Program Penanggulangan Kanker Nasional (PPPKN) pada dasarnya meliputi (1) analisis situasi, (2) penilaian faktor resiko, (3) faktor kebijakan yang berdampak pada individu, kultur, dan institusi, (4) penetapan target pencapaian dari

program yang akan dicanangkan, (5) melakukan evaluasi strategi yang dipilih, dan (6) menetapkan prioritas awal aktivitas penanggulangan kanker (Parkin, 2008).

Kanker serviks adalah kanker yang paling umum terjadi pada perempuan. Kanker serviks adalah pertumbuhan sel-sel yang tidak normal pada jaringan leher rahim (serviks), suatu daerah dalam organ reproduksi wanita yang merupakan pintu masuk ke arah rahim yang terletak antara rahim (uterus) dengan liang senggama (vagina) (Azwar & Saifudin, 2008). Mulai tahun 2000, diperkirakan terdapat 471.000 kasus baru penderita kanker serviks dan terdapat 230.000 penderita yang meninggal dunia. Dari data tersebut, sekitar 80% penderita kanker serviks berasal dari negara berkembang di Asia Selatan, Asia Tenggara, Sub-Saharan Afrika, Amerika Tengah, dan Amerika Selatan (WHO, 2005). Selanjutnya pada tahun 2015, berdasarkan data Badan Kesehatan Dunia (WHO) menyebutkan bahwa kanker serviks menempati peringkat teratas di antara berbagai jenis kanker yang menyebabkan kematian pada perempuan di dunia.

Sampai saat ini, kanker mulut rahim masih menjadi masalah kesehatan perempuan di Indonesia sehubungan dengan angka kejadian dan angka kematiannya yang tinggi. Jumlah kasus kanker serviks di Indonesia menempati peringkat kedua setelah kanker payudara dari segi jumlah penderita kanker pada perempuan, namun sebagai penyebab kematian masih menempati peringkat pertama (Ocviyanti & Handoko, 2013). Setiap harinya, 40 wanita di Indonesia didiagnosa menderita kanker serviks dengan tingkat kematian mencapai setengahnya. Jumlah penderita kanker serviks di Indonesia setiap tahunnya terdeteksi lebih dari 15.000 kasus dan sekitar 8.000 kasus diantaranya meninggal dunia (Indriani, 2015). Keterlambatan diagnosis pada stadium lanjut, keadaan umum yang lemah, status sosial ekonomi yang rendah, keterbatasan sumber daya, keterbatasan sarana dan prasarana, jenis hispatologi, dan derajat pendidikan ikut serta dalam menentukan prognosis penderita (Rasjidi, 2009). Berdasarkan data Sistem Informasi Rumah Sakit (SIRS) 2007, kejadian kanker serviks sebanyak 5786 kasus

atau 11,78% dari keganasan lainnya. Pada tahun 2006 terdapat 4.696 kasus atau 11,07% dan sekitar 70% penderita berada pada stadium lanjut (Aditama, 2010). Kanker ini terbanyak berkonsentrasi di Pulau Jawa yaitu sekitar 89,48% (Saraswati, 2011).

Situs resmi Dinas Komunikasi dan Informatika Provinsi Jawa Timur menyebutkan bahwa Rumah Sakit Umum Dr. Soetomo merupakan rumah sakit rujukan terbesar di Indonesia Timur dimana dalam sehari menangani pasien kanker leher rahim atau kanker serviks sebanyak 3-4 orang. Sepanjang Januari sampai dengan Desember 2014, pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo sebanyak 842 orang. Banyaknya jumlah pasien kanker tersebut tidak terlepas dari gencarnya promosi pencegahan jenis kanker yang belum banyak dikenal masyarakat Indonesia (KomInfo\_Jatim, 2015). Kebanyakan perempuan terjangkit kanker serviks pada usia produktif. Jumlah kasus kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo tahun 2006-2010 sebanyak 1462, dimana paling banyak adalah pasien dengan stadium IIB sebanyak 692 kasus atau 47,3%. Pasien paling banyak pada rentang umur 40-49 tahun yaitu sekitar 42,7%. Hampir separuh pasien kanker serviks melakukan pengobatan dengan kemoterapi. Semakin muda usia pasien maka diketahui bahwa harapan hidup sampai sembuh pasien tersebut masih baik (Achmadi, Askandar, & Suhatno, 2011).

Wijayanti (2014) melakukan penelitian pada penderita kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo menggunakan analisis regresi *Cox* dan analisis survival Bayesian. Pada penelitian tersebut disimpulkan bahwa variabel prediktor yang mempengaruhi ketahanan penderita kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo adalah stadium dan jenis kanker. Novitasari (2014) melakukan penelitian analisis survival pada data rekurensi dengan menggunakan *counting proces approach* dan model PWP-GT pada data penderita kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo. Dengan menggunakan variabel prediktor usia, stadium, terapi, dan jenis kanker serviks, didapatkan kesimpulan bahwa variabel prediktor yang mempengaruhi rekurensi pada penderita kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo adalah stadium kanker dan jenis kanker serviks tersebut. Wulansari (2015)

melakukan penelitian analisis survival pada data rekurensi dengan pendekatan *Andersen/Gill* pada data pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan menggunakan variabel prediktor usia, pendidikan terakhir, domisili, stadium, pengobatan, penyakit penyerta, komplikasi, berat badan, dan paritas. Pada penelitian tersebut didapatkan kesimpulan bahwa variabel prediktor yang mempengaruhi ketahanan penderita penyakit kanker serviks adalah variabel stadium, komplikasi, dan berat badan.

Rachmawati (2009) melakukan penelitian dengan metode *Generalized Linear Model* untuk mengidentifikasi wanita rawan sosial ekonomi di Provinsi Nusa Tenggara Barat. Pada penelitian tersebut, distribusi probabilitas variabel respon Y yaitu pengeluaran perkapita per bulan ternyata mengikuti distribusi log-normal. Berdasarkan 11 variabel prediktor yang digunakan, terdapat variabel yang signifikan yaitu variabel umur, status perkawinan, pendidikan, jenis pekerjaan, dan fasilitas kesehatan. Sofian (2009) melakukan penelitian untuk memodelkan arus migrasi risen penduduk antar provinsi di Indonesia dengan pendekatan *Generalized Linear Model*, dimana diketahui bahwa variabel respon berdistribusi binomial negatif. Kesimpulan dari penelitian tersebut adalah bahwa binomial negatif GLMs dapat digunakan untuk menjelaskan berbagai pola dan faktor penyebab migrasi penduduk antar provinsi di Indonesia. Pemodelan jumlah kasus kanker serviks di Jawa Timur tahun 2011 dengan regresi binomial negatif dan *Geographically Weighted Poisson Regression*, menghasilkan kesimpulan bahwa pemodelan dengan Regresi Binomial Negatif menghasilkan pemodelan yang lebih baik karena nilai AIC-nya lebih kecil dan sesuai untuk memodelkan jumlah kasus kanker serviks di Jawa Timur (Frisanty, 2013).

Berdasarkan uraian tersebut maka perlu dilakukan penelitian untuk mengkaji waktu bertahan pasien penderita kanker serviks sampai meninggal berdasarkan banyaknya pengobatan yang dilakukan. Oleh karena itu dalam penelitian ini akan dibahas pemodelan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi keberlangsungan hidup pasien kanker serviks yang dirujuk untuk berobat ke

RSUD Dr. Soetomo, dimana variabel responnya adalah banyaknya jumlah pengobatan pasien kanker serviks ke RSUD Dr. Soetomo (sampai pasien dinyatakan meninggal). Pasien yang berobat ke rumah sakit memiliki perulangan yang berbeda, misalkan pasien A berobat ke rumah sakit hanya sekali saja sedangkan pasien B berobat ke rumah sakit sampai 4 kali dan pasien C berobat sampai 6 kali. Pasien tidak lagi berobat ke rumah sakit dikarenakan beberapa akibat, misalkan pasien tersebut meninggal dunia, telah sembuh, ataupun dengan alasan yang lain. Kematian pasien yang berobat ke rumah sakit setelah melakukan pengobatan ke- $n$  adalah kejadian sukses pada distribusi geometri. Distribusi geometri merupakan distribusi peluang banyaknya usaha yang diperlukan untuk mendapatkan sukses yang pertama. Regresi geometri adalah kasus spesial dari regresi negatif binomial dengan parameter dispersi sama dengan satu. Pemodelan regresi geometri tidak dapat dilakukan dengan pemodelan linear biasa, melainkan harus dilakukan dengan metode *Generalized Linear Model* (GLMs). Estimasi parameter model dengan metode *likelihood* tidak dapat dilakukan karena hasilnya tidak konvergen, maka estimasi parameter dilakukan dengan metode Bayesian. Hasil penelitian ini diharapkan dapat dijadikan rekomendasi kepada pasien maupun pihak rumah sakit RSUD Dr. Soetomo untuk memperhatikan faktor-faktor dominan yang mempengaruhi kematian pasien kanker serviks.

## 1.2. Rumusan Masalah

Ketahanan hidup pasien kanker serviks yang berobat ke RSUD Dr. Soetomo dapat diketahui dari banyaknya pemeriksaan pengobatan yang dilakukan pasien sebelum pasien tersebut meninggal. Semakin banyak perulangan pengobatan yang dilakukan, maka ketahanan hidup pasien tersebut tinggi dan sebaliknya. Pola pemeriksaan pasien kanker tersebut berdistribusi geometri, dimana kejadian meninggal pasien adalah kejadian sukses distribusi geometri. Penelitian ini akan mengkaji pengaruh variabel yang diduga mempengaruhi keberlangsungan hidup pasien kanker serviks yang berobat ke RSUD Dr. Soetomo dengan menggunakan metode Bayesian *Geometric Regression* dan Bayesian *Mixture-Geometric*

*Regression*. Regresi geometri merupakan bentuk regresi non linear, maka dilakukan transisi dari bentuk *Generalized Linear Model* ke model linear dengan mempertimbangkan *link between function*. Metode Bayesian digunakan untuk menaksir parameter regresi geometri dikarenakan berdasarkan penelitian sebelumnya, estimasi parameter dengan metode Bayesian akan diperoleh estimasi dengan performansi yang lebih baik. Prior yang digunakan adalah distribusi normal dengan nilai  $\mu$  dan  $\sigma$  dari hasil estimasi parameter model regresi Bayesian dengan metode *Newton-Raphson*. Model *mixture-geometric* digunakan karena secara visual terdapat dua distribusi geometri dengan parameter yang berbeda. Selanjutnya, hasil estimasi kedua metode tersebut dibandingkan untuk mendapatkan pemodelan yang paling baik berdasarkan nilai DIC (*Deviance Information Criterion*) yang paling kecil.

### 1.3. Tujuan

Tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini adalah memperoleh karakteristik tingkat ketahanan hidup pasien penderita kanker serviks yang berobat ke Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Soetomo yang diukur berdasarkan banyaknya perulangan yang dilakukan pasien tersebut. Selanjutnya, melakukan estimasi parameter regresi geometri dengan dua metode yaitu metode Bayesian Geometric Regression dan metode Bayesian *Mixture-Geometric Regression* untuk memperoleh variabel-variabel yang mempengaruhi perulangan pengobatan pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo. Kedua metode tersebut dibandingkan untuk memperoleh model terbaik dengan mempertimbangkan nilai DIC masing-masing model. Model dengan nilai DIC terkecil adalah model terbaik.

### 1.4. Manfaat

Manfaat yang diharapkan melalui penelitian ini adalah mendapatkan model yang merepresentasikan bertahan hidupnya pasien kanker serviks berdasarkan jumlah pengobatan yang dilakukan di Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Soetomo sehingga bagi pasien dapat digunakan sebagai rekomendasi tindakan yang harus dilaku-

kan untuk meningkatkan keberlangsungan hidupnya ataupun mengetahui probabilitas keberlangsungan hidupnya. Sedangkan untuk pihak Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Soetomo, hasil penelitian ini dapat dijadikan sebagai rekomendasi untuk melakukan penanganan yang optimal terutama kepada variabel yang diperkirakan dominan mempengaruhi penyembuhan penderita kanker serviks.

### **1.5. Batasan Masalah**

Penelitian ini hanya dibatasi pada kasus penderita kanker serviks yang melakukan pengobatan ke RSUD Dr. Soetomo dan dinyatakan meninggal, dimana data terekap mulai tanggal 1 Januari 2013 sampai 21 November 2016. Karena keterbatasan informasi yang didapatkan (informasi detail tentang hasil rekam medik memerlukan uji laik etik) maka untuk beberapa variabel penelitian yang memuat informasi yang tidak diketahui peneliti (hanya diketahui petugas kesehatan rumah sakit) akan diubah ke bentuk biner. Metode iterasi Newton-Raphson hanya digunakan untuk memperoleh *initial value* dalam parameter analisis Bayesian. Efek variabel *counfounder* tidak dipertimbangkan dalam pemodelan.

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Perkembangan *Linear Model*, *General Linear Model*, dan *Generalized Linear Model*

Penelitian Gauss pada tahun 1801 dengan model linear untuk memprediksikan posisi asteroid Ceres menjadi titik awal perkembangan linear model (McCullagh & Nelder, 1989). Selanjutnya perkembangan model linear juga didukung seiring dengan berkembangnya teori oleh Booye, Cayle dan Sylvester yakni teori tentang invarian dalam aljabar. Pada abad ke 19, perkembangan linear model dimulai dengan perkembangan analisis regresi oleh Pearson. Hal tersebut berpengaruh pula pada perkembangan analisis korelasi. Persamaan umum model linear klasik yang paling sederhana didefinisikan pada persamaan (2.1)

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.1)$$

dimana,

$$\mathbf{y} = [y_1 \quad y_2 \quad \dots \quad y_n]^T$$
$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ 1 & x_3 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix}$$

$y$  adalah variabel respon yang nilainya tergantung oleh nilai variabel prediktor  $x$ . Peubah  $x$  merupakan peubah bukan acak dan  $\beta$  parameter model yang belum diketahui nilainya sekaligus menentukan koefisien dari peubah tetap. Pada model linear,  $\varepsilon$  adalah residual yang merupakan selisih antara nilai aktual  $y$  dengan nilai prediksinya,  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ .

Seiring dengan perkembangan keilmuan dan permasalahan pemodelan, maka teretuslah *General Linear Model* (GLM) yang merupakan perkembangan dari linear model dengan melibatkan

kompleksitas variabel prediktor yang ditandai dengan banyaknya variabel prediktor maupun skala pengukuran pada variabel prediktor. Bentuk *General Linear Model* yang paling umum ditemui adalah regresi linear berganda. Bentuk umum regresi linear berganda dengan variabel prediktor sebanyak  $p$  disajikan dalam persamaan (2.2).

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi} + \varepsilon_i \quad (2.2)$$

dimana  $Y_i$  merupakan variabel respon untuk pengamatan ke- $i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ).  $X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{pi}$  merupakan variabel prediktor, sedangkan  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  parameter yang akan ditaksir, dan  $\varepsilon_i$  merupakan *noise* atau *error*. Terdapat beberapa metode estimasi parameter pada *General Linear Model* seperti metode kuadrat terkecil (*least square*), *maximum likelihood*, dan estimasi Bayesian. GLM banyak digunakan dalam menyelesaikan permasalahan sosial dan statistika terapan. Beberapa permasalahan univariat metode yang menggunakan GLM antara lain uji  $t$ , Analisis Varian (ANOVA), Analisis Kovarian (ANCOVA), analisis regresi. Sedangkan untuk kasus multivariat antara lain analisis faktor, analisis kluster, *multidimensional scaling*, analisis diskriminan, korelasi kanonik, dan analisis lain. *General Linear Model* berlaku ketentuan bahwa variabel respon tidak harus berdistribusi normal melainkan masuk dalam keluarga eksponensial, homogenitas varians tidak diperlukan, residual tidak harus berdistribusi normal melainkan harus independen, estimasi untuk mendapatkan nilai parameter biasanya dilakukan dengan *Maximum Likelihood Estimation* (MLE).

Tidak semua permasalahan dapat diselesaikan dengan model linear dan *General Linear Model* dikarenakan kedua model tersebut mengedepankan asumsi normalitas. Adanya permasalahan tersebut, Nelder dan Wedderbern pada tahun 1972 mencetuskan ide mengenai *Generalized Linear Model* (GLMs atau GLIMs). Dalam model tersebut, variabel respon diasumsikan mengikuti distribusi keluarga eksponensial. *Generalized Linear Model* menaungi lebih banyak model yang tidak dapat diselesaikan dengan linear model dan *General Linear Model* sebagaimana ditampilkan pada Tabel 2.1 (Agresti & Alan, 2007).

**Tabel 2. 1** Ringkasan Generalized Linear Model

<b>Model</b>	<b>Random Component</b>	<b>Type of Link</b>	<b>Systematic Component</b>
Linear Regression	Normal	Identity	Continuous
ANOVA	Normal	Identity	Categorical
ANCOVA	Normal	Identity	Mixed
Logistic Regression	Binomial	Logit	Mixed
Log linear	Poisson	Log	Categorical
Poisson Regression	Poisson	Log	Mixed
Multinomial response	Multinomial	Generalized Logit	Mixed

Dengan demikian maka kelebihan GLMs dibandingkan model linear atau GLM antara lain tidak perlu mengubah variabel respon untuk memiliki distribusi normal, model lebih fleksibel dikarenakan adanya *link between function*, homogenitas varians tidak harus terpenuhi, dapat menaungi model yang tidak dapat diselesaikan dengan LM maupun GLM.

## 2.2. Komponen *Generalized Linear Model*

*Generalized Linear Model* (GLMs) dapat ditransisikan ke bentuk linear model. Sebagai transisi dari model linear ke GLMs diperlukan tiga komponen (McCullagh & Nelder, 1989), yaitu :

1. *Random component*, yaitu nilai dari variabel respon yang memiliki distribusi tertentu.
2. *Systematic component*, yaitu kombinasi linear dari variabel  $\mathbf{X}$  dengan parameter  $\boldsymbol{\beta}$  yang dilambangkan dengan  $\boldsymbol{\eta} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$ .
3. *Link between random and systematic / link function*, yaitu suatu fungsi penghubung variabel respon ( $\mathbf{Y}$ ) dengan variabel-variabel penjelas melalui persamaan linear.

*Link function* dibedakan menjadi dua yaitu *canonical link function* dan *non-canonical link function*. Disebut sebagai *canonical link function* apabila *link function* tersebut diperoleh dari keluarga eksponensial. *Link function* adalah penentu model yang akan digunakan pada GLMs. Pada data yang berdistribusi Normal dengan *mean*  $\mu$  dan variansi  $\sigma^2$ ,  $\mu$  merupakan *identity link* karena menjamin nilai  $-\infty < \mu < \infty$ . Sedangkan pada distribusi diskrit, misalkan pada distribusi geometri dengan parameter  $p$  dengan nilai  $0 \leq p \leq 1$ , maka diperlukan transformasi *link function* yang menjamin parameter tersebut bernilai  $-\infty < g(p) < \infty$ ,  $g(p)$  merupakan *non linearly transformed mean*.

### 2.3. Uji Independensi

Pendeteksian multikolinearitas pada data yang bersifat kategorik tidak bisa menggunakan matriks korelasi, oleh karena itu digunakan uji independensi dengan uji *Phi Correlation* terhadap dua variabel yang diamati. Hampir sama dengan korelasi *Pearson*, *Phi Correlation* justru memiliki kelebihan untuk digunakan pada data yang bersifat kategorik. Hipotesis dirumuskan sebagai berikut.

$H_0$  : tidak terdapat hubungan antara dua variabel

$H_1$  : terdapat hubungan antara dua variabel

Dengan menggunakan tabel kontingensi berukuran  $2 \times 2$ , seperti pada Tabel 2.2, maka nilai korelasi *Phi* sebagaimana disajikan pada persamaan 2.3.

