

### TUGAS AKHIR - SS141501

# ANALISIS SURVIVAL PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD dr. SOETOMO SURABAYA MENGUNAKAN PENDEKATAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

DINDA SARIHATI SUTEJO NRP 1313 100 033

Dosen Pembimbing Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M. Si

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



#### TUGAS AKHIR - SS141501

# ANALISIS SURVIVAL PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD dr. SOETOMO SURABAYA MENGUNAKAN PENDEKATAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

DINDA SARIHATI SUTEJO NRP 1313 100 033

Dosen Pembimbing Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M. Si

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



### FINAL PROJECT - SS141501

# SURVIVAL ANALYSIS OF CERVICAL CANCER PATIENTS IN dr. SOETOMO HOSPITAL SURABAYA USING MULTIPLE PERIOD LOGIT APPROXIMATION

DINDA SARIHATI SUTEJO NRP 1313 100 033

Supervisors Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M. Si

UNDERGRADUATE PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017

### LEMBAR PENGESAHAN

# ANALISIS SURVIVAL PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD dr. SOETOMO SURABAYA MENGUNAKAN PENDEKATAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

#### 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:

Dinda Sarihati Sutejo NRP 1313 100 033

Disetujui oleh Pembimbing:

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

NIP. 19720923 199803 2 001

Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si

NIP. 19831204 200812 1 002

Mengetahui,

Repala Departemen

DEPARTEMEN

Dr. Suhartono

9710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

# ANALISIS SURVIVAL PASIEN KANKER SERVIKS DI RSUD dr. SOETOMO SURABAYA MENGGUNAKAN PENDEKATAN MULTIPLE PERIOD LOGIT

Nama Mahasiswa : Dinda Sarihati Sutejo

NRP : 1313 100 033

Departemen : Statistika FMIPA-ITS

Dosen Pembimbing 1 : Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D Dosen Pembimbing 2 : Dr. rer. pol. Dedy Dwi P., M.Si

#### Abstrak

Kanker serviks merupakan kanker dengan jumlah penderita terbesar kedua yang menyerang wanita di Indonesia. Kanker serviks disebabkan oleh virus Human Papiloma Virus (HPV). Beberapa faktor yang dapat mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks antara lain usia pasien, tingkat stadium, kemoterapi, operasi, transfusi PRC, komplikasi, penyakit penyerta, kadar hemoglobin, dan frekuensi kehamilan. Pada penelitian ini dibahas mengenai ketahanan hidup pasien kanker serviks menggunakan analisis survival dengan pendekatan multiple period logit. Pendekatan multiple period logit digunakan karena jenis pengobatan dan kondisi pasien kanker serviks seringkali berubahubah setiap waktunya. Variabel yang digunakan terdiri dari waktu dan status pasien sebagai variabel respon dan sembilan variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Penelitian ini dilakukan pada data rekam medis pasien rawat inap kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya pada tahun 2014. Model terbaik diperoleh dengan menggunakan metode stepwise dengan dua variabel yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks, yaitu variabel stadium dan penyakit penyerta.

## Kata Kunci – Analisis survival, Fungsi Hazard, Kanker Serviks, dan Multiple Period Logit

(halaman ini sengaja dikosongkan)

# SURVIVAL ANALYSIS OF CERVICAL CANCER PATIENTS IN dr. SOETOMO SURABAYA USING MULTIPLE PERIOD LOGIT APPROXIMATION

Name : Dinda Sarihati Sutejo

Student Number : 1313 100 033 Departement : Statistics

Supervisor 1 : Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D Supervisor 2 : Dr. rer. pol. Dedy Dwi P., M.Si

#### **Abstract**

Cervical cancer is a cancer that has the second largest number of women in Indonesia. Cervical cancer is a primary cancer from the cervix caused by Human Papiloma Virus (HPV). Factors that may affect the survival of cervical cancer patients are patient age, stage of cancer, chemotherapi, surgery, PRC transfusion, complication, comorbidity, hemoglobin level, and frequency of pregnancy. In this research will be discussed about survival of cervical cancer patients using multiple period logit approximation with cervical cancer cases in RSUD dr. Soetomo Surabaya. Multiple period logit approximation is used because some clinical factors in cervical cancer patients vary each time. Variables in this research used consist of time and patient status as response variables and nine predictor variables that may affect the survival of cervical cancer patients. This study was conducted using medical record data of cervical cancer patients who underwent inpatient at RSUD dr. Soetomo Surabaya in January to December 2014. The best model is obtained by using stepwise method with two variables that significantly affect the survival of cervical cancer patient. Those variables are stage of cancer and comorbid variables.