**Tabel 2. 2** Kontingensi uji Phi

		Variabel 1	
		0	1
Variabel 2	0	$a$	$b$
	1	$c$	$d$

Nilai  $a$  dan  $d$  merupakan banyaknya interaksi antara kedua variabel dengan kriteria yang sama, sedangkan  $b$  dan  $c$  untuk kategori yang berbeda.

$$\phi = \frac{ad - bc}{\sqrt{(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)}} \quad (2.3)$$

Nilai  $\chi^2 = N\phi^2$ . Hipotesis awal ditolak apabila  $\chi^2 > \chi_{\alpha,1}^2$ , atau  $p$ -value kurang dari  $\alpha$  (Agresti, 2013).  $N$  merupakan banyak data pengamatan dan  $\phi$  merupakan nilai korelasi  $phi$ .

#### 2.4. Keluarga Eksponensial pada Distribusi Geometri

Dalam GLMs, distribusi respon tidak harus berdistribusi normal, melainkan distribusi yang masuk dalam keluarga eksponensial. Distribusi geometri merupakan salah satu distribusi yang masuk dalam keluarga eksponensial. Sebuah variabel random  $\mathbf{Y}$ , masuk dalam distribusi yang tergabung dalam *eksponential family*, jika memiliki bentuk sebagai berikut (Agresti, 2013).

$$f_Y(y : \theta, \phi) = \exp\left\{\frac{y\theta - b(\theta)}{a(\phi)} + c(y, \phi)\right\} \quad (2.4)$$

Dengan fungsi tertentu  $a(\cdot)$ ,  $b(\cdot)$ ,  $c(\cdot)$ . Jika  $\phi$  diketahui, maka bentuk persamaan (2.4) merupakan *exponential family* dengan parameter kanonik  $\theta$ .

Distribusi geometri adalah percobaan Bernoulli yang diulang beberapa kali sampai mendapatkan sukses yang pertama. Distribusi geometri adalah kasus khusus dari distribusi binomial negatif dengan nilai dispersi sebesar satu, artinya apabila kejadian binomial negatif dengan sukses pertamanya maka distribusi tersebut merupakan distribusi geometri. Untuk mengubah dari *Generalized Linear Model* ke linear model maka diperlukan *link function*. Berikut adalah *link function* distribusi geometri dengan menerapkan persamaan (2.5).

$$\begin{aligned} f(y, p) &= p(1-p)^{y-1} \\ &= \frac{p}{1-p} (1-p)^y \\ &= \frac{p}{1-p} \exp(y \ln(1-p)) \end{aligned} \quad (2.5)$$

dimana,

$$a(p) = \frac{p}{1-p}, \quad b(y) = 1, \quad \text{dan} \quad c(p) = \ln(1-p)$$

Dengan demikian, untuk merubah *Generalized Linear Model* (GLMs) distribusi geometri ke bentuk model linear diperlukan *link function*  $\ln(1-p)$ , maka model dugaan yang terbentuk adalah seperti persamaan (2.6). Parameter  $p$  tidak diketahui sehingga ditaksir berdasarkan perkalian vektor parameter yang terbentuk dengan variabel prediktornya.

$$\begin{aligned} \ln(\mathbf{1} - \mathbf{p}_i) &= \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \\ (\mathbf{1} - \mathbf{p}_i) &= e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \\ \mathbf{p}_i &= \mathbf{1} - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \end{aligned} \quad (2.6)$$

dimana,

$$\mathbf{x}_i = \begin{bmatrix} 1 \\ x_{1i} \\ \vdots \\ x_{pi} \end{bmatrix} \quad \text{dan} \quad \boldsymbol{\beta}^T = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \dots \quad \beta_p].$$

Berdasarkan *link function* yang terbentuk pada persamaan (2.5) dan model dugaan pada persamaan (2.6), maka estimasi parameter dengan metode *Maximum Likelihood* sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\beta}) &= f(y_1, y_2, \dots, y_n) \\ &= \prod_{i=1}^n f(y_i) \\ &= \prod_{i=1}^n P(\mathbf{x}_i) (1 - P(\mathbf{x}_i))^{y_i - 1} \\ &= \prod_{i=1}^n \frac{P(\mathbf{x}_i)}{1 - P(\mathbf{x}_i)} (1 - P(\mathbf{x}_i))^{y_i} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Selanjutnya berdasarkan persamaan (2.7), dibuat  $\ln$  fungsi *likelihood* dan didapatkan hasil sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\ln L(\boldsymbol{\beta}) &= \ln \left[ \prod_{i=1}^n \left( \frac{P(\mathbf{x}_i)}{1-P(\mathbf{x}_i)} \right) (1-P(\mathbf{x}_i)^{y_i}) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ \ln \left( \frac{P(\mathbf{x}_i)}{1-P(\mathbf{x}_i)} \right) + y_i \ln(1-P(\mathbf{x}_i)^{y_i}) \right]\end{aligned}\quad (2.8)$$

Persamaan (2.8) menjadi bentuk sebagai berikut.

$$\begin{aligned}\ln \left( \frac{P(\mathbf{x}_i)}{1-P(\mathbf{x}_i)} \right) &= \ln(P(\mathbf{x}_i)) - \ln(1-P(\mathbf{x}_i)) \\ &= \ln(1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}\end{aligned}$$

dimana,

$$\ln(1-P(\mathbf{x}_i)) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$$

Dengan demikian maka persamaan (2.8) menjadi bentuk persamaan (2.9).

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n \ln(1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \quad (2.9)$$

Nilai  $\boldsymbol{\beta}$  maksimum didapatkan melalui turunan  $\ln L(\boldsymbol{\beta})$  terhadap  $\boldsymbol{\beta}$  dan hasilnya adalah sama dengan nol, ditampilkan dalam persamaan (2.10).

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = \begin{pmatrix} \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0} \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1} \\ \dots \\ \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} \end{pmatrix} = \mathbf{g}(\boldsymbol{\beta})$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}) &= \frac{\partial \left[ \sum_{i=1}^n \left( \ln(1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}) - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + y_i \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} \right) \right]}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} \\
&= \sum_{i=1}^n \left( \frac{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \mathbf{x}_i}{1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}} - \mathbf{x}_i + y_i \mathbf{x}_i \right) \quad (2.10) \\
&= \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \left( \frac{e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}} \mathbf{x}_i}{1 - e^{\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}}} - 1 + y_i \right) = 0
\end{aligned}$$

Metode *maximum likelihood* menghasilkan estimasi parameter  $\boldsymbol{\beta}$  yang tidak eksplisit. Terdapat dua metode yang dapat digunakan untuk menaksir parameter  $\boldsymbol{\beta}$  yaitu secara klasik atau *frequentist* yakni dengan *Newton-Raphson*, dan dengan metode Bayesian. Hasil estimasi parameter secara *frequentist* disajikan pada Persamaan (2.13). Hasil ini dapat digunakan sebagai *initial value* pada distribusi prior Bayesian (*pseudo-prior* yang didekati dengan distribusi binomial negatif dengan parameter dispersi sama dengan 1).

## 2.5. Model Mixture

Model *mixture* merupakan model gabungan dari beberapa sub populasi yang masing-masing berpola univariabel. Deteksi model *mixture* secara sederhana dapat dilakukan dengan visual plot data. Setiap sub populasi merupakan komponen penyusun dari model *mixture* serta mempunyai proporsi yang bervariasi untuk masing-masing komponennya. Pada model *mixture* dapat didekati dengan formula dalam persamaan (2.11).

$$f_{mix}(z | \mathcal{G}, P) = \sum_{i=1}^M P_i g_i(z | \mathcal{G}_i) \quad (2.11)$$

Dengan  $f_{mix}(z | \mathcal{G}, P)$  merupakan fungsi densitas model *mixture*.  $g_i(z | \mathcal{G}_i)$  merupakan densitas ke- $i$  dari sebanyak  $M$  komponen  $i$  model *mixture*.  $\mathcal{G}_i$  merupakan vektor parameter setiap

komponen penyusun model *mixture*  $(\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2, \dots, \mathcal{G}_M)$ ,  $i=1,2,\dots,M$ . Simbol  $P$  merupakan vektor parameter proporsi dengan elemen  $(P_1, P_2, \dots, P_M)$ .  $P_i$  merupakan parameter proporsi komponen *mixture* dengan  $\sum_{i=1}^M P_i = 1$  serta  $0 \leq P_i \leq 1, j=1,2,\dots,M$ .  $k$  merupakan banyaknya komponen penyusun model *mixture*. Jika terdapat suatu data pengamatan yang mempunyai sub populasi sebanyak  $M$  yang masing-masing berdistribusi geometri, maka dapat dituliskan dalam persamaan (2.12).

$$f_{mix}(z | \mathbf{P}, \mathbf{p}) = P_1 \text{Geom}(z | p_1) + \dots + P_M \text{Geom}(z | p_M) \quad (2.12)$$

## 2.6. Iterasi Newton-Raphson

Estimasi parameter regresi geometri dengan metode *Maximum Likelihood* tidak memperoleh hasil yang eksplisit, oleh karena itu diperlukan metode numerik untuk memperoleh estimasi parameternya. Metode iterasi *Newton-Raphson* merupakan metode *frequentist* yang digunakan untuk menyelesaikan persamaan non-linear. persamaan (2.13) adalah formula iterasi *Newton-Raphson*.

$$\boldsymbol{\beta}^{(t+1)} = \boldsymbol{\beta}^{(t)} - \left( \mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}) \right)^{-1} \mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}^{(t)}), \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad (2.13)$$

dengan  $\mathbf{g}^T = \left( \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0}, \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} \right)$  dan  $\mathbf{H}$  merupakan matriks *Hessian* dengan elemennya adalah  $h_{ju} = \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j \partial \beta_u}$ .

Langkah-langkah iterasi *Newton-Raphson* adalah sebagai berikut:

Langkah 1. Menentukan nilai awal estimasi parameter (*initial value*)  $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$ .

Langkah 2. Memasukkan nilai  $\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)}$  pada elemen  $\mathbf{g}$  dan  $\mathbf{H}$  maka diperoleh  $\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)})$  dan  $\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}^{(0)})$ .

- Langkah 3. Iterasi mulai  $t = 0$  menggunakan persamaan (2.13). Nilai  $\hat{\beta}^{(t)}$  merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke- $t$ .
- Langkah 4. Apabila belum memperoleh estimasi parameter yang konvergen, maka mengulangi langkah (3) hingga nilai  $\|\hat{\beta}^{(t+1)} - \hat{\beta}^{(t)}\| \leq \varepsilon$ , dengan  $\varepsilon$  merupakan bilangan yang sangat kecil. Hasil estimasi yang diperoleh adalah  $\hat{\beta}^{(t+1)}$  pada iterasi terakhir.

Wijayanti (2014) melakukan penelitian dengan judul “Perbandingan Analisis Regresi *Cox* dan analisis Survival Bayesian pada Ketahanan Hidup Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya” didapatkan hasil bahwa estimasi parameter dengan Bayesian menghasilkan *standar error* yang lebih kecil daripada dengan Regresi *Cox* (estimasi dengan *Newton-Raphson*), serta analisis Bayesian dengan *informative prior* menunjukkan performansi yang lebih baik daripada analisis regresi *Cox*. Dengan demikian, maka pada penelitian ini akan digunakan metode Bayesian untuk mengestimasi parameter, dengan mempertimbangkan hasil estimasi parameter dengan *Newton-Raphson* sebagai *pseudo-prior*.

## 2.7. Analisis Bayesian

Dalam teori estimasi, dikenal dua pendekatan yaitu pendekatan statistika klasik dan pendekatan statistika global yaitu Bayesian. Inferensi statistik dengan pendekatan Bayesian berbeda dengan pendekatan statistika klasik. Statistika klasik adalah statistika dimana tatacara pengambilan keputusan didasarkan hanya pada data sampel yang diambil dari populasi. Pendekatan statistika klasik memandang parameter  $\beta$  sebagai parameter bernilai tetap. Sedangkan statistika Bayesian dalam pengambilan keputusannya berdasarkan informasi baru dari data yang diamati (sampel) dan pengetahuan sebelumnya (Wong, et al 2009). Pendekatan statistika Bayesian memandang parameter  $\beta$  adalah sebagai variabel random yang memiliki distribusi, disebut distribusi prior. Distribusi prior digunakan untuk mencari distribusi posterior sehingga diperoleh

estimator Bayesian yang merupakan *mean* atau modus dari distribusi posterior. Apabila data observasi dinyatakan sebagai  $x$  sedangkan parameter data dinyatakan sebagai  $\beta$ . Distribusi  $\beta$  dengan syarat  $x$  diberikan melalui teorema Bayes dalam persamaan (2.14).

$$p(\beta | x) = \frac{l(x | \beta)p(\beta)}{p(x)} \quad (2.14)$$

Persamaan (2.14) disebut metode yang melakukan *update* informasi prior parameter  $\beta$  ( $p(\beta)$ ) dari data sebelum pengamatan dilakukan menggunakan informasi sampel dalam *likelihood* data  $l(x | \beta)$  untuk mendapatkan informasi posterior  $p(\beta | x)$  yang digunakan dalam pengambilan keputusan.  $p(x)$  merupakan *normalized constant*. Distribusi posterior merupakan *likelihood* dari distribusi prior sehingga dapat dituliskan dalam Persamaan (2.15)

$$p(\beta | x) \propto l(x | \beta)p(\beta) \quad (2.15)$$

Distribusi prior merupakan informasi awal yang dibutuhkan dalam membentuk distribusi posterior. Selain itu, juga dibutuhkan informasi dari sampel yang dinyatakan melalui *likelihood*. Secara garis besar terdapat empat macam distribusi prior (Box & Tiao, 1973).

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

Pada model kompleks, distribusi posterior terlalu sulit untuk memecahkan permasalahan untuk memperbarui parameter dari

sampel melalui distribusi posterior. Dengan *Markov Chain Monte Carlo* (MCMC) dapat menyelesaikan hal tersebut. MCMC dapat digunakan untuk membentuk model yang sangat kompleks, berdimensi tinggi atau sifat data yang berkorelasi tinggi. Ide dasar dari MCMC adalah membenagkitkan sebuah *Markov Chain* dengan simulasi *Monte Carlo* yang beriterasi, sehingga didapatkan distribusi posterior yang stasioner (Sorensen & Gianola, 2002). *Gibbs sampling* adalah algoritma MCMC yang mencakup iteratif sampling dari tiap distribusi bersyarat, dimana parameter  $\beta$  dipartisi menjadi beberapa bagian yaitu  $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ . Bentuk distribusi *full conditional* untuk masing-masing parameter adalah  $p(\beta_1 | \mathbf{x}, \beta_2, \dots, \beta_p), \dots, p(\beta_p | \mathbf{x}, \beta_1, \dots, \beta_{p-1})$  atau secara sederhana dapat ditulis  $\beta^{(1)}, \beta^{(2)}, \dots, \beta^{(p)}$  (Congdon, 2003). *Gibbs sampling* bekerja dengan langkah-langkah sebagai berikut.

Langkah 1. Mengambil nilai  $m=0$  dan menentukan nilai inisial (*initial value*) dari  $\beta^{(0)} = (\beta_1^{(0)}, \beta_2^{(0)}, \dots, \beta_p^{(0)})$ .

Langkah 2. Membangkitkan tiap komponen dari

$$\beta^{(m+1)} = (\beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \dots, \beta_p^{(m+1)})$$

dimana,

$$\text{Nilai } \beta_1^{(m+1)} \text{ berasal dari } p(\beta_1 | \mathbf{x}, \beta_2^{(m)}, \dots, \beta_p^{(m)}).$$

⋮

$$\text{Nilai } \beta_p^{(m+1)} \text{ berasal dari } p(\beta_p | \mathbf{x}, \beta_1^{(m+1)}, \beta_2^{(m+1)}, \dots, \beta_{p-1}^{(m+1)}).$$

Langkah 3. Mengambil nilai  $m_1 = m + 1$ ,  $m_2 = m + 2$ , ...,  $m_x = m + x$  dan diulangi Langkah 1 dan Langkah 2.

Langkah 4. Anggap  $\beta^{(1)}, \beta^{(2)}, \dots, \beta^{(x)}$  sampai sampel untuk analisis posterior.

Langkah 5. Membuat *plot* distribusi posterior.

Langkah 6. Mendapatkan *mean*, median, simpangan baku dari distribusi posterior.

Selang kepercayaan Bayes  $(1-\alpha)100\%$  untuk  $\beta$  dapat diperoleh dengan menghitung selang yang berpusat pada median posterior, dengan rumus pada persamaan (2.16).

$$P(a \leq \mu \leq b) = 1 - \alpha \quad (2.16)$$

Hasil estimasi parameter dikatakan signifikan apabila memenuhi kriteria sebagaimana ditampilkan dalam Tabel 2.3 (Gilks, Richardson, & Spiegelhalter, 1996).

**Tabel 2. 3** Kriteria Signifikansi Parameter

<i>Credible Interval</i>			<b>Keterangan</b>
<i>A</i>	<b>Median</b>	<b>1-<math>\alpha</math></b>	
+	+	+	Estimasi bernilai positif
-	-	-	Estimasi bernilai negatif

## 2.8. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan apabila terdapat lebih dari satu model yang layak untuk digunakan. Banyak kriteria yang dapat digunakan dalam menentukan model terbaik, salah satunya yaitu DIC (*Deviance Information Criteria*). DIC merupakan pengembangan dari AIC (*Akaike Information Criterion*). Apabila digunakan untuk model non hierarki nilai AIC dan DIC hampir sama, akan tetapi apabila digunakan pada model hierarki nilai AIC dan DIC berbeda. AIC mempertimbangkan parameter aktual dalam model, sedangkan DIC mempertimbangkan parameter efisien dalam model. Spiegelhalter, Best, Carlin dan Linde (2002) memperkenalkan DIC sebagai kriteria dalam pemilihan model terbaik dengan mempertimbangkan kompleksitas model. Ukuran kompleksitas model dinyatakan dengan  $P_D$  yang merupakan selisih antara rata-rata *posterior* dari *deviance*  $\bar{D}$  dan *deviance posterior* taksiran parameter. Rumus untuk memperoleh nilai *deviance* dapat dituliskan seperti persamaan (2.17).

$$D(\mathcal{G}) = -2 \log(L(z) | \mathcal{G}) \quad (2.17)$$

dengan  $L(z | \mathcal{G})$  adalah fungsi *likelihood*  $z$  dan syarat  $\mathcal{G}$  diketahui. Rata-rata *deviance posterior* dinyatakan dalam bentuk persamaan (2.18).

$$\bar{D}(\mathcal{G}) = E(D(\mathcal{G})) \quad (2.18)$$

dan deviance yang dihitung pada rata-rata posterior  $\mathcal{G}$  seperti pada persamaan (2.19).

$$D(\bar{\mathcal{G}}) = D(E(\mathcal{G})) \quad (2.19)$$

Banyaknya parameter yang efektif dalam model dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (2.20).

$$P_D = \bar{D}(\hat{\mathcal{G}}) - D(\hat{\mathcal{G}}) \quad (2.20)$$

sehingga diperoleh DIC seperti pada persamaan (2.21).

$$DIC = \bar{D}(\mathcal{G}) + P_D \quad (2.21)$$

Model dengan DIC lebih kecil merupakan model yang lebih baik dibandingkan model alternatif lainnya.

## 2.9. Kanker Serviks

Kanker terjadi apabila sel-sel yang tumbuh di luar kendali. Hal tersebut terjadi karena sel-sel tubuh yang seharusnya melewati fase pertumbuhan, pembelahan, dan akhirnya mati, akan tetapi sel tersebut mengalami perubahan dalam unit penyusunnya sehingga tidak melewati fase sel secara normal. Perubahan DNA disebut mutasi sel, dapat merubah sel-sel terus tumbuh dan mengalami pembelahan diri. Sel-sel tersebut tidak lagi memberi respon untuk menghentikan pembelahan diri dan proses ini menghasilkan massa sel dari satu jenis yaitu tumor. Proses pertumbuhan sel kanker serviks disajikan pada Tabel 2.4.

**Tabel 2. 4** Stage Kanker Serviks berdasarkan FIGO (The International Federation of Gynecology and Obstetrics)

<i>Stage</i>	<b>Deskripsi</b>
0	Karsinoma setempat yaitu ditemukannya ada sel kanker yang telah menyebar ke jaringan sekitar (stroma).
I	Kanker hanya sebatas pada serviks. Ia. Kanker meyebar ke dalam jaringan penopang dengan ukuran sekitar 5 mm kedalam dan 7 mm lebarnya. Ia1. Penyebaran ke dalam jaringan penopang dengan kedalaman kurang dari 3 mm.

**Tabel 2.4** Stage Kanker Serviks berdasarkan FIGO (*The International Federation of Gynecology and Obstetrics*) (Lanjutan)

II	Kanker meluas ke rahim. IIa. Tidak ada tanda yang jelas menyebar ke jaringan lunak yang bersebelahan ( <i>parametrium</i> ). IIb. <i>Parametrium</i> jelas tertular.
III	Kanker meluas sampai ke vagina atau menyebabkan gangguan pada fungsi ginjal. IIIa. Tumor sampai ke vagina. IIIb. Tumor meluas sampai ke pinggul dan atau mempengaruhi kemampuan ginjal untuk mengeluarkan <i>urine</i> ( <i>hidronefrosis</i> ).
IV	<i>Karsinoma</i> telah meluas di luar pinggul atau menyerang kandung kemih atau rektum. IVa. Tumor menyebar ke kandung kemih atau rektum. IVb. Tumor ditemukan di luar pinggul.

**Sumber:** World Health Organization (2005)

Sel telur yang lepas dari *ovarium* akan terbawa darah ke tempat lain didalam tubuh, misalnya di paru-paru. Pada penderita kanker serviks, sel telur yang mengandung sel kanker tersebut tumbuh di tempat barunya (bukan di rahim). Apabila sel telur mengandung kanker tersebut tidak ditangani maka kanker akan pindah ke tempat barunya (Dizon, Krycman, & DiSilvetto, 2011). Awal mulanya sel tersebut tidak menunjukkan aktivitas yang berarti, akan tetapi setelah beberapa periode selanjutnya sel tersebut akan kambuh. Pada umumnya wanita akan terdiagnosa kanker serviks setelah 2 tahun masa kambuhnya. Semakin tinggi stadium kanker servik yang dideritanya maka semakin tinggi resiko kambuhnya. Kekambuhan dapat ditemukan didekat kanker awal (lokal) atau dilokasi yang baru (McCormick & Guintoli, 2011). Banyak faktor yang berkaitan dengan perkembangan kanker serviks, antara lain :

1. Terinfeksi *Human Papilloma Virus* (HPV)

Menurut *American Cancer Society*, penyebab utama kanker serviks adalah karena infeksi virus yang bernama *human papilloma virus* (HPV). Jenis virus HPV yang paling fatal adalah HPV tipe 16 dan 18. Cara penyebaran virus ini adalah me-

lalui hubungan seksual terutama dengan berganti-ganti pasangan. Virus ini dapat berpindah melalui sentuhan kulit.

2. Terinfeksi *Human Immunodeficiency Virus* (HIV)  
*Human Immunodeficiency Virus* (HIV) adalah virus yang merusak sistem kekebalan tubuh dan meningkatkan resiko terinfeksi HPV pada perempuan. Hal ini menjelaskan bahwa perempuan yang terjangkit AIDS mengalami peningkatan resiko untuk kanker serviks.
3. Terinfeksi *Chalmydia*  
*Chalmydia* pada umumnya adalah jenis bakteri yang dapat menginfeksi sistem reproduksi yang menyebar melalui hubungan seksual. Beberapa penelitian menyebutkan perempuan yang hasil tes darahnya menunjukkan tanda-tanda dari infeksi *chalmydia* memiliki resiko yang tinggi untuk kanker serviks dibandingkan dengan perempuan dengan hasil tes normal (Society, 2014).
4. Usia  
Rata-rata perempuan yang menderita kanker serviks adalah pada usia sekitar 50 tahun (McCormick & Guintoli, 2011). Namun, satu dari lima perempuan dengan kanker serviks setidaknya berusia 75 tahun. Dengan bertambahnya usia perempuan, maka resiko untuk kanker serviks mengalami peningkatan. Perempuan dengan usia lanjut mungkin tidak menjalani penapisan yang cukup untuk kanker serviks, dan bila kanker ditemukan, terlalu sering diabaikan atau tidak cukup diobati. Akibatnya, perempuan dengan usia lanjut sering memiliki kanker yang lebih buruk dari pasien yang lebih muda.
5. Penggunaan pil KB  
Analisis literatur yang baru-baru ini menyimpulkan bahwa mungkin terdapat kenaikan resiko dua kali lipat berkembangnya kanker serviks diantara perempuan yang menggunakan pil KB selama lebih dari 5 tahun (Society, 2014).
6. Merokok  
Perempuan yang merokok cenderung mengalami kanker serviks dua kali lipat dibandingkan bukan perokok karena

tembakau merusak DNA dari sel serviks dan berkontribusi untuk mengembangkan kanker serviks. Merokok juga dapat membuat sistem kekebalan tubuh berkurang untuk melawan infeksi HPV (McCormick & Guintoli, 2011).

7. Kelebihan berat badan (*Overweight*)  
Perempuan yang memiliki kelebihan berat badan memungkinkan untuk mengembangkan *adenocarcinoma* (kanker tipe kelenjar yang muncul dari bagian-bagian berbeda dari badan) pada serviks (Society, 2014).
8. Riwayat keluarga menderita kanker serviks  
Perempuan yang memiliki ibu atau saudara perempuan dengan kanker serviks maka beresiko dua sampai tiga kali lebih tinggi dari pada tidak memiliki keluarga dengan kanker serviks.
9. Aktivitas seksual  
Penelitian telah menemukan indikator bahwa sejumlah aktivitas seksual, termasuk jumlah pasangan seksual, umur saat melakukan hubungan seksual pertama kali, berapa kali telah hamil, dan sejarah penyakit menular yang dideritanya, menunjukkan bahwa semakin banyak aktivitas seksual tersebut maka semakin besar kemungkinan dia terinfeksi HPV (Dizon, Krycman, & DiSilvetto, 2011). Menurut *American Cancer Society* (2014) perempuan yang telah hamil 3 kali atau lebih, memiliki peningkatan resiko untuk menderita kanker serviks.

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

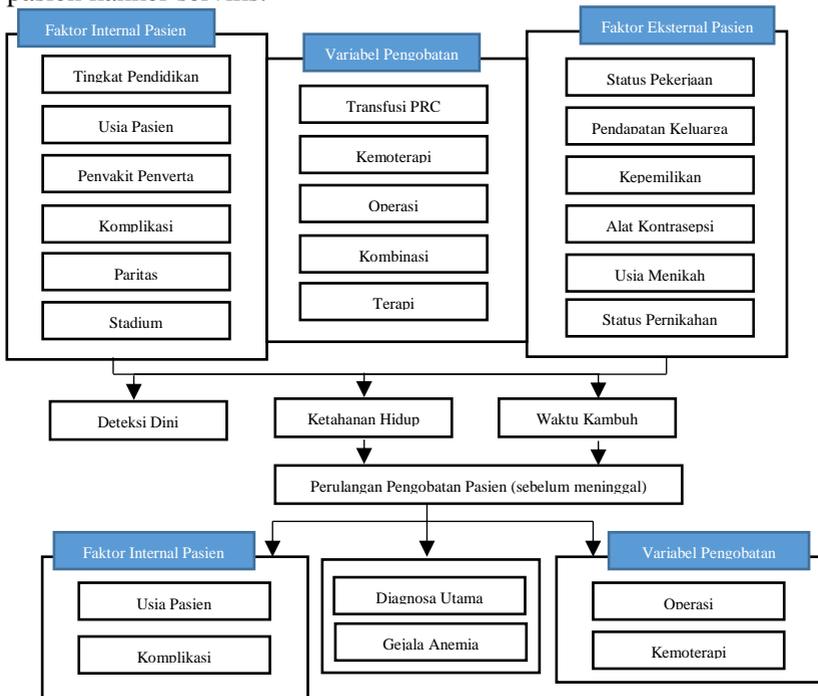
#### **3.1. Sumber Data**

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder hasil rekam medik pasien kanker serviks yang pernah melakukan pengobatan atau menjalani perawatan di Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Soetomo Surabaya mulai tanggal 1 Januari 2013 sampai dengan 21 November 2016. Berdasarkan data rekam medik selama selang waktu tersebut diketahui bahwa pada tahun 2013 terdapat 61 pasien yang meninggal, tahun 2014 terdapat 63 pasien yang meninggal, pada tahun 2015 terdapat 55 pasien yang meninggal, dan pada tahun 2016 terdapat 19 pasien yang meninggal. Jadi subjek penelitian ini sebanyak 198 pasien kanker serviks yang meninggal dunia. Setiap pasien yang meninggal dimungkinkan telah melakukan pengobatan minimal satu kali atau lebih. Pasien yang berobat ke RSUD dr. Soetomo berasal dari seluruh provinsi di Indonesia. *Record* pengobatan yang dilakukan pasien sebelum melakukan pengobatan di RSUD Dr. Soetomo tidak diperhatikan dalam penelitian ini.

#### **3.2. Kerangka Konsep Penelitian**

Penelitian yang membahas kanker serviks telah banyak dilakukan, terutama dibidang kesehatan. Selain di bidang kesehatan, beberapa bidang studi tertentu juga turut andil dalam penelitian yang membahas kanker serviks. Penelitian ini didasari penelitian yang telah dilakukan sebelumnya. Dalam penelitiannya, I Ketut Suwiyoga (2003) menyimpulkan bahwa tingkat pendidikan adalah faktor dominan yang mempengaruhi deteksi dini penemuan kasus baru kanker serviks. Kebanyakan wanita merasa malu, malas, bahkan bersikap acuh terhadap penyakit yang dideritanya (kanker serviks) sehingga penyakit tersebut terdeteksi setelah stadium atas. Selanjutnya, Setyarini dan Eka (2009) dalam penelitiannya didapatkan kesimpulan bahwa usia pasien, usia menikah pasien, paritas, dan penggunaan alat kontrasepsi oral merupakan faktor yang signifikan mempengaruhi kejadian kanker serviks. Dalam

jurnal Keperawatan Maternitas, Sriwahyuni (2008) menyimpulkan bahwa dukungan suami untuk melakukan pemeriksaan kanker serviks merupakan faktor yang paling mempengaruhi kejadian kanker serviks. Tingkat pendidikan, status pernikahan, status pekerjaan, pendapatan keluarga, dan kepemilikan tabungan adalah faktor signifikan yang mempengaruhi kejadian kanker serviks, berdasarkan penelitian oleh Nuris Fikriana Mauliddah pada tahun 2015. Dengan bertambahnya usia perempuan, maka resiko untuk kanker serviks mengalami peningkatan (McCormick & Guintoli, 2011). Pamungkas (2012) dalam publikasi ilmiahnya menyebutkan bahwa penyakit penyerta yang meliputi anemia, trombositopenia, diabetes militus, dan kombinasi diantara penyakit tersebut merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks.



**Gambar 3. 1** Kerangka Konsep Penelitian

Gambar 3.1 menjelaskan bahwa penelitian yang pernah dilakukan di bidang kesehatan maupun disiplin ilmu lainnya didapatkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap kasus kanker serviks. Peneliti menggunakan faktor internal seperti usia pasien dan komplikasi dikarenakan faktor tersebut diduga berpengaruh signifikan terhadap perulangan pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks. Begitu pula untuk variabel pengobatan peneliti menggunakan status operasi dan kemoterapi karena kedua variabel tersebut diduga mempengaruhi perulangan pengobatan pasien. Faktor eksternal tidak digunakan karena keterbatasan informasi yang didapat dari hasil rekam medik, akan tetapi peneliti menambahkan variabel diagnosa utama dan gejala anemia dimana kedua variabel tersebut belum dilakukan penelitian sebelumnya.

### 3.3. Struktur Data Penelitian

Struktur data untuk penelitian ini disajikan pada Tabel 3.1, dimana variabel tujuannya adalah berapa kali perulangan suatu pasien kanker serviks berobat ke Rumah Sakit Umum Daerah Dr. Soetomo (sampai pasien tersebut dinyatakan meninggal), dengan 5 variabel prediktor yang menunjukkan faktor-faktor yang diduga berpengaruh terhadap banyaknya perulangan pasien kanker serviks berobat ke RSUD dr. Soetomo.

**Tabel 3. 1** Struktur Data Penelitian

Variabel Respon	Variabel Prediktor			
	$x_1$	$x_2$	...	$x_5$
$y_1$	$x_{11}$	$x_{21}$	...	$x_{51}$
$y_2$	$x_{12}$	$x_{22}$	...	$x_{52}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
$y_n$	$x_{1n}$	$x_{2n}$	...	$x_{5n}$

Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri atas 5 variabel prediktor dan sebuah variabel respon, dijelaskan sebagai berikut.

1. Variabel respon (Y) adalah frekuensi pemeriksaan yang dilakukan pasien kanker serviks ke RSUD Dr. Soetomo sebelum dinyatakan meninggal, yaitu :
  - 1 : jika hanya melakukan satu kali pemeriksaan saja dan meninggal.
  - 2 : jika pasien melakukan pengobatan sebanyak dua kali dan meninggal.
  - 3 : jika pasien melakukan pengobatan sebanyak tiga kali dan meninggalDan seterusnya.
2. Variabel prediktor (X), terdiri dari variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap variabel respon, yaitu :
  - a. Usia ( $X_1$ ), menyatakan usia pasien penderita kanker serviks yang berobat ke RSUD Dr. Soetomo. Variabel usia memiliki skala rasio.
  - b. Kemoterapi ( $X_2$ ), menyatakan jumlah kemoterapi yang dilakukan oleh pasien kanker serviks sebelum meninggal dunia. Variabel kemoterapi memiliki skala rasio.
  - c. Komplikasi ( $X_3$ ), menyatakan ada tidaknya komplikasi ketika melakukan pengobatan ke RSUD Dr. Soetomo. Variabel komplikasi adalah variabel dikotom memiliki skala biner (numerik).
    - 0 : jika tidak terjadi komplikasi.
    - 1 : jika terjadi komplikasi.
  - d. Status Anemia ( $X_4$ ), menyatakan apakah penderita kanker serviks memiliki penyakit anemia atau tidak. Variabel status anemia adalah variabel dikotom memiliki skala biner (numerik).
    - 0 : jika tidak menunjukkan gejala anemia.
    - 1 : jika menunjukkan gejala anemia.
  - e. Status operasi ( $X_5$ ), menyatakan apakah penderita kanker serviks melakukan operasi pengangkatan kanker di RSUD Dr. Soetomo atau tidak. Variabel status operasi merupakan variabel dikotom yang memiliki skala pengukuran biner (numerik).

0 : jika tidak melakukan operasi.

1 : jika melakukan operasi.

Untuk pemodelan dengan *mixture*-geometri dilakukan dengan meminjam variabel lain sebagai pemisah yaitu variabel diagnosa utama. Variabel diagnosa utama merupakan ada tidaknya alasan yang menyertai pasien tersebut harus melakukan rawat inap. Variabel diagnosa utama adalah variabel dikotom yang memiliki skala pengukuran numerik, bernilai 0 jika tidak ada alasan tertentu pasien melakukan rawat inap, bernilai 1 jika terdapat alasan pada pasien untuk melakukan rawat inap. Alasan tertentu tersebut adalah diagnosa terhadap penyakit ataupun perlakuan yang harus diberikan kepada pasien.

### **3.4. Prosedur Pengambilan Data**

Data penelitian didapatkan dari data rekam medik pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo dimana variabel yang tercantum dalam data rekam medik antara lain kode identitas pasien, tanggal masuk rumah sakit, tanggal keluar rumah sakit, usia pasien, diagnosa utama, komplikasi, gejala sekunder, tanggal operasi, status anemia, kode domisili, dan variabel lainnya. Setiap pasien yang melakukan pemeriksaan kanker serviks ke RSUD Dr. Soetomo dilakukan pencatatan berdasarkan variabel yang telah tercantum dalam rekam medik tersebut. Pencatatan data rekam medik pasien dilakukan berdasarkan urutan waktu kedatangan pasien. Data yang didapat dari hasil rekam medik masih berupa *hardfile* (*print file*) sehingga peneliti harus melakukan imputasi data secara manual. Langkah pertama yang dilakukan setelah melakukan imputasi data adalah melakukan seleksi pasien yang meninggal. Selanjutnya mencari identitas pasien yang sama sehingga diketahui jumlah perulangan pemeriksaan yang dilakukan pasien tersebut sebelum dinyatakan meninggal dunia. Kemudian peneliti melakukan *processing* terhadap variabel prediktor dari data pasien yang bersangkutan.

### **3.5. Langkah Analisis**

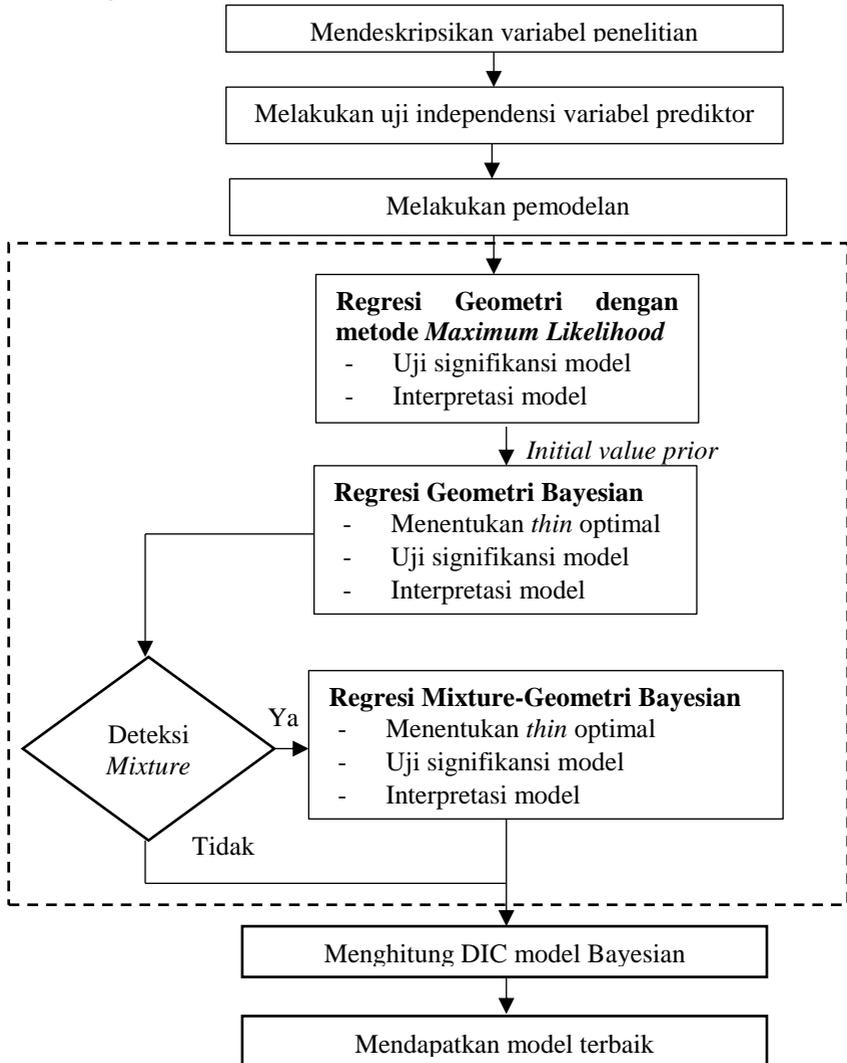
Langkah-langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

- Langkah 1. Mendeskripsikan data pasien kanker serviks di RSUD Dr.Soetomo pada tahun 2013 sampai dengan 2016 berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhinya
- Langkah 2. Melakukan uji independensi variabel prediktor untuk mengetahui ada tidaknya multikolinearitas.
- Langkah 3. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi perulangan pasien kanker serviks di RSUD Dr.Soetomo untuk berobat secara *frekuentis* yakni dengan metode *Maximum Likelihood*. Estimasi parameter yang didapatkan akan menjadi *initial value* parameter model Bayesian.
- Langkah 4. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi perulangan pasien kanker serviks di RSUD dr.Soetomo untuk berobat dengan regresi Bayesian *non mixture*.
- (a) Dengan menerapkan *pseudo-prior*, hasil estimasi secara *frekuentist* dijadikan nilai pada parameter estimasi Bayesian. Pemodelan *frekuentist* didapatkan parameter *mean* dan *standard deviation* masing-masing parameter. Nilai tersebut dijadikan nilai prior pada estimasi Bayesian.
  - (b) Melakukan simulasi model untuk mendapatkan nilai *thin* optimal. *Thin* optimal apabila model yang didapat tidak terdapat autokorelasi.
  - (c) Melakukan cek model apakah sudah konvergen dan memenuhi asumsi *irreducible* serta *aperiodic* berdasarkan plot *density* dan plot *series iteration*.
  - (d) Melakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Uji signifikansi dilakukan dengan menggunakan *highest posterior distribution*.
  - (e) Menginterpretasikan model yang diperoleh berdasarkan *odds ratio* dan nilai peluang dari model *Geometric Regression* yang terbentuk.

- (f) Menggunakan pendekatan distribusi binomial negatif untuk melakukan estimasi parameter model (apabila tidak ada parameter yang signifikan) dan mengulangi Langkah 4 (b) sampai Langkah 4 (e).
- Langkah 5. Memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi perulangan pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo untuk berobat dengan Bayesian *mixture geometri regression*.
- Melakukan simulasi model untuk mendapatkan nilai *thin* optimal. *Thin* optimal apabila model yang didapat tidak terdapat autokorelasi.
  - Melakukan cek rantai markov apakah sudah ergodik dan konvergen dengan asumsi *irreducible, recurrent* serta *aperiodic* berdasarkan plot *density* dan plot *series iteration*.
  - Melakukan uji signifikansi parameter untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon. Uji signifikansi dilakukan dengan menggunakan *highest posterior distribution*.
  - Menginterpretasikan model yang diperoleh berdasarkan *odds ratio* dan nilai peluang dari model *Mixture-Geometric Regression* yang terbentuk.
  - Menggunakan pendekatan distribusi binomial negatif untuk melakukan estimasi parameter model dan mengulangi Langkah 4 (b) sampai Langkah 4 (e).
- Langkah 6. Menghitung masing-masing nilai *Deviance Information Criterion* (DIC) dan membandingkan model yang didapat berdasarkan nilai DIC. Model dengan nilai DIC terkecil adalah model terbaik. Jika diperlukan maka dihitung pula nilai *sum of square error* dari model yang terbentuk.
- Langkah 7. Menarik kesimpulan dan saran dari hasil analisis perulangan pasien kanker serviks berobat ke RSUD Dr. Soetomo.

### 3.6. Diagram Alir

Langkah-langkah analisis dalam penelitian dapat ditunjukkan dalam diagram alir dalam Gambar 3.2.



**Gambar 3. 2** Diagram Alir Penelitian

## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Bab ini berisi tentang penyelesaian permasalahan dan menjawab tujuan penelitian. Dalam bab ini akan membahas tentang karakteristik data pasien kanker serviks, pemodelan perulangan pasien kanker serviks dengan regresi geometri Bayesian, pemodelan perulangan pasien kanker serviks dengan regresi *mixture*-geometri Bayesian, dan pemilihan model terbaik.

#### **4.1. Karakteristik Data Pasien Kanker Serviks**

Sebelum mendeskripsikan karakteristik pasien kanker serviks, terlebih dahulu melakukan *pre processing* data. Sejak tahun 2013 sampai dengan tahun 2016, di Rumah Sakit Dr.Soetomo terdapat 1721 data kedatangan pasien kanker serviks dari berbagai daerah di Indonesia, dimana sebanyak 198 pasien dinyatakan meninggal dunia. *Pre processing* dilakukan untuk mengetahui jumlah per-ulangan pengobatan pasien kanker serviks beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya. Langkah-langkah *pre processing* dilakukan sebagai berikut.

- Langkah 1. Menghitung perulangan pasien yang berobat ke RSUD Dr.Soetomo baik yang masih hidup maupun yang sudah meninggal dunia. Selanjutnya hasil yang diperoleh dipilah berdasarkan pasien yang meninggal dunia, dengan demikian data untuk variabel respon telah didapatkan. Untuk mempermudah dalam melakukan tahap ini, maka dilakukan dengan menggunakan *syntax* pada Lampiran 1.
- Langkah 2. Melakukan *processing* pada indikator (variabel prediktor) untuk masing-masing identitas pasien yang didapatkan pada Langkah 1 dengan menggunakan *software* Microsoft Excel. Formula untuk mendapatkan indikator masing-masing variabel prediktor ditampilkan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Formulasi *Pre-Processing* Variabel Independen

<b>Variabel</b>	<b>Formula di Excel</b>
Umur	=ROUNDUP(AVERAGEIFS('Data Asli'!\$B\$2:\$B\$7622,'Data Asli'!\$A\$2:\$A\$7622,B2),0)
Jumlah Kemoterapi	=SUMIFS('Data Asli'!\$D\$2:\$D\$7622,'Data Asli'!\$A\$2:\$A\$7622,B2)
Status Komplikasi	=IF(SUMIFS('Data Asli'!\$E\$2:\$E\$7622,'Data Asli'!\$A\$2:\$A\$7622,B2)>0,1,0)
Status Anemia	=IF(SUMIFS('Data Asli'!\$G\$2:\$G\$7622,'Data Asli'!\$A\$2:\$A\$7622,B2)>0,1,0)
Status Operasi	=IF(SUMIFS('Data Asli'!\$H\$2:\$H\$7622,'Data Asli'!\$A\$2:\$A\$7622,B2)>0,1,0)

Berdasarkan Tabel 4.1 diketahui bahwa variabel umur didapatkan dengan cara melakukan rata-rata umur masing-masing pasien selama pengobatan dan melakukan pembulatan ke atas. Variabel jumlah kemoterapi didapatkan dengan cara menghitung banyaknya kemoterapi yang dilakukan oleh pasien. Variabel status komplikasi didapatkan dengan cara melakukan rata-rata pada masing-masing identitas pasien, apabila nilai rata-rata sama dengan 0 maka pasien tersebut tidak menderita komplikasi, sebaliknya jika nilai rata-rata tidak sama dengan 0 maka nilai tersebut dirubah ke angka 1 yang mengindikasikan bahwa pasien tersebut mengalami komplikasi. Hal yang sama dilakukan untuk status anemia, dan status operasi.

Langkah 3. Melakukan imputasi *missing value* sebagaimana ditampilkan pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** *Missing Value* Variabel Prediktor

<b>Variabel</b>	<b>Jumlah <i>Missing Value</i></b>
Usia	1
Status Kemoterapi	0
Komplikasi	0
Status Anemia	0
Status Operasi	0

Dalam Tabel 4.2 diketahui bahwa variabel usia terdapat *missing value* sebanyak satu pengamatan, sedangkan variabel lainnya tidak terdapat *missing value*. Imputasi *missing value* pada variabel usia dengan menggunakan *mean single imputation* yakni mengganti *missing value* dengan rata-rata variabel tersebut. Dengan demikian maka *missing value* pada variabel usia tersebut diganti dengan nilai 49 karena *mean* pengamatan sebesar 48,4619.

Distribusi geometri adalah distribusi binomial negatif dengan nilai dispersi sebesar 1 (mengindikasikan kejadian sukses pertama). Meninggalnya pasien kanker serviks merupakan kejadian sukses pada distribusi geometri setelah pasien tersebut melakukan be-berapa pengobatan.

Sebanyak 198 pasien kanker serviks dinyatakan meninggal dunia selamat kurun waktu 2013 sampai 2016. Rata-rata ( $\mu$ ) jumlah perulangan pengobatan pasien kanker serviks adalah 2,7626. Distribusi geometri memiliki nilai peluang sukses sebesar  $1/\mu$ . Sehingga peluang pasien kanker serviks meninggal dunia adalah sebesar 0,3620. Dengan demikian maka peluang meninggal dunia pada pengobatan ke- $x$  adalah sebagai berikut.

$$P(Y \leq y) = \sum_{i=1}^x (0,3620)(0,6380)^{i-1}$$

Apabila data perulangan pengobatan pasien kanker serviks dipisah berdasarkan variabel diagnosa utama, maka akan tampak terjadi perbedaan dalam rata-rata perulangan pengobatan yang dilakukan seperti ditampilkan pada Gambar 4.3 (a) dan Gambar 4.3 (b). Pasien kanker serviks yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap (diagnosa utama bernilai 1) memiliki rata-rata bertahan hidup sampai dengan 4 sampai 5 kali pengobatan atau dengan peluang kematian sebesar 0,2261. Sedangkan pasien kanker serviks yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap (diagnosa utama bernilai 0) memiliki rata-rata bertahan hidup tidak lebih dari 2 kali pengobatan, peluang kematiannya tinggi yakni sebesar 0,8559. Dengan demikian maka peluang meninggalnya pasien kanker serviks adalah sebagai berikut.

$$P(Y \leq y) = \begin{cases} \sum_{i=1}^x (0,2261)(0,7739)^{i-1}, & \text{jika diagnosa utama =1} \\ \sum_{i=1}^x (0,8559)(0,1441)^{i-1}, & \text{jika diagnosa utama =0} \end{cases}$$

Pasien kanker serviks yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap (diagnosa utama bernilai 1) memiliki rata-rata hidup yang lebih panjang daripada pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap.

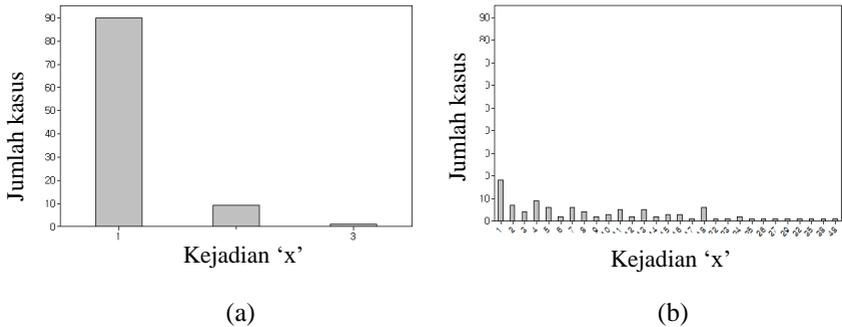
Karakteristik pasien kanker serviks yang berobat ke RSUD Dr. Soetomo disajikan dalam bentuk diagram batang, histogram, dan tabel kontingensi untuk melakukan deskripsi pada masing-masing variabel.

Perulangan pengobatan yang dilakukan oleh pasien kanker serviks, secara teori memiliki distribusi geometri dimana nilai perulangan paling sedikit bernilai 1 (tidak mungkin bernilai nol atau negatif). Konsep yang diterapkan dalam distribusi geometri adalah konsep peluang sukses. Simulasi data geometri dengan berbagai peluang ditampilkan dalam Gambar 4.1.

Berdasarkan pola data simulasi seperti pada Gambar 4.1 dapat diketahui bahwa semakin besar nilai parameter  $p$ , maka semakin kecil kejadian 'x'. Pada saat nilai  $p=0,9$  nilai maksimal kejadian 'x' adalah 3, berbeda pada saat nilai  $p=0,1$  nilai maksimal kejadian 'x' adalah 48. Dengan demikian maka semakin kecil nilai probabilitas-nya maka semakin banyak pula kejadian yang terjadi, yang berarti bahwa semakin lama mendapatkan kejadian sukses maka semakin kecil pula nilai parameter  $p$ . Apabila konsep tersebut diterapkan dalam data perulangan pengobatan pasien kanker serviks, maka didapatkan pola data sebagaimana tersaji dalam Gambar 4.2.

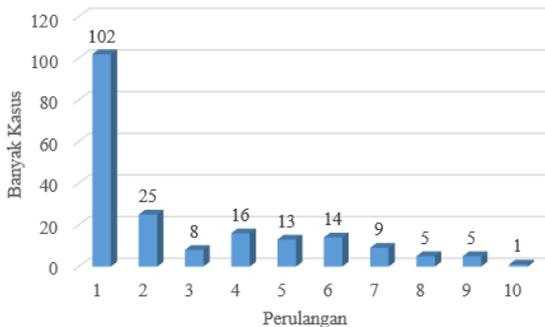
Gambar 4.1 diketahui bahwa pasien yang melakukan pengobatan sekali dan dinyatakan meninggal memiliki prosentase yang tinggi. Sebanyak 102 pasien atau lebih dari separuh pasien kanker serviks dinyatakan meninggal hanya dengan satu kali perulangan

pengobatan. Pasien yang hanya melakukan 2 kali pengobatan dan akhirnya meninggal dunia sebanyak 25 pasien.



**Gambar 4.1** Simulasi Data Berdistribusi Geometri (a)  $p=0,9$  (b)  $p=0,1$

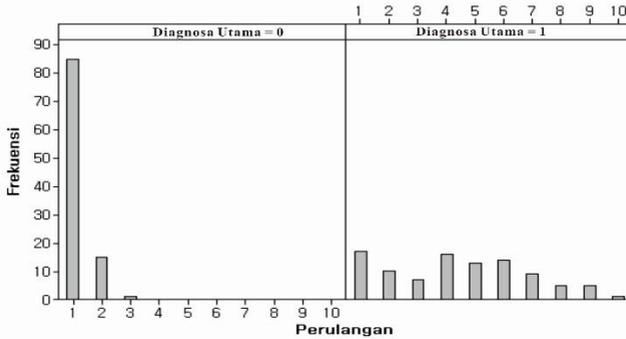
Gambar 4.1 diketahui bahwa jumlah pengobatan paling banyak yang dilakukan pasien kanker serviks sebanyak sepuluh pengobatan, akan tetapi hanya terdapat satu pasien saja yang bertahan hidup setelah pengobatan kesepuluhnya. Secara visual tampak terjadi kesenjangan dalam frekuensi pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks. Hal ini menyebabkan variansi data menjadi besar. Uji kesesuaian distribusi geometri pada data frekuensi pengobatan pasien kanker serviks tidak berlaku, akan tetapi konsep geometri pada data sudah jelas.



**Gambar 4.2** Pola Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks

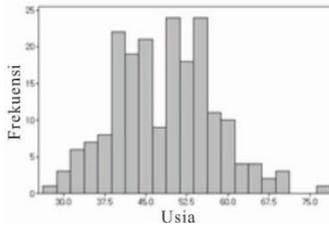
Jika dipilah berdasarkan variabel diagnosa utama (terdiri atas ada tidaknya alasan tertentu pasien melakukan rawat inap), maka

distribusi perulangan pengobatan pasien kanker serviks ditampilkan pada Gambar 4.3.

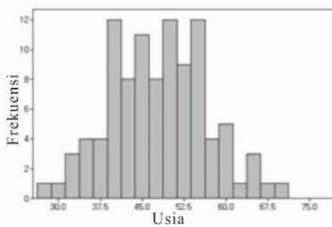


**Gambar 4.3** Pola Perulangan Pengobatan Pasien Kanker Serviks dengan Pemisah Variabel Diagnosa Utama

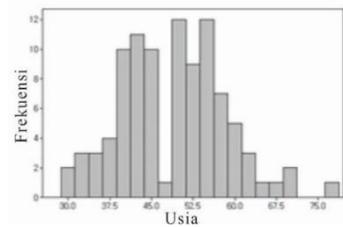
Karakteristik usia pasien kanker serviks yang berobat di RSUD Dr. Soetomo disajikan pada Gambar 4.4 (a), Gambar 4.4 (b) dan Gambar 4.4 (c).



(a)



(b)



(c)

**Gambar 4.4** (a) Karakteristik Keseluruhan Usia Pasien Kanker Serviks (b) Karakteristik Usia Pasien Kanker Serviks yang Memiliki Alasan Tertentu Untuk Melakukan Rawat Inap (c) Karakteristik Usia

Pasien Kanker Serviks yang Tidak Memiliki Alasan Tertentu  
Untuk Melakukan Rawat Inap

Sebaran umur pasien kanker serviks secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 4.4 (a) dimana pasien kanker serviks paling banyak pada kisaran usia 38 tahun sampai 46 tahun dan antara 48 sampai 58 tahun. Penderita kanker serviks dibawah usia 30 tahun dan diatas 75 tahun jarang dijumpai. Pada penderita yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap paling banyak dijumpai pada kisaran usia antara 38 sampai 60 tahun. Berbeda dengan pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap, pasien yang terdapat memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap untuk usia 46 sampai 48 tahun justru paling sedikit. Dengan demikian maka pada umur sekitar 38 sampai dengan 60 tahun adalah usia rentan terjangkit kanker serviks. Tabel 4.3 adalah penyajian statistika deskriptif pasien kanker serviks berdasarkan umur pasien.

**Tabel 4.3** Ukuran Statistik Pada Usia Pasien Kanker Serviks

<b>Ukuran Statistik</b>	<b>Data</b>	<b>Diagnosa</b>	<b>Diagnosa</b>
	<b>Keseluruhan</b>	<b>Utama = 0</b>	<b>Utama = 1</b>
Mean	48,462	47,960	48,979
Variansi	82,342	76,968	88,208
Minimum	27,000	27,000	29,000
Maksimum	77,000	71,000	77,000
Range	50,000	44,000	48,000

Usia 48 tahun merupakan usia paling banyak terdapat penderita kanker serviks. Pada penderita yang terdapat memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki variansi yang lebih besar daripada pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap. Sebagai upaya preventif bagi masyarakat bahwa sebelum usia 27 tahun lebih baik dilakukan pemeriksaan dini tentang kanker serviks sebagai langkah awal untuk mencegah timbulnya kanker serviks yang berujung kematian. Selanjutnya, karakteristik pasien kanker serviks berdasarkan jumlah kemoterapi ditampilkan pada Tabel 4.4. Variabel status kemoterapi adalah

variabel dikotom dari jumlah kemoterapi, apabila pasien pernah melakukan kemoterapi maka variabel dikotom status kemoterapi bernilai 1 dan 0 apabila tidak melakukan kemoterapi.

**Tabel 4.4** *Crosstabulation* Status Kemoterapi dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks

		Diagnosa Utama	
		0	1
Kemoterapi	Tidak	101	10
	Iya	0	87

Pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap di RSUD Dr. Soetomo tidak melakukan kemoterapi. Pasien yang melakukan kemoterapi adalah pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap yakni sebanyak 87 pasien, sedangkan 10 pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap tidak melakukan kemoterapi. Karakteristik pasien kanker serviks berdasarkan mengalami tidaknya komplikasi ditampilkan pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5** *Crosstabulation* Komplikasi dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks

		Diagnosa Utama	
		0	1
Komplikasi	Tidak	79	84
	Iya	22	13

Dibandingkan pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap, komplikasi lebih banyak diderita oleh pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap. Karakteristik pasien kanker serviks berdasar status anemia ditampilkan pada Tabel 4.6.

Pasien kanker serviks yang mengalami anemia, baik untuk pasien yang terdapat memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap maupun tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki jumlah yang sama. Akan tetapi jika dilihat

berdasarkan proporsinya, pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki proporsi yang lebih besar terkena anemia daripada pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap.

**Tabel 4.6** *Crosstabulation* Status Anemia dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks

		Diagnosa Utama	
		0	1
Anemia	Tidak	37	33
	Iya	64	64

Karakteristik pasien kanker serviks berdasarkan operasi yang dilakukan, disajikan pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7** *Crosstabulation* Status Operasi dan Diagnosa Utama Pasien Kanker Serviks

		Diagnosa Utama	
		0	1
Operasi	Tidak	92	84
	Iya	9	13

Operasi kanker serviks hanya dilakukan oleh 22 pasien dari 198 atau sekitar 11% saja. Pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap dan melakukan operasi sebanyak 13 dan 9 pasien yang melakukan operasi adalah pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap.

Sebelum melakukan pemodelan perulangan pasien kanker serviks, perlu dilakukan uji independensi terlebih dahulu. Uji independensi bertujuan untuk mengetahui hubungan antar variabel prediktor. Pada pemodelan dengan Bayesian, antar variabel prediktor harus saling bebas. Jika antar variabel prediktor ada interaksi akan mengakibatkan estimasi parameter sulit konvergen dan estimasinya bias. Pada penelitian ini terdapat 1 variabel (usia pasien) respon yang memiliki skala rasio dan 4 variabel berskala nominal. Untuk mempermudah dalam uji independensi variabel usia pasien

dengan variabel prediktor lainnya, maka variabel usia diubah menjadi variabel dikotomi. Rata-rata usia pasien sebesar 48,4646 tahun. Variabel buatan (dikotom) membagi usia pasien menjadi 2 kategori yaitu 0 jika berada dibawah usia rata-rata dan 1 jika diatas rata-rata. Begitu pula untuk variabel jumlah kemoterapi diubah ke variabel dikotom yaitu 1 jika pernah melakukan kemoterapi dan 0 jika tidak.

**Tabel 4.8** Uji Independensi Variabel Prediktor

Variabel 1	Variabel 2	$\phi$	$\chi^2$
Usia Pasien	Kemoterapi	0,0851	1,4355
Usia Pasien	Komplikasi	0,0786	1,2254
Usia Pasien	Anemia	-0,1255	3,1210
Usia Pasien	Operasi	-0,0428	0,3639
Kemoterapi	Komplikasi	-0,9001	1,6084
Kemoterapi	Anemia	-0,0051	0,0052
Kemoterapi	Operasi	0,0755	1,1302
Komplikasi	Anemia	0,0657	0,8556
Komplikasi	Operasi	-0,0795	1,2537
Anemia	Operasi	0,0261	0,1353

Uji independensi dilakukan dengan uji Phi karena bentuk tabel kontingensi berukuran  $2 \times 2$ . Tabel 4.8 adalah hasil uji independensi antar variabel prediktor dengan menggunakan uji Phi. Dengan menggunakan tingkat signifikansi 5%, tidak ada nilai *chi-square* yang melebihi  $\chi^2_{0,05,1}$  (3,8414). Hasil tersebut membuktikan bahwa interaksi antar variabel prediktor tidak ada yang signifikan, sehingga dapat disimpulkan bahwa antar variabel prediktor bersifat independen.

#### 4.2. Pemodelan Frekuensi Pengobatan dengan Bayesian

Sebelum melakukan pemodelan dengan regresi geometri Bayesian, terlebih dahulu melakukan pemodelan dengan metode

*Maximum Likelihood* dengan tujuan sebagai *initial value* prior pada metode Bayesian. Pemodelan regresi geometri dengan *Maximum Likelihood* dengan aplikasi R tidak tersedia, sehingga pemodelan dilakukan dengan pendekatan distribusi binomial negatif. Iterasi dalam program R adalah *Newton-Raphson*.

Estimasi parameter pada pemodelan perulangan pengobatan yang dilakukan pasien kanker di RSUD Dr. Soetomo ditampilkan pada Tabel 4.9.

**Tabel 4.9** Estimasi Parameter dengan iterasi *Newton-Raphson*

Parameter	Estimasi	<i>Standar Error</i>	Z	P-Value
Konstan	0,0207	0,5194	0,040	0,9682
Umur	-0,0018	0,0097	-0,188	0,8505
Kemoterapi	-0,3744	0,0508	-7,363	0,0000
Komplikasi (1)	-0,1165	0,2291	-0,509	0,6110
Anemia (1)	-0,3237	0,1896	-1,707	0,0877
Operasi (1)	-0,0077	0,2761	-0,028	0,9777

Dengan menggunakan tingkat signifikansi sebesar 5%, variabel yang mempengaruhi jumlah perulangan pengobatan yang dilakukan oleh pasien kanker serviks ke RSUD Dr. Soetomo adalah jumlah kemoterapi yang dilakukan pasien. Variabel umur, status komplikasi, status anemia dan status operasi tidak berpengaruh secara signifikan terhadap jumlah perulangan pengobatan pasien kanker serviks. Begitu pula *slope* model tidak signifikan yang berarti bahwa garis regresi dimulai dari nilai 0. Peluang kematian pasien kanker serviks berdasarkan variabel prediktor disajikan pada Tabel 4.10.

**Tabel 4.10** Peluang Kematian Pasien Kanker Serviks

Parameter	Estimasi	Peluang Kematian
Konstan	0,0207	
Umur	-0,0018	0,0018
Kemoterapi	-0,3744	0,3123*
Komplikasi (1)	-0,1165	0,1099
Anemia (1)	-0,3237	0,2765

Operasi (1)	-0,0077	0,0077
*signifikan pada tingkat signifikansi 5%		

Secara individu, estimasi parameter dengan *Newton-Raphson* menghasilkan nilai yang sesuai karena estimasinya bernilai negatif. Nilai tersebut apabila dikembalikan ke bentuk linear model akan didapatkan nilai peluang antara 0 dan 1. Dengan demikian maka model dugaan perulangan pengobatan pasien kanker serviks dengan metode *Maximum Likelihood* adalah sebagai berikut.

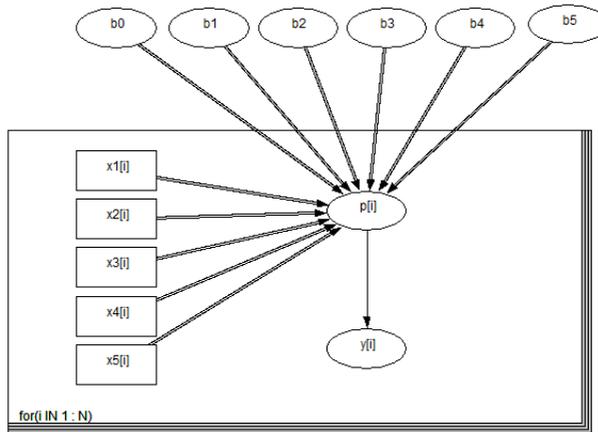
$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = \frac{1}{1 - e^{-3,3744 * \text{jumlah kemoterapi}}}$$

Peluang meninggalnya pasien kanker serviks hanya dipengaruhi oleh kemoterapi. Dalam model dugaan tersebut pasien yang tidak melakukan kemoterapi justru tidak memiliki peluang untuk meninggal dunia (dikarenakan peluangnya 0). Pasien yang melakukan satu kali kemoterapi memiliki peluang meninggal dunia sebesar 0,3120 atau dengan rata-rata bertahan hidup antara 3 sampai 4 kali pengobatan. Semakin banyak kemoterapi yang dilakukan maka semakin besar peluang pasien tersebut meninggal dunia. Peluang meninggalnya pasien kanker serviks mengikuti formula  $1 - e^{-0,3744 * \text{jumlah kemoterapi}}$  dan rata-rata bertahan hidup dengan formula  $\hat{\mu} = 1/\hat{p}$ .

Model tersebut tidak sesuai jika diterapkan dalam data dikarenakan semakin banyak kemoterapi yang dilakukan oleh pasien kanker serviks, seharusnya harapan hidup pasien tersebut lebih besar yang dibuktikan dengan peluang kematian yang kecil dan jumlah perulangan pengobatan yang banyak. Model dengan *Newton-Raphson* tidak dapat menangkap hasil estimasi yang sesuai. Seharusnya nilai *slope* estimasi bernilai positif dan signifikan yang akan berimbas bahwa semakin banyak kemoterapi maka semakin kecil peluang untuk meninggal dunia, serta jumlah perulangan pengobatan yang dilakukan semakin banyak.

Hasil estimasi parameter yang diperoleh dengan metode *Maximum Likelihood* tersebut digunakan sebagai nilai awal pada

regresi geometri Bayesian. Bentuk *doodle* regresi geometri Bayesian untuk memodelkan perulangan pengobatan pasien kanker serviks disajikan dalam Gambar 4.5.

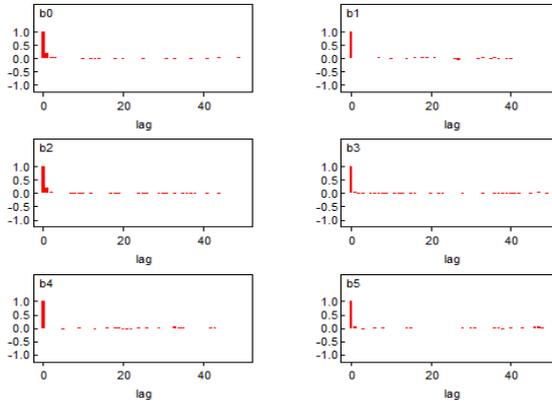


**Gambar 4.5** Doodle Regresi Geometri Bayesian

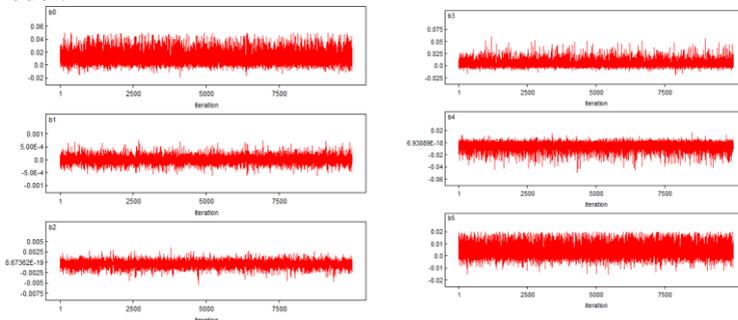
Berdasarkan Gambar 4.5 nilai  $p[i]$  adalah nilai *invers* dari *link function* yakni  $p[i] = 1 - e^{-\beta_0 + \beta_1 X_1[i] + \beta_2 X_2[i] + \beta_3 X_3[i] + \beta_4 X_4[i] + \beta_5 X_5[i]}$ . *Syntax doodle* tersebut disajikan pada Lampiran 2. Setelah menyusun *doodle* dan *syntaxnya*, selanjutnya adalah melakukan percobaan *thin* untuk mendapatkan model regresi yang tidak terdapat auto-korelasi. *Thin* merupakan kelipatan pengambilan iterasi, misalkan nilai *thin* adalah 50 maka pengambilan nilai iterasi ke-0, iterasi ke-50, iterasi ke-100, dan seterusnya. Peneliti telah melakukan simulasi *thin* mulai dari nilai 1, 10, 100, sampai dengan 500, akan tetapi didapatkan nilai *thin* yang optimal ketika nilainya 300. Gambar 4.6 adalah *plot autocorrelation function* dengan menggunakan *thin* sebesar 300.

Berdasarkan Gambar 4.6 maka pada penelitian ini menggunakan *thin* sebesar 300 artinya pengambilan nilai iterasi dengan kelipatan 300 yakni iterasi ke-0, iterasi ke-300, iterasi ke-600, dan seterusnya. Pada saat menggunakan *thin* 300, *plot autocorrelation function* hanya signifikan pada lag 0 yang artinya tidak terdapat

autokorelasi pada masing-masing parameter. Semakin besar nilai *thin* yang digunakan maka waktu *running* program akan semakin lama karena banyak iterasi yang dilakukan merupakan hasil perkalian antara *update* (banyak iterasi parameter yang diambil) dengan *thin*.



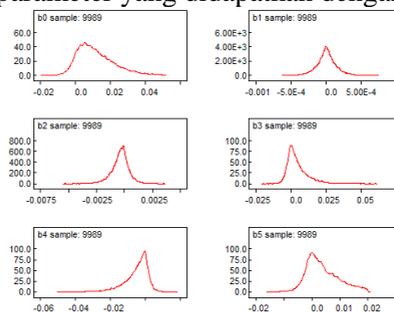
**Gambar 4.6** Plot ACF *Thin* 300 pada Model Regresi Geometri Bayesian sebesar  $1/(\text{error baku})$ . Penggunaan prior distribusi normal dikarenakan estimasi parameter telah menggunakan *link function* sehingga secara teori *Generalized Linear Model*, prior parameter berdisbusi normal. Gambar 4.7 adalah plot iterasi parameter dalam model.



**Gambar 4.7** Plot Iterasi Parameter

Plot hasil estimasi parameter dengan Bayesian telah memenuhi syarat konvergen yaitu telah memusat ke satu titik. Konvergensi ditunjukkan dengan syarat *irreducible* terpenuhi untuk semua parameter yakni hasil iterasi pada masing-masing variabel memiliki nilai yang acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam Markov *chain*. Iterasi dalam masing-masing parameter tidak memiliki periode tertentu, kemungkinan untuk mendapatkan nilai yang sama antara iterasi satu dengan yang lain sangat kecil. Dengan demikian syarat *aperiodic* telah terpenuhi. Selain itu, rantai Markov juga memenuhi sifat yang *recurrent* karena pola random yang dihasilkan selama proses iterasi MCMC, nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) ada kemungkinan untuk kembali ke *state i*. Karena *history plot* telah menunjukkan sifat-sifat rantai Markov yang *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*, maka dapat dikatakan bahwa rantai markov telah memenuhi sifat rantai Markov yang *ergodic*.

Dalam Bayesian, parameter adalah suatu distribusi. Distribusi pada masing-masing parameter penelitian disajikan dalam Gambar 4.8. Parameter dalam model mengikuti distribusi prior yang digunakan yaitu distribusi normal. Dalam Gambar 4.8 tidak ditemukan kurva parameter yang memiliki dua puncak atau lebih sehingga nilai *mean* telah terpusat ke suatu titik, dimana titik tersebut merupakan estimasi parameter yang didapatkan dengan Bayesian.



**Gambar 4.8** Distribusi Parameter Penelitian

Signifikansi parameter diketahui dengan menggunakan *Highest Posterior Density*. Dengan derajat signifikansi 5%, para-

meter model dikatakan signifikan apabila pada *confident interval* 2,5% sampai dengan 97,5%, nilai estimasi tidak melewati angka nol. Hasil estimasi parameter disajikan pada Tabel 4.11.

**Tabel 4.11** Estimasi Parameter Regresi Geometri Bayesian dengan *Link Function*

Parameter	Estimasi	Standar Error	2,5%	97,5%
Konstan	0,0116	0,0105	-0,0039	0,0372
Umur	$8,52 \cdot 10^{-6}$	$1,44 \cdot 10^{-4}$	$-2,95 \cdot 10^{-4}$	$3,177 \cdot 10^{-4}$
Kemoterapi	$-3,84 \cdot 10^{-4}$	$7,77 \cdot 10^{-4}$	-0,0022	0,0011
Komplikasi	0,0044	0,0075	-0,0054	0,0236
Anemia	-0,0051	0,0069	-0,0229	0,0040
Operasi	0,0038	0,0058	-0,0052	0,0172

Pada *confident interval* 2,5% sampai dengan 97,5%, tidak ada satu pun parameter yang signifikan karena pada titik 2,5% estimasi bernilai negatif sedangkan pada titik 97,5% hasil estimasi bernilai positif. Dengan demikian estimasi parameter melewati angka nol yang menyebabkan parameter tersebut tidak signifikan. Estimasi parameter variabel umur, komplikasi, dan status operasi tidak sesuai jika digunakan secara individu karena semestinya nilai estimasi parameter bernilai negatif. Dengan demikian, maka estimasi secara Bayesian dengan *link function* tidak menghasilkan estimasi tidak signifikan.

Apabila variabel respon didekati dengan distribusi binomial negatif (dispersi sama dengan 1) maka akan menghasilkan estimasi parameter seperti pada Tabel 4.12. *Syntax doodle* pemodelan dengan pendekatan distribusi binomial negatif ditampilkan pada Lampiran 3.

**Tabel 4.12** Estimasi Parameter Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif

Parameter	Estimasi	Standar Error	2,5%	97,5%
Konstan	-0,5506	0,1210	-0,7858	-0,3111
Umur	$2,93 \cdot 10^{-4}$	0,0022	-0,0042	0,0047
Kemoterapi	0,0605	0,0076	0,0454	0,0754

**Tabel 4.12** Estimasi Parameter Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif (Lanjutan)

Parameter	Estimasi	Standar Error	2,5%	97,5%
Komplikasi	0,0132	0,0470	-0,0856	0,1012
Anemia	0,0988	0,0482	0,0093	0,1976
Operasi	-0,0188	0,0460	-0,1159	0,0645

Pendekatan dengan distribusi binomial negatif menghasilkan beberapa parameter yang signifikan yaitu *slope*, kemoterapi, dan status anemia. Dengan demikian maka model dugaan perulangan pengobatan yang terbentuk adalah sebagai berikut.

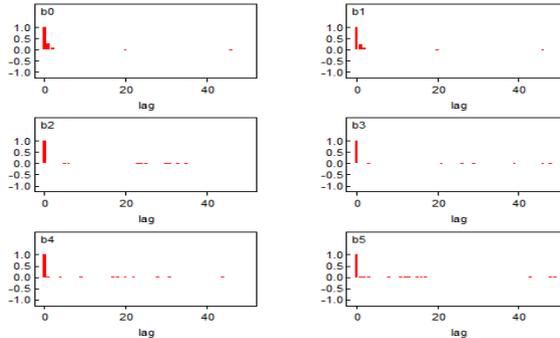
$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = \frac{1}{1 - e^{-0,5506 + 0,0605x_2 + 0,0988x_4}}$$

Dengan menganggap variabel status anemia ( $x_4$ ) bernilai konstan, maka peluang pasien kanker serviks yang tidak melakukan kemoterapi ( $x_2$ ) akan meninggal dunia sebesar  $1 - e^{-0,5506}$  atau sebesar 0,423. Pasien kanker serviks yang tidak melakukan kemoterapi dapat bertahan hidup sampai dengan 2 kali pengobatan. Apabila pasien melakukan kemoterapi maka peluang meninggal dunia akan semakin kecil. Pasien yang melakukan kemoterapi satu kali, memiliki peluang meninggal dunia sebesar 0,3870 dan dapat bertahan sampai dengan 2 hingga 3 kali pengobatan. Begitu pula berlaku untuk pasien yang melakukan kemoterapi sebanyak 6 kali memiliki peluang meninggal dunia sebesar 0,1702 dan dapat bertahan hidup antara 5 sampai 6 kali pengobatan. Saran yang dapat diberikan kepada pasien kanker serviks adalah untuk melakukan kemoterapi dikarenakan kemoterapi memperpanjang peluang untuk bertahan hidup.

Dengan menganggap variabel jumlah kemoterapi bernilai tetap, maka pasien yang mengalami anemia memiliki peluang meninggal dunia sebesar  $1 - e^{-0,4511}$  atau sebesar 0,3631 dengan rata-rata bertahan hidup 2 hingga 3 kali pengobatan. Pasien yang tidak mengalami anemia justru memiliki peluang meninggal dunia yang

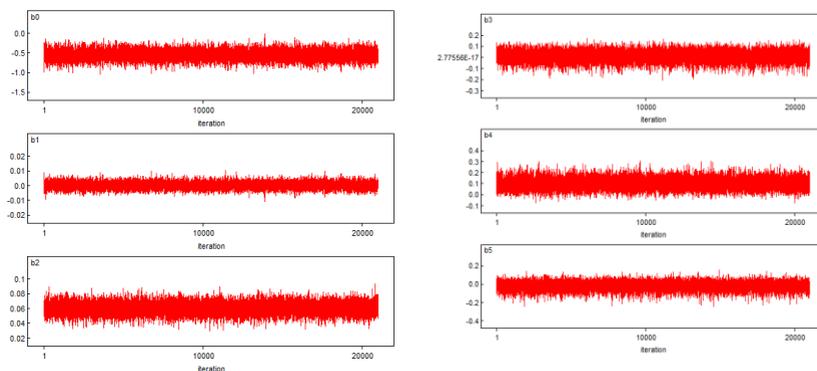
lebih tinggi daripada pasien yang mengalami anemia yakni sebesar 0,4230 dengan rata-rata bertahan hidup sampai 2 kali pengobatan.

Pemodelan ini menggunakan thin sebesar 300 artinya pengambilan parameter iterasi setiap kelipatan 300 iterasi. Gambar 4.9 menunjukkan bahwa pemodelan dengan pendekatan distribusi binomial negatif tidak mengandung autokorelasi diantara parameternya.



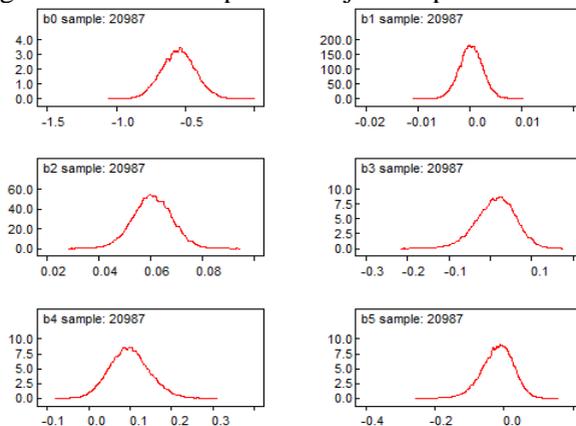
**Gambar 4.9** Plot ACF pada Model Regresi Geometri Bayesian

Hasil estimasi dengan pendekatan distribusi binomial negatif telah konvergen. Konvergensi ditunjukkan dengan syarat *irreducible* terpenuhi untuk semua parameter yakni hasil iterasi pada masing-masing variabel memiliki nilai yang acak sebagai gambaran dari sifat *communicate* antar keadaan dalam Markov chain. Rantai Markov juga memenuhi sifat yang *recurrent* karena pola random yang dihasilkan selama proses iterasi MCMC, nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) ada kemungkinan untuk kembali ke *state i*. Iterasi dalam masing-masing parameter tidak memiliki periode tertentu, kemungkinan untuk mendapatkan nilai yang sama antara iterasi satu dengan yang lain sangat kecil. Dengan demikian syarat *aperiodic* telah terpenuhi. Karena *history plot* telah menunjukkan sifat-sifat rantai Markov yang *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent*, maka dapat dikatakan bahwa rantai markov telah memenuhi sifat rantai Markov yang *ergodic*. Gambar 4.10 menunjukkan konvergensi estimasi parameter ditinjau dari plot *series* estimasi.



**Gambar 4.10** History Plot Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Binomial Negatif

Pendekatan dengan distribusi binomial negatif memiliki kelebihan daripada dengan geometri secara langsung karena tidak memerlukan nilai *upper* dan *lower* untuk mendapatkan *density plot* yang relatif simetris seperti ditunjukkan pada Gambar 4.11.

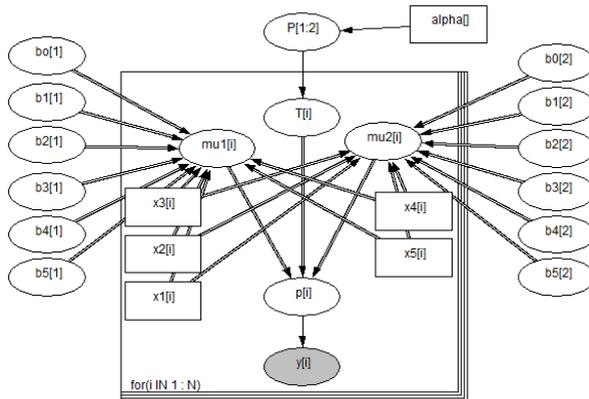


**Gambar 4.11** Density Plot Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Binomial Negatif

Walaupun tanpa nilai *upper* dan *lower*, Gambar 4.11 lebih bagus dibandingkan Gambar 4.8 dalam merepresentasikan distribusi prior parameter yaitu distribusi normal.

### 4.3. Pemodelan dengan *Mixture-Geometri Bayesian*

Jika dipilih berdasarkan variabel diagnosa utama (sebagai variabel pemisah), tampak bahwa jumlah perulangan pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks memiliki rata-rata yang berbeda dengan distribusi yang sama seperti tampak dalam Gambar 4.3 (a) dan Gambar 4.3 (b). Berdasarkan alasan tersebut maka peneliti melakukan pemodelan secara *mixture* dengan harapan didapatkan model yang lebih representatif dalam memodelkan perulangan pengobatan pasien kanker serviks. Pemodelan perulangan pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks dengan *doodle* WinBUGS ditampilkan dalam Gambar 4.12, sedangkan *syntax doodle* regresi *mixture* geometri Bayesian ditampilkan dalam Lampiran 4.



**Gambar 4. 12** Doodle Regresi Mixture-Geometri dengan Bayesian

Berbeda dengan Gambar 4.5, *doodle* pada regresi *mixture* geometri menggunakan dua parameter yang terpisah yaitu  $\mu[1,i]$  dan  $\mu[2,i]$  dimana masing-masing *node* tersebut adalah *link function* yang ditampilkan dalam Tabel 4.13.

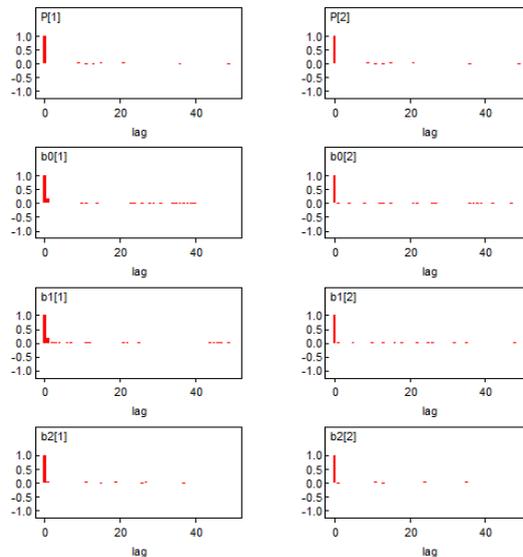
Penduga parameter  $\mu[1,i]$  dan  $\mu[2,i]$  memiliki *link function* yang sama tetapi terhubung ke parameter yang berbeda. Node  $T[i]$  berfungsi untuk memisahkan data berdasarkan variabel diagnosa utama yang berisi nilai 1 jika memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap dan 2 apabila tidak memiliki alasan tertentu

untuk melakukan rawat inap, dengan demikian maka data pada grup 1 akan dianalisis pada  $\mu[1,i]$  dan data pada grup 2 akan dianalisis pada  $\mu[2,i]$ . Prior parameter adalah distribusi normal dikarenakan metode pemodelan menggunakan *link function*. Node  $P[1,2]$  digunakan untuk mengetahui proporsi antara kelompok 1 dan kelompok 2 dalam model. Jumlah nilai  $P[1]$  dan  $P[2]$  sebesar satu.

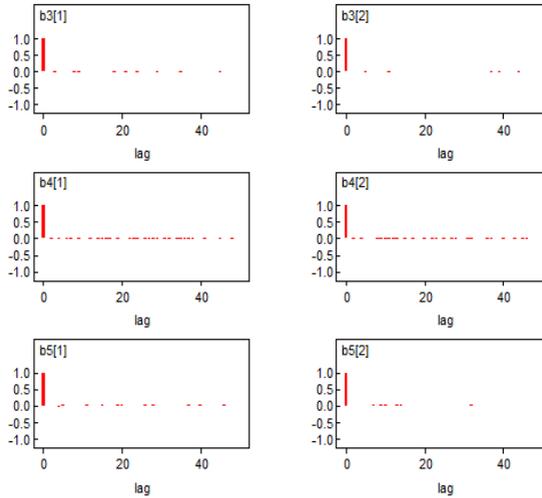
**Tabel 4.13** *Link Function Model Mixture Geometri*

Parameter	Link Function
$\mu[1,i]$	$1 - \exp(b0[1] + b1[1] * x1[i] + b2[1] * x2[i] + b3[1] * x3[i] + b4[1] * x4[i] + b5[1] * x5[i])$
$\mu[2,i]$	$1 - \exp(b0[2] + b1[2] * x1[i] + b2[2] * x2[i] + b3[2] * x3[i] + b4[2] * x4[i] + b5[2] * x5[i])$

Setelah menyusun *doodle* dan *syntax* yang telah sesuai, maka selanjutnya menghitung *thin* optimal untuk model *mixture* geometri. Dengan menggunakan *thin* sebesar 350, model tidak mengandung autokorelasi yang ditunjukkan dengan plot *autocorrelation function* (ACF) seperti dalam Gambar 4.13.



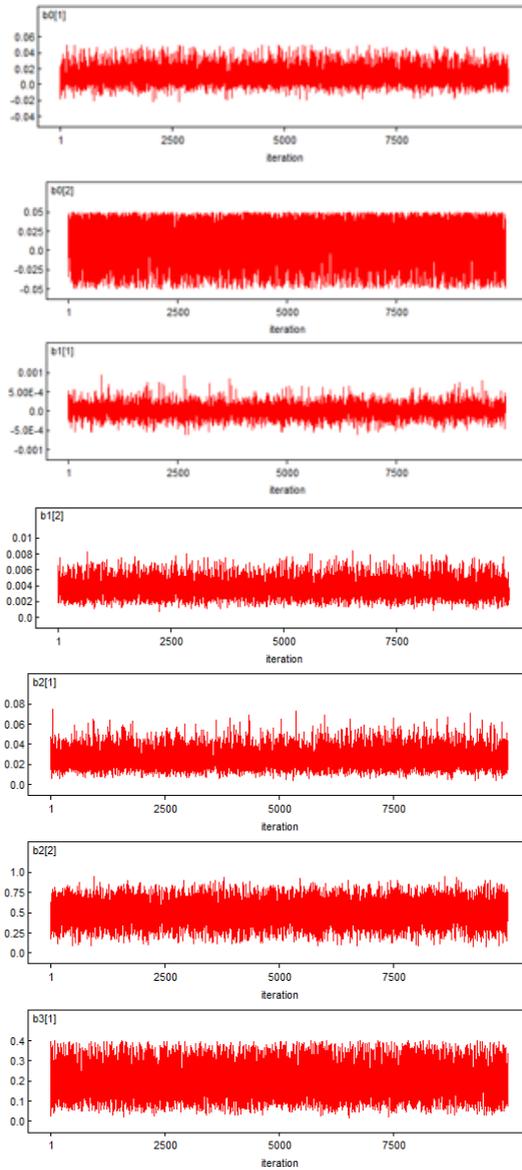
**Gambar 4.13** ACF Model *Mixture Geometri*



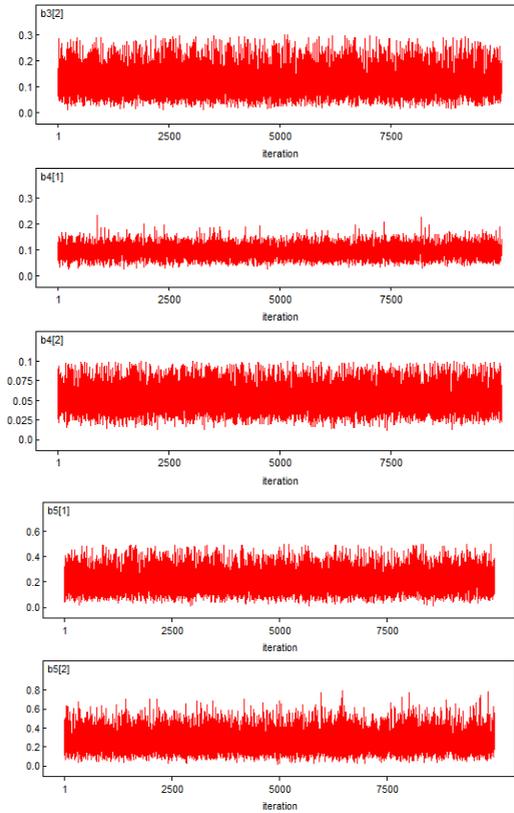
**Gambar 4.13** ACF Model *Mixture* Geometri (Lanjutan)

Berdasarkan Gambar 4.13 diketahui bahwa parameter hasil iterasi tidak mengandung autokorelasi dikarenakan pada plot ACF hanya pada lag ke-0 yang signifikan. Hasil tersebut menggambarkan bahwa antara iterasi ke- $i$  dengan iterasi ke  $i+1$  dan seterusnya tidak terdapat kecenderungan pola tertentu. Dengan demikian maka hasil iterasi parameter tersebut telah acak dan memenuhi asumsi *irreducible*.

Penelitian ini menggunakan 10000 *update* untuk melakukan estimasi parameter, dengan demikian maka jumlah iterasi yang dilakukan sebanyak 3.500.000 dan hanya diambil sebanyak 10000 iterasi (pengambilan dilakukan setiap kelipatan 350 iterasi). Pada saat menggunakan update sebanyak 3000, plot iterasi telah menunjukkan bahwa hasil estimasi telah konvergen akan tetapi belum optimal yang ditunjukkan dengan *plot density* yang masih memiliki lebih dari satu puncak. Dengan menggunakan update sebanyak 10000, iterasi parameter yang didapatkan telah konvergen dan telah optimal. Gambar 4.14 merupakan *series* iterasi parameter pada pemodelan secara *mixture*.



**Gambar 4.14** *Series* Iterasi Parameter *Mixture* Geometri



**Gambar 4.14.** *Series* Iterasi Parameter *Mixture-Geometri* (Lanjutan)

Masing-masing estimasi parameter telah konvergen. *Irreducible* parameter ditunjukkan dengan hasil iterasi yang terjadi secara acak, tidak mengikuti pola tertentu. Estimasi parameter secara Bayesian dengan *link function* distribusi geometri ditunjukkan pada Tabel 4.14.

Estimasi parameter dengan Bayesian *mixture* geometri tidak ada yang signifikan pada derajat signifikansi 5%, yang ditunjukkan pada Tabel 4.15. Pada *credible interval* 2,5% estimasi semua parameter bernilai negatif akan tetapi pada *credible interval* 97,5% estimasi semua parameter bernilai positif. Dengan demikian maka

estimasi parameter melewati angka nol yang menyebabkan parameter tersebut tidak signifikan.

**Tabel 4.14** Estimasi Parameter pada Model *Mixture* Geometri

Parameter	Estimasi	Standar Error	2,5%	97,5%
b0[1]	0,0112	0,0109	-0,0065	0,0316
b0[2]	0,0097	0,0268	-0,0446	0,0481
b1[1]	0,0001	0,0001	-0,0003	0,0003
b1[2]	0,0019	0,0017	-0,0002	0,0062
b2[1]	-0,0003	0,0009	-0,0023	0,0012
b2[2]	-21,170	999,10	-1965,0	1968,0
b3[1]	0,0039	0,0066	-0,0059	0,0205
b3[2]	0,0031	0,0269	-0,0459	0,0472
b4[1]	-0,0043	0,0062	-0,0199	0,0048
b4[2]	-0,0246	0,0543	-0,1439	0,0799
b5[1]	0,0043	0,0067	-0,0056	0,0208
b5[2]	0,0398	0,0843	-0,1011	0,2217.

Selanjutnya, model *mixture* didekati dengan distribusi binomial negatif sehingga menghasilkan estimasi parameter yang tampak dalam Tabel 4.15, dengan *syntax*-nya dalam Lampiran 5.

**Tabel 4.15** Estimasi Parameter pada Model *Mixture* Geometri dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif

Parameter	Estimasi	Standar Error	2,5%	97,5%
b0[1]	-0,3912	0,1303	-0,6486	-0,1370
b0[2]	-0,7039	0,3656	-1,4300	-0,0069
b1[1]	$-1,16 \cdot 10^{-4}$	0,0023	-0,0045	0,0043
b1[2]	$-3,70 \cdot 10^{-4}$	0,0072	-0,0146	0,0135
b2[1]	0,0349	0,0101	0,0148	0,0542
b2[2]	2,0680	999,30	-1937,0	1962,0
b3[1]	0,0265	0,0472	-0,0748	0,1103
b3[2]	-0,0253	0,1627	-0,3715	0,2761
b4[1]	0,0879	0,0505	-0,0041	0,1933

**Tabel 4.15** Estimasi Parameter pada Model *Mixture* Geometri dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif (Lanjutan)

Parameter	Estimasi	Standar Error	2,5%	97,5%
b4[2]	0,1027	0,1360	-0,1555	0,3823
b5[1]	-0,0216	0,0506	-0,1289	0,0686
b5[2]	0,0569	0,2035	-0,3957	0,4027

Pendekatan binomial negatif pada *mixture* model menjadikan beberapa estimasi parameter signifikan. *Slope* model 1 dan model 2 signifikan. Estimasi model 2 hanya *slope* saja yang signifikan, parameter lainnya tidak signifikan. Berbeda dengan model 2, model 1 terdapat satu parameter yang signifikan yaitu  $\beta_2$  (parameter variabel jumlah kemoterapi). Estimasi *slope* parameter menunjukkan bahwa peluang meninggal pasien kanker serviks yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap (diagnosa utama 1) lebih kecil daripada pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap. Pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki peluang meninggal dunia sebesar  $1-e^{-0,3912}$  atau 0,3238. Sedangkan pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki peluang meninggal dunia sebesar  $1-e^{-0,7039}$  atau 0,5053.

Jumlah kemoterapi yang dilakukan pasien akan memperpanjang harapan hidup pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap, sedangkan bagi pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap jumlah kemoterapi tidak berpengaruh signifikan terhadap harapan hidupnya. Bagi pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap dan melakukan kemoterapi satu kali akan mengurangi peluang meninggal dunia sebesar 0,0248 daripada pasien yang tidak melakukan kemoterapi. Semakin banyak kemoterapi maka peluang hidupnya semakin besar mengikuti formula  $1-e^{-0,3912*(\text{banyak kemoterapi})}$ . Dengan demikian maka disarankan bagi pasien untuk melakukan kemoterapi dengan harapan dapat memperpanjang jumlah pengobatan sebagai indikasi peluang hidup yang tinggi.

Model 1 dugaan dimana merepresentasikan perulangan pengobatan pasien kanker serviks dimana terdapat alasan tertentu pasien tersebut melakukan rawat inap adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = \frac{1}{1 - e^{-0,3912+0,0349(\text{jumlah kemoterapi})}}$$

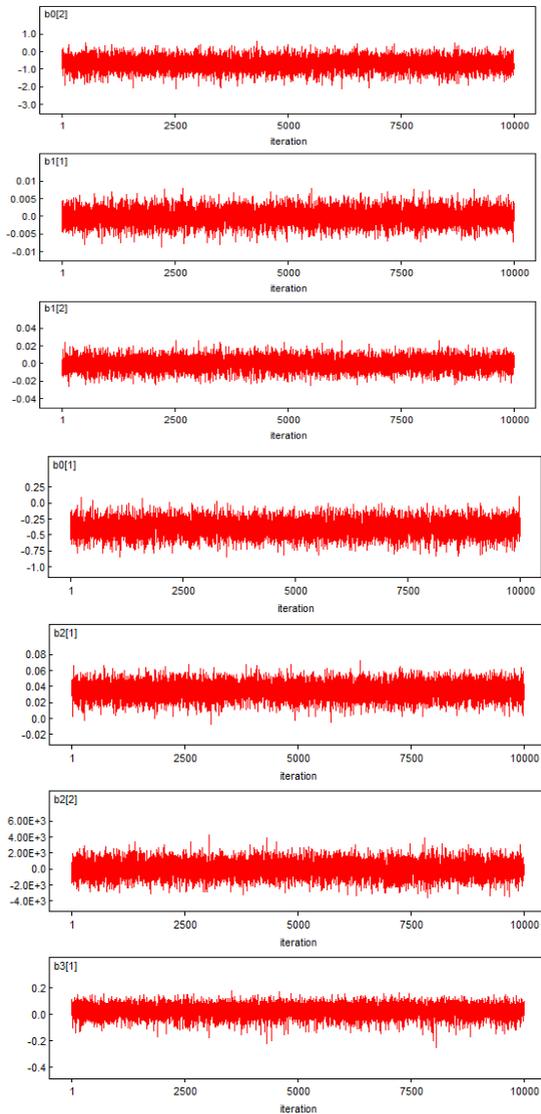
Sedangkan model 2 dugaan dimana merepresentasikan perulangan pengobatan pasien kanker serviks dimana tidak terdapat alasan tertentu untuk melakukan rawat inap (variabel diagnosa utama bernilai 0) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = \frac{1}{1 - e^{-0,7039}}$$

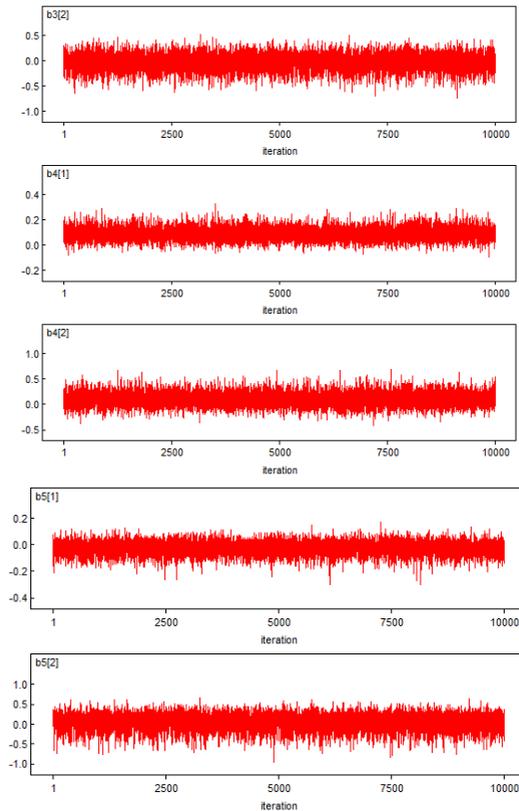
Dengan demikian, model dugaan *mixture* regresi geometri Bayesian adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = 0,4903 \frac{1}{1 - e^{-0,3912+0,0349(\text{jumlah kemoterapi})}} + 0,5097 \frac{1}{1 - e^{-0,7039}}$$

Proporsi sampel model 1 adalah 0,4903 sedangkan untuk model 2 sebesar 0,5097. Estimasi parameter tersebut telah memenuhi sifat *irreducible* yaitu selama iterasi estimasi parameter, proses mempunyai pergerakan acak sebagai representasi dari *communicate* antar *state* dalam rantai Markov. Gambar 4.15 menunjukkan hasil estimasi parameter yang memenuhi sifat *aperiodic* karena selama iterasi parameter, proses MCMC tidak menunjukkan adanya pola tertentu. Sifat *recurrent* dibuktikan dengan pola random yang dihasilkan selama proses iterasi MCMC, nilai parameter yang dibangkitkan (*state i*) ada kemungkinan untuk kembali pada *state i* lagi. Apabila dibuat matriks stokastik, maka matriks tersebut dapat dipartisi menjadi beberapa bagian. Karena dapat dipartisi, maka matriks tersebut tidak memuat elemen nol yang menyebabkan *irrecurent state*. Karena pada *plot history* telah menunjukkan sifat-sifat rantai Markov yang *irreducible*, *aperiodic*, dan *recurrent* maka dapat dikatakan bahwa rantai Markov telah memenuhi sifat yang *ergodic*.

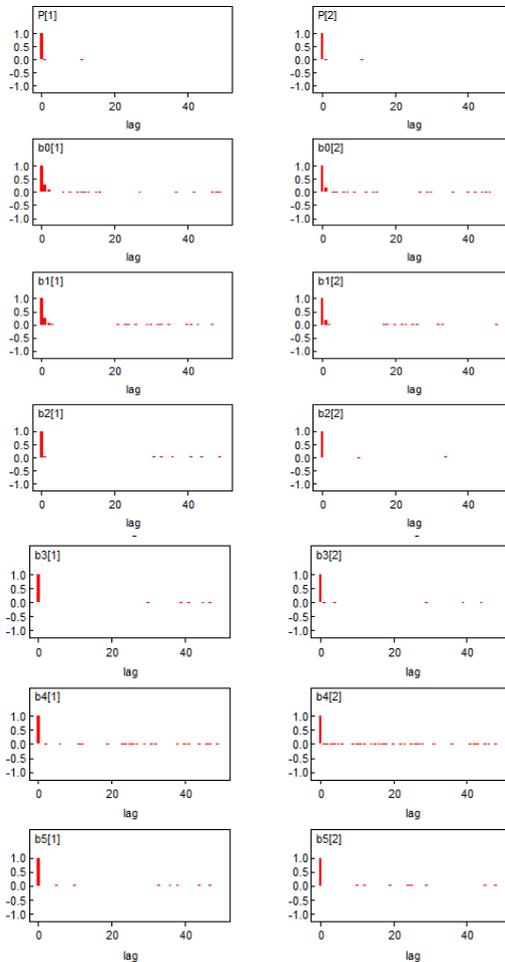


**Gambar 4.15** Series Iterasi Parameter *Mixture-Geometri* dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif



**Gambar 4.15.** *Series Iterasi Parameter Mixture-Geometri dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif (Lanjutan)*

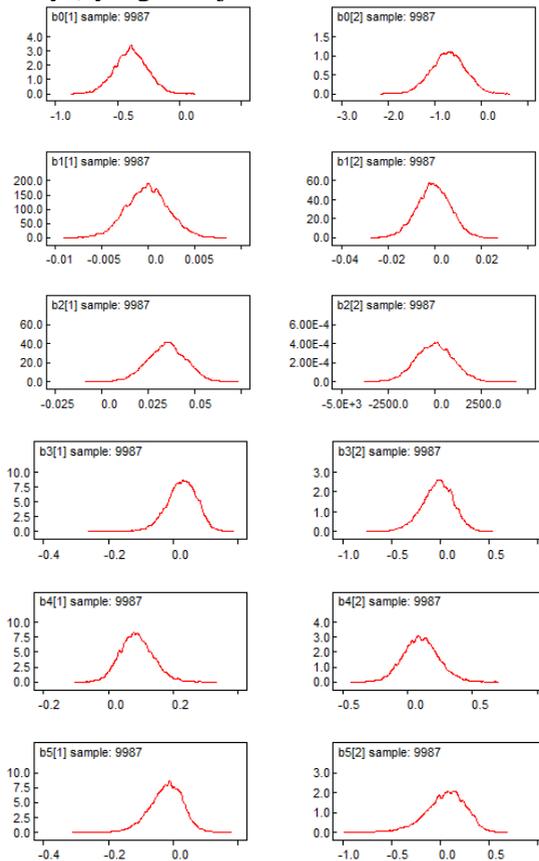
Selanjutnya Gambar 4.16 menunjukkan bahwa untuk semua *lag* tidak signifikan yang berarti bahwa masing-masing parameter tidak mengandung autokorelasi. *Thin* yang digunakan adalah sebesar 300 yang berarti pengambilan nilai iterasi setiap kelipatan 300 iterasi yang dilakukan. Peneliti telah melakukan simulasi untuk *thin* sebesar 10 sampai dengan 500. Nilai *thin* 300 adalah nilai yang optimal.



**Gambar 4. 16** Auto Correlation Function Model Mixture Geometri dengan Pen-dekatan Distribusi Binomial Negatif

Prior yang digunakan adalah tipe *pseudo* prior yakni distribusi normal. *Density plot* telah menunjukkan bahwa hasil iterasi parameter telah memiliki satu titik puncak yang berarti konvergen me-

tuju ke suatu nilai tertentu dan berdistribusi normal (mengikuti distribusi prior nya) yang ditunjukkan dalam Gambar 4.17.



**Gambar 4. 17** Density Plot Regresi Mixture-Geometri Bayesian dengan Pendekatan Binomial Negatif

#### 4.4. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan menggunakan DIC (*Deviance Information Criteria*). Tabel 4.17 adalah hasil DIC pada pemodelan dengan Bayesian.

**Tabel 4. 16** Deviance Information Criteria pada Model Bayesian

Model	Parameter Signifikan	DIC
Regresi Geometri Bayesian ( <i>link function</i> geometri)	Tidak ada	$3,96 * 10^{12}$
Regresi Geometri Bayesian (pendekatan distribusi binomial negatif)	- Jumlah kemoterapi - Status anemia	814,2560
Regresi <i>Mixture</i> -Geometri Bayesian ( <i>link function</i> geometri)	Tidak ada	$3,96 * 10^{12}$
Regresi <i>Mixture</i> -Geometri Bayesian (pendekatan distribusi binomial negatif)	- Jumlah kemoterapi (pada model 1)	1084,8300

Nilai DIC paling kecil ketika melakukan pemodelan perulangan pengobatan pasien kanker serviks di RSUD Dr. Soetomo dengan regresi geometri Bayesian yang didekati dengan distribusi bi-nomial negatif. Secara umum pemodelan dengan pendekatan binomial negatif menghasilkan DIC yang kecil daripada dengan distribusi geometri. Pemodelan dengan regresi geometri Bayesian yang didekati dengan distribusi binomial negatif menghasilkan dua parameter yang signifikan yaitu jumlah kemoterapi dan status anemia. Taksiran model terbaik perulangan pengobatan pasien kanker serviks ke RSUD Dr. Soetomo adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\hat{p}} = 1 - e^{-0,5506 + 0,0605(\text{jumlah kemoterapi}) + 0,0988(\text{status anemia})}$$

Model tersebut memiliki nilai *Sum Square Error* sebesar 542,6167.

## BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

### 5.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada penelitian mengenai pemodelan perulangan pengobatan pasien kanker serviks ke RSUD Dr. Soetomo dengan Bayesian didapatkan kesimpulan sebagai berikut.

1. Rata-rata pasien kanker serviks dapat melakukan pengobatan antara 2 sampai 3 kali, dengan peluang meninggal dunia sebesar 0,3620. Berdasarkan variabel diagnosa utama secara sepiantas tampak perbedaan *mean* antara pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap dan pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap. Pasien yang ada alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki ketahanan hidup antara 4 sampai 5 kali pengobatan dengan peluang kematian sebesar 0,2261. Sedangkan untuk pasien kanker serviks yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki peluang kematian sebesar 0,8559 yang artinya rata-rata bertahan hidup tidak sampai 2 kali pengobatan. Umur 38 sampai dengan 60 tahun adalah usia rentan terjangkit kanker serviks.
2. Hasil estimasi dengan *Maximum Likelihood* dijadikan sebagai *initial value* parameter dalam pemodelan Bayesian. Regresi geometri Bayesian tidak menghasilkan estimasi parameter yang signifikan, akan tetapi apabila didekati dengan distribusi binomial negatif terdapat dua parameter yang signifikan yaitu jumlah kemoterapi dan status kemoterapi. Semakin banyak kemoterapi yang dilakukan maka jumlah perulangan pengobatan semakin banyak. Penderita anemia cenderung memiliki jumlah perulangan yang lebih banyak daripada bukan penderita anemia.
3. Pemodelan dengan regresi *mixture* geometri Bayesian tidak menghasilkan estimasi parameter yang signifikan, akan tetapi jika didekati dengan distribusi binomial negatif menghasilkan

parameter yang signifikan. Pada model 1, *slope* dan parameter variabel jumlah kemoterapi signifikan, sedangkan pada model 2, hanya *slope* yang signifikan. Berdasarkan model *mixture* diketahui bahwa pasien yang memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap memiliki ketahanan hidup yang lebih tinggi daripada pasien yang tidak memiliki alasan tertentu untuk melakukan rawat inap

4. Model terbaik yang dapat merepresentasikan jumlah perulangan pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks adalah regresi geometri Bayesian dengan pendekatan distribusi binomial negatif karena memiliki nilai DIC paling kecil.

## 5.2. Saran

Saran yang dapat menjadi pertimbangan penelitian selanjutnya adalah,

1. Untuk RSUD Dr. Soetomo disarankan untuk memperbaiki proses rekapitulasi data pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks karena beberapa data menyebutkan bahwa pasien telah mengalami kematian di tahun tertentu tetapi data muncul lagi di tahun berikutnya.
2. Diperlukan variabel penelitian lainnya supaya pemodelan perulangan pengobatan pasien kanker serviks mendapatkan model yang representatif misalkan variabel stadium, jumlah kelahiran hidup, dan variabel lainnya berdasarkan penelitian-penelitian yang terdahulu.
3. Pertimbangan dalam memilih distribusi prior diperlukan supaya memperoleh model yang representatif. Pada penelitian ini digunakan prior berdistribusi normal padahal seharusnya *conjugate* distribusi geometri adalah distribusi beta.

## DAFTAR PUSTAKA

- Achmadi, Askandar, B., dan Suhatno. (2011). *Karakteristik Penderita Kanker Serviks 2006-2010 di RSUD dr.Soetomo*. Surabaya: Universitas Airlangga Press.
- Aditama. (2010). *Manajemen Administrasi Rumah Sakit*. Jakarta: Universitas Indonesia Press.
- Agresti, A. (2013). *Categorical Data Analysis (3rd ed.)*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- Azwar, & Saifudin. (2008). *Sikap Manusia : Sikap dan Pengukurannya*. Yogyakarta: Liberty.
- Badan Pusat Statistik. (2015, 15 Juni). *Indeks Pembangunan Manusia 2015*. Diakses dari Badan Pusat Statistik: <https://www.bps.go.id/brs/view/id/1278>
- Bustan, M. N. (2000). *Epidemiologi Penyakit Tidak Menular*. Jakarta: Rineka Cipta.
- Departemen Kesehatan RI. (1999). Laporan Semiloka Pengembangan Tenaga Kesehatan untuk Mewujudkan Indonesia Sehat 2010. *Jurnal Kesehatan Indonesia*, 6-11.
- Dizon, D. S., Krycman, M. L., dan DiSilvetto, P. A. (2011). *100 Tanya Jawab Mengenai Kanker Serviks*. Jakarta: PT Indeks.
- Dwipayono, B. (2009). Kebijakan Pengendalian Penyakit Kanker (Serviks) di Indonesia. *Indonesia Jurnal of Cancer*, 109-116.
- Frisanty, A. (2013). *Pemodelan Jumlah Kasus Kanker Serviks di Jawa Timur Tahun 2011 dengan Regresi Binomial Negatif dan GWPR (Geographically Weighted Poisson Regression)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Gilks, W., Richardson, S., dan Spiegelhalter, D. (1996). *Markov Chain Monte Carlo Practice*. London: Chapman & Hall.
- Indriani, R. (2015, April 28). *Penderita Kanker Serviks di indonesia Tertinggi di Dunia*. Diakses dari Suara.com:

- [http://www.suara.com/health/2015/04/28/202546/penderit  
a-kanker-serviks-di-indonesia-tertinggi-di-dunia](http://www.suara.com/health/2015/04/28/202546/penderit<br/>a-kanker-serviks-di-indonesia-tertinggi-di-dunia)
- International Encycloedia of Statistics Science*. 2011. Springer.
- KomInfo\_Jatim. (2015, July 6). *Per Hari RSUD Dr. Soetomo Layani  
3-4 Pasien Kanker Serviks*. Diakses dari KomInfo Jatim:  
<http://kominformprov.go.id/read/umum/45574>
- Mc.Clave, J., Bendon, P., dan Sincich, T. (2010). *Statistik untuk  
Bisnis dan Ekonomi* (Edisi ke-Sebelas Vol. 1). Jakarta:  
Erlangga.
- McCormick, C., dan Guintoli, R. L. (2011). *Panduan untuk  
Penderita Kanker Serviks*. Jakarta: PT. Indeks.
- McCullagh, P., & Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Model*.  
London: Chapman and Hall.
- Nelder, J. A., & Weddenburn. (1972). *Generalized Linear Model*.  
*Journal of the Royal Statistical Society. Series A  
(General)*, 135.
- Novitasari, D. A. (2014). *Analisis Survival pada Data Rekurensi  
dengan Menggunakan Counting Process Approach dan  
Model PWP-GT*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh  
Nopember.
- Ntzoufras, I. (2009). *Bayesian Modeling Using WinBUGS*. New  
York: John Wiley & Sons, Inc.
- Ocviyanti, D., & Handoko, Y. (2013). Peran Dokter Umum dalam  
Pencegahan Kanker Serviks di Indonesia. *Journal of the  
Indonesian Medical Association*, 1-3.
- Rachmawati, R. (2009). *Generalized Linear Models for Identified  
of Social Economics Vulnerable Women at West Nusa  
Tenggara Province 2007*. Surabaya: Institut Teknologi  
Sepuluh Nopember.
- Parkin, D. (2008). *National Cancer Control Planning. Indonesian  
Jurnal of Cancer*, 1-4.
- Rao, C. (1973). *Linear Statistical Inference and Applications*. New  
York: John Wiley & Sons.
- Rasjidi, I. (2009). Epidemiologi Kanker Serviks. *Indonesian  
Journal of Cancer*, 103-108.

- Rosner, B. (2010). *Fundamentals of Biostatistics (&th ed.)*. Canada: Cengage Learning Inc.
- Saraswati, L. (2011). *Pengaruh Promosi Kesehatan terhadap Pengetahuan Tentang Kanker Serviks dan Partisipasi Wanita dalam Deteksi Dini Kanker Serviks*. Surakarta: Universitas Sebelas Maret Press.
- Society, A. C. (2014). *Cervical Cancer Prevention and Early Detection*. Atlanta: American Cancer Society.
- Sofian, A. (2009). *Regresi Binomial Negatif dengan Pendekatan Generalized Linear Models GLMs Dalam Arus Migrasi Risen Penduduk Antar Provinsi di Indonesia*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sorensen, & Gianola. (2002). *Likelihood, Bayesian, and MCMC Methods in Quantitative Genetics*. Madison: Springer.
- Sudiarta, I. K. (2006). *Penerapan Uji Chi Square Mantel Haenszel untuk Mengetahui Pengaruh Variabel Confounding*. Surabaya: Universitas Airlangga, Fakultas Kesehatan Masyarakat.
- Wahyuni, E. U. (2012). *Hubungan Faktor Lingkungan Tempat Tinggal dengan Kejadian Malaria pada Balitas di Indonesia*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- WHO, I. A. (2005). *Cervix Cancer Sreening (Vol.10)*. Lyon: IARCH Press.
- Wijayanti, R. (2014). *Perbandingan Analisis Regresi Cox dan Analisis Survival Bayesian pada Penderita Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Sorensen, & Gianola. (2002). *Likelihood, Bayesian, and MCMC Methods in Quantitative Genetics*. Madison: Springer.
- Wong, et. al. (2009). *Assessing New Product Development Project Riski by Bayesian Network with a Systematic Probability Generation Methodology*. Hong Kong: Department of Manufacturing Engineering and Engineering Management City University of Hong Kong.

Wulansari, N. (2015). *Analisis Survival pada Data Rekurensi dengan Pendekatan Andersen/Gill (Studi Kasus : Data Pasien Kanker Serviks di RSUD dr.Soetomo)*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

## LAMPIRAN

### Lampiran 1. Syntax Pre-Processing ID Pasien Kanker Serviks

```
macro
perulangan data1 simpan1 frek
mconstant m i n j temp
mcolumn data1 simpan1 frek
```

```
let n=count(data1)
do i=1:n-1
do j=i+1:n
if data1[i]>data1[j]
    let temp=data1[i]
    let data1[i]=data1[j]
    let data1[j]=temp
endif
enddo
enddo
```

```
let simpan[1]=data1[1]
let frek[1]=1
let m=1
do i=2:n
    if data1[i]=data1[i-1]
        let frek[m]=frek[m]+1
    else
        let m=m+1
        let simpan[m]=data1[i]
        let frek[m]=1
    endif
enddo
endmacro
```

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## Lampiran 2. Syntax Doodle Regresi Geometri Bayesian

```

model;
{
  b0 ~ dnorm( 0.0207,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b1 ~ dnorm( -0.0018,1.0E-6)I(-0.01,0.01)
  b2 ~ dnorm( -0.3744,1.0E-6)I(-0.5,0.5)
  b3 ~ dnorm( -0.1165,1.0E-6)I(-0.2,0.2)
  b4 ~ dnorm( -0.3237,1.0E-6)I(-0.5,0.5)
  b5 ~ dnorm( -0.0077,1.0E-6)I(-0.02,0.02)
  for( i in 1 : N ) {
    p[i] <- 1-exp(b0 + b1 * x1[i] + b2 * x2[i] + b3 * x3[i] + b4 *
x4[i] + b5 * x5[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dgeom(p[i])
  }
}

```

### INISIALISASI

```
list(b0=0,b1=0,b2=0,b3=0,b4=0,b5=0)
```

### DATA

```
list(y=c(1,1,1,1,1,4,1,4,8,6,6,5,1,9,6,2,1,2,1,1,1,1,1,8,3,1,1,1,4,1,1
,1,2,4,1,5,1,4,5,1,1,7,1,2,3,2,1,2,1,2,4,5,1,4,5,1,1,1,2,1,2,3,1,2,1,1,
1,4,1,9,2,1,1,5,7,3,2,7,5,8,10,1,4,1,6,1,1,1,1,1,5,7,1,1,1,2,1,1,7,2,5
,1,1,9,1,5,1,2,1,1,2,2,1,1,5,5,1,3,6,4,1,1,1,1,1,2,1,4,6,1,1,2,4,7,4,1,
6,5,6,1,1,1,4,7,3,1,1,1,1,1,1,2,1,1,9,6,8,6,8,6,1,6,7,1,2,1,3,1,2,7,6,
1,3,6,4,1,9,1,1,1,1,1,1,4,1,1,1,1,1,1,2,1,1,2,2,1,1,1),x1=c(42,48,57
,51,54,40,56,66,49,55,41,30,37,40,38,52,42,40,35,39,43,48,49,43,
52,42,38,53,70,41,50,45,40,62,53,46,44,38,43,44,50,62,55,58,40,
64,32,42,61,50,34,58,66,49,59,46,41,46,42,58,52,56,41,52,54,45,
48,53,40,55,54,47,50,41,50,53,56,46,39,57,42,52,52,52,56,71,49,
32,35,55,61,43,41,52,55,48,61,40,54,47,42,34,43,46,36,53,49,39,
53,60,44,57,38,39,39,39,49,43,55,46,51,37,55,44,27,57,43,57,36,
37,45,33,54,55,43,49,43,54,51,77,37,44,67,62,60,36,60,50,51,44,
```



### Lampiran 3. Syntax Doodle Regresi Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif

```

model;
{
  b0 ~ dnorm( 0.0207,1.0E-6)
  b1 ~ dnorm( -0.0018,1.0E-6)
  b2 ~ dnorm( -0.3744,1.0E-6)
  b3 ~ dnorm( -0.1165,1.0E-6)
  b4 ~ dnorm( -0.3237,1.0E-6)
  b5 ~ dnorm( -0.0077,1.0E-6)
  for( i in 1 : N ) {
    p[i] <- 1-exp(b0 + b1 * x1[i] + b2 * x2[i] + b3 * x3[i] + b4 *
x4[i] + b5 * x5[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dnegbin(p[i],1)
  }
}

```

#### INISIALISASI

```
list(b0=0,b1=0,b2=0,b3=0,b4=0,b5=0)
```

#### DATA

```
list(y=c(1,1,1,1,1,4,1,4,8,6,6,5,1,9,6,2,1,2,1,1,1,1,1,8,3,1,1,1,4,1,1
,1,2,4,1,5,1,4,5,1,1,7,1,2,3,2,1,2,1,2,4,5,1,4,5,1,1,1,2,1,2,3,1,2,1,1,
1,4,1,9,2,1,1,5,7,3,2,7,5,8,10,1,4,1,6,1,1,1,1,1,5,7,1,1,1,2,1,1,7,2,5
,1,1,9,1,5,1,2,1,1,2,2,1,1,5,5,1,3,6,4,1,1,1,1,1,2,1,4,6,1,1,2,4,7,4,1,
6,5,6,1,1,1,4,7,3,1,1,1,1,1,1,2,1,1,9,6,8,6,8,6,1,6,7,1,2,1,3,1,2,7,6,
1,3,6,4,1,9,1,1,1,1,1,1,4,1,1,1,1,1,1,2,1,1,2,2,1,1,1),x1=c(42,48,57
,51,54,40,56,66,49,55,41,30,37,40,38,52,42,40,35,39,43,48,49,43,
52,42,38,53,70,41,50,45,40,62,53,46,44,38,43,44,50,62,55,58,40,
64,32,42,61,50,34,58,66,49,59,46,41,46,42,58,52,56,41,52,54,45,
48,53,40,55,54,47,50,41,50,53,56,46,39,57,42,52,52,52,56,71,49,
32,35,55,61,43,41,52,55,48,61,40,54,47,42,34,43,46,36,53,49,39,
```



**Lampiran 4.** Syntax Doodle Regresi Mixture-Geometri Bayesian

```

model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dgeom(p[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[1,i] <- 1 - exp(b0[1] + b1[1] * x1[i] + b2[1] * x2[i] +
b3[1] * x3[i] + b4[1] * x4[i] + b5[1] * x5[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[2,i] <- 1 - exp(b0[2] + b1[2] * x1[i] + b2[2] * x2[i] +
b3[2] * x3[i] + b4[2] * x4[i] + b5[2] * x5[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    p[i] <- mu[T[i],i]
  }
  for( i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  b0[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b1[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)
  b2[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b3[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.025,0.025)
  b4[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.025,0.025)
  b5[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.025,0.025)
  b0[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b1[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)
  b2[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)
  b3[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b4[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.2,0.2)
  b5[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.25,0.25)
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
}

```





*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

**Lampiran 5.** Syntax Doodle Regresi Mixture-Geometri Bayesian dengan Pendekatan Distribusi Binomial Negatif

```

model;
{
  for( i in 1 : N ) {
    y[i] ~ dgeom(p[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[1,i] <- 1 - exp(b0[1] + b1[1] * x1[i] + b2[1] * x2[i] +
b3[1] * x3[i] + b4[1] * x4[i] + b5[1] * x5[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    mu[2,i] <- 1 - exp(b0[2] + b1[2] * x1[i] + b2[2] * x2[i] +
b3[2] * x3[i] + b4[2] * x4[i] + b5[2] * x5[i])
  }
  for( i in 1 : N ) {
    p[i] <- mu[T[i],i]
  }
  for( i in 1 : N ) {
    T[i] ~ dcat(P[1:2])
  }
  b0[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b1[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)
  b2[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b3[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.025,0.025)
  b4[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.025,0.025)
  b5[1] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.025,0.025)
  b0[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b1[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)
  b2[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)
  b3[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.05,0.05)
  b4[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.2,0.2)
  b5[2] ~ dnorm( 0.0,1.0E-6)I(-0.25,0.25)
  P[1:2] ~ ddirch(alpha[])
}

```





*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing*

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12218497	1	42	0	0	0	0	0
12264049	1	48	0	0	0	1	0
33049	1	57	0	0	0	0	0
10468280	1	51	0	0	0	0	0
10555413	1	54	0	0	0	0	0
11005686	4	40	1	0	1	1	0
12224944	1	56	0	0	0	1	0
12254440	4	66	1	3	0	0	0
12259880	8	49	1	3	0	1	0
12228310	6	55	1	3	0	1	1
10918251	6	41	1	3	0	1	0
10987924	5	30	1	1	1	1	0
12189955	1	37	0	0	0	0	0
12200714	9	40	1	5	0	1	0
12207995	6	38	1	3	1	1	0
12212062	2	52	1	1	0	0	0
12238195	1	42	0	0	0	1	0
12242173	2	40	0	0	0	1	0
12242252	1	35	0	0	0	1	0
12247078	1	39	0	0	0	1	0
12247090	1	43	0	0	0	1	0
12251840	1	48	0	0	0	1	0
12289346	1	49	0	0	1	1	0
12292305	8	43	1	6	0	1	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 1)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12293712	3	52	1	2	1	0	0
12271918	1	42	1	0	0	1	0
12282912	1	38	1	0	0	1	0
12131513	1	53	1	1	1	1	0
12190763	4	70	1	0	0	1	0
12195372	1	41	1	0	0	1	0
12211213	1	50	0	0	0	1	0
12227123	1	45	0	0	0	1	0
12232986	2	40	0	0	0	1	0
12243327	4	62	1	2	0	0	0
12244221	1	53	0	0	1	0	0
12272443	5	46	1	3	0	1	0
12275348	1	44	0	0	0	1	0
12196426	4	38	1	3	0	1	0
12201750	5	43	1	2	0	1	0
12212039	1	44	0	0	0	1	0
12214431	1	50	0	0	0	1	0
12215933	7	62	1	3	1	1	0
12227193	1	55	0	0	0	1	0
12243443	2	58	1	1	0	1	0
12245800	3	40	0	0	0	1	0
12247609	2	64	0	0	0	1	0
12251020	1	32	0	0	1	0	0
12253073	2	42	0	0	1	1	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 2)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12256705	1	61	0	0	0	0	0
12257810	2	50	0	0	0	1	0
12260636	4	34	1	3	0	0	0
12261413	5	58	1	2	0	1	0
12262431	1	66	0	0	1	1	0
12268853	4	49	1	4	0	0	0
12269695	5	59	1	4	0	1	0
12273446	1	46	0	0	0	1	0
12294339	1	41	0	0	0	0	0
12296197	1	46	0	0	0	0	1
12200345	2	42	1	2	0	1	0
12132004	1	58	1	1	0	0	0
12143115	2	52	0	0	0	1	0
12158275	3	56	1	1	0	1	0
12183980	1	41	0	0	0	1	0
12186692	2	52	1	2	0	1	0
12187443	1	54	0	0	1	0	0
12234381	1	45	0	0	0	0	0
12236066	1	48	0	0	0	0	0
12250877	4	53	1	2	0	1	0
12253679	1	40	0	0	0	1	0
12265533	9	55	1	6	0	1	0
12269622	2	54	0	0	0	1	1
12283616	1	47	0	0	1	1	0
12149852	1	50	1	1	0	0	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 3)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
10136773	5	41	1	3	0	0	0
12280652	7	50	1	3	1	1	0
12309727	3	53	1	2	0	0	0
12331109	2	56	0	0	0	1	1
10363636	7	46	1	7	1	0	0
11061000	5	39	1	4	0	1	0
12290498	8	57	1	6	0	1	0
12300604	10	42	1	2	1	1	0
12301574	1	52	0	0	1	1	0
10468289	4	52	1	2	0	1	0
10528371	1	52	0	0	1	1	0
12283861	6	56	1	3	0	1	0
12305917	1	71	0	0	0	1	0
12337823	1	49	0	0	0	0	0
12338787	1	32	0	0	0	1	0
12344883	1	35	0	0	0	1	0
12275887	1	55	0	0	0	0	0
12294663	5	61	1	4	0	0	0
12294690	7	43	1	6	0	1	1
12316312	1	41	0	0	0	0	0
12319707	1	52	0	0	0	0	0
12326796	1	55	0	0	0	1	0
12328447	2	48	0	0	1	1	0
12332391	1	61	0	0	0	1	0
12342544	1	40	0	0	0	0	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 4)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12346012	7	54	1	5	1	1	1
12348156	2	47	0	0	0	1	1
12350828	5	42	1	3	0	0	1
12351186	1	34	0	0	1	0	0
12371684	1	43	0	0	0	1	0
12321480	9	46	1	3	1	1	0
12329196	1	36	0	0	0	1	0
10055908	5	53	1	3	0	1	0
12050179	1	49	0	0	0	1	0
12120074	2	39	1	1	0	0	0
12232247	1	53	0	0	1	0	0
12289918	1	60	0	0	1	1	0
12298727	2	44	0	0	1	1	0
12311166	2	57	0	0	0	0	0
12313920	1	38	0	0	0	0	0
12316657	1	39	0	0	0	1	0
12328685	5	39	1	3	0	1	0
12329970	5	39	1	2	0	1	1
12332583	1	49	0	0	0	0	0
12333735	3	43	1	1	0	1	0
12336328	6	55	1	3	0	1	0
12340096	4	46	1	3	0	0	0
12348093	1	51	0	0	1	0	0
12348268	1	37	1	1	0	1	1
12348417	1	55	0	0	1	1	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 5)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12351070	1	44	0	0	0	1	0
12352373	1	27	0	0	0	1	0
12353205	2	57	0	0	0	1	0
12353746	1	43	0	0	0	1	0
12354223	4	57	1	2	0	0	0
12360426	6	36	1	3	0	1	1
12364360	1	37	0	0	1	0	0
12367695	1	45	0	0	1	0	0
12368557	2	33	0	0	0	1	0
12370659	4	54	1	3	0	1	0
12377104	7	55	1	6	0	0	0
12379612	4	43	1	3	0	0	0
60104129	1	49	0	0	1	1	0
12460348	6	43	1	3	0	1	0
12392974	5	54	1	5	0	0	0
12395024	6	51	1	5	1	1	1
12419475	1	77	1	1	0	0	0
12439511	1	37	0	0	0	0	1
12431773	1	44	1	0	0	0	0
12432761	4	67	1	2	0	0	0
12437279	7	62	1	3	0	1	0
12447230	3	60	1	0	0	1	0
12458264	1	36	1	1	0	1	0
60147325	1	60	0	0	0	0	1
12366549	1	50	0	0	1	1	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 6)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12388667	1	51	0	0	0	1	0
12396859	1	44	0	0	0	0	0
12409211	1	50	0	0	0	1	0
12427248	2	43	0	0	0	1	1
11072905	1	67	0	0	0	0	0
12126940	1	69	1	1	0	0	0
12176360	9	42	1	6	0	1	1
12212641	6	56	1	3	1	1	0
12221865	8	33	1	5	0	1	0
12301628	6	58	1	3	0	1	0
12311198	8	33	1	5	0	1	0
12312684	6	50	1	3	0	1	0
12335310	1	45	0	0	0	1	0
12353797	6	52	1	4	0	1	0
12355237	7	49	1	5	0	0	1
12388552	1	61	0	0	1	1	0
12389876	2	54	1	1	0	0	0
12389902	1	54	0	0	1	1	0
12390202	3	51	1	2	0	0	0
12390903	1	54	1	1	0	0	0
12390954	2	51	1	2	0	0	1
12401114	7	41	1	5	0	1	0
12401584	6	49	1	5	0	1	0
12404266	1	55	0	0	0	1	0
12407665	3	61	1	1	0	1	0

**Lampiran 6.** Data Penelitian Setelah *Pre-Processing* (Lanjutan 7)

ID	Y	X1	Pemisah	X2	X3	X4	X5
12418710	6	44	1	2	0	1	0
12419919	4	44	1	2	0	1	0
12435518	1	48	0	0	0	0	0
12439423	9	47	1	5	0	1	1
12456943	1	59	1	1	0	0	0
12466016	1	58	1	0	0	1	0
60135773	1	33	1	1	0	1	0
60137154	1	57	0	0	0	1	0
60142070	1	48	0	0	0	1	0
60143600	1	40	0	0	0	1	0
12450889	4	29	1	1	0	1	0
12485210	1	52	0	0	0	0	0
12262490	1	50	1	1	0	0	0
12465080	1	46	1	0	0	0	0
12485675	1	53	0	0	0	0	1
12408152	1	63	0	0	0	0	0
12504368	1	31	0	0	0	0	0
12498534	2	51	1	0	0	1	1
12405713	1	53	0	0	0	1	0
12436582	1	41	0	0	0	1	0
12461434	2	44	1	2	0	0	0
12469433	2	46	1	1	0	0	0
12472094	1	55	0	0	0	0	0
12477091	1	42	0	0	0	1	1
12516615	1	65	0	0	0	0	0

## Lampiran 7 Surat Keterangan Kode Etik

F.LITB.003




**KOMITE ETIK PENELITIAN KESEHATAN  
RSUD Dr. SOETOMO SURABAYA**

**KETERANGAN KELATKAN ETIK  
(" ETHICAL CLEARANCE ")**

570 / Panke.KKE / X / 2016

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

**" Analisis Survival dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines Studi Kasus : Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya "**

**PENELITI UTAMA : Rochima Dita Respita**

**PENELITI LAIN : 1. Santi Wulan Purnami, M. Si, Ph. D  
2. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si**

**UNIT / LEMBAGA / TEMPAT PENELITIAN : RSUD Dr. Soetomo Surabaya**

**DINYATAKAN LAIK ETIK**

SURABAYA, 14 OCT 2016



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

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## Lampiran 8 Surat Keterangan Legalisasi Data

### SURAT PERNYATAAN

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

Nama : Aldho Riski Irawan  
NRP : 1313100039

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

Judul : Analisis Survival dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline Studi Kasus : Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya

Oleh : Rachima Dita Respita  
Tahun : 2017

Yang merupakan bagian dari penelitian :

Judul : Predicting Survival Of Cervical Cancer Based On Support Vector Machine and Bayesian Survival Analysis

Oleh : Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D  
Tahun : 2017

Keterangan : Rekam Medis Pasien Kanker Serviks Rawat Inap RSUD Dr. Soetomo Surabaya Tahun 2013-2016.

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

Mengetahui,  
Pembimbing Tugas Akhir



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

Surabaya, 25 Juli 2017  
Mahasiswa



(Aldho Riski Irawan)  
NRP. 1313100039

*(Halaman ini sengaja dikosongkan)*

## BIODATA PENULIS



“Jika 100 adalah tertinggi, maka 99 adalah terendah”. Motto hidup yang selalu Aldho Riski Irawan terapkan dalam kehidupan sehari-hari. Merantau dari Sukoharjo ke Surabaya memberikan arti tersendiri bagi penulis. Empat tahun di Surabaya telah merubah kehidupan penulis yang dulunya *introvert* menjadi orang yang suka bergaul. Penulis mulai mengenal organisasi di waktu kuliah ini. Pada periode 2014-2015 merangkap jabatan sebagai staff Keilmiahian HIMASTA-ITS, staff SCC HIMASTA-ITS, dan staff FORSIS, selanjutnya pada periode 2015-2016 menjadi Ketua Departemen Keilmiahian HIMASTA-ITS. Alhamdulillah selama 2 periode tersebut, Statistika ITS selalu menjadi penyumbang PKM terbanyak di ITS. Menjadi KaDep Keilmiahian harus berprestasi, 3 kali menerima hibah Program Kreatifitas Mahasiswa dari Dikti, 2 paper ke *International Conference*, dan menjadi Asisten Dosen. Walaupun terkutat di dunia keilmiahian, tetapi penulis memiliki hobi bermain *freeline skateboard*. Tidak terasa sudah 4 tahun berada di Statistika ITS, tidak terasa usia sudah menginjak 22 tahun (lahir August, 27<sup>th</sup> 1995), dan tidak terasa pula sudah lulus, kamu kapan? Semoga dilancarkan juga bagi pembaca. Apabila ingin memberikan saran, kritik, atau bahkan berdiskusi lebih lanjut mengenai Tugas Akhir, silahkan hubungi penulis melalui,

Facebook : Aldho Irawan  
Line : aldhoira-one, ir.aldhoriski  
Email : ir.aldhoriski@gmail.com