# Keyword – Survival Analysis, Hazard Function, Cervical Cancer, and Multiple Period Logit

(halaman ini sengaja dikosongkan)

#### KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Allah SWT atas limpahan rahmat yang tidak pernah berhenti sehingga penulis dapat menyelesaikan penyusunan Tugas Akhir yang berjudul "Analisis *Survival* Pasien Kanker Serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya Menggunakan Pendekatan *Multiple Period Logit*". Penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

- 1. Ibu Santi Wulan Purnami, M.Si, Ph.D selaku dosen pembimbing dan Bapak Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, M.Si selaku dosen co-pembimbing yang telah memberikan bimbingan, saran, bantuan dan informasi yang diberikan.
- Bapak Dr. Suhartono dan Bapak Dr. Sutikno selaku Kepala dan Kaprodi Sarjana Departemen Statistika ITS serta Bapak Drs. Haryono, MSIE dan Ibu Shofi Andari, M.Si selaku dosen penguji serta atas saran dan kritiknya yang sangat membangun.
- 3. Kedua orangtua penulis dan adik semata wayang yang senantiasa memanjatkan do'a untuk kelancaran penyusunan Tugas Akhir dari awal hingga akhir serta dukungan moril dan materiil yang tidak putus diberikan.
- 4. Teman-teman satu tim Analisis Survival sebagai saudara seperjuangan dari awal hingga akhir penyusunan Tugas Akhir.
- 5. Teman-teman satu rumah 'Ar-Royah' dan satu lingkaran pembinaan serta pembina yang senantiasa peduli dan memberikan jalan keluar terbaik bagi permasalahan yang dihadapi penulis. *Jazakumullah khairan*.
- 6. Keluarga  $\sum 24$  Statistika Legendary serta semua pihak yang telah mendukung dan tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis sangat berharap hasil Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi kita semua serta saran dan kritik yang bersifat membangun guna perbaikan di masa mendatang.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

(halaman ini sengaja dikosongkan)

# **DAFTAR ISI**

		Halaman
HALA	MAN J	U <b>DUL</b> i
		Eiii
LEMB	AR PE	NGESAHANv
ABSTI	RAK	vii
		ix
KATA	PENGA	ANTARxi
DAFT	AR ISI.	xiii
		MBAR xvii
DAFT	AR TAI	BEL xix
DAFT	AR LAN	MPIRAN xxi
RARI	PEND	AHULUAN
		elakang1
1.2		isan Masalah
1.3		Penelitian 4
1.4		t Penelitian
1.5		Penelitian4
1.0		
		AUAN PUSTAKA
2.1		s Survival5
	2.1.1	Fungsi Survival dan Fungsi Hazard 6
	2.1.2	Kurva Survival Kaplan-Meier 8
	2.1.3	Uji Log-Rank
2.2		e Period Logit11
	2.2.1	Fungi Likelihood
	2.2.2	Penaksiran Parmeter
	2.2.3	Uji Signifikansi Parameter
	2.2.4	Seleksi Model Terbaik
	2.2.5	Interpretasi Parameter
2.3		Serviks
	2.3.1	Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Ketahanan
		Hidup Pasien Kanker Serviks

BAB I	II MET	TODOLOGI PENELITIAN
3.1	Sumbe	er Data21
3.2	Keran	gka Konsep21
		pel Penelitian23
3.4	Strukt	ur Data Penelitian26
3.5	Langk	ah Analisis26
вав г	V ANA	LISIS DAN PEMBAHASAN
4.1	Prepre	cessing Data29
4.2	Karak	teristik Pasien Kanker Serviks31
	4.2.1	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Usia (X <sub>1</sub> )32
	4.2.2	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Stadium (X <sub>2</sub> )33
	4.2.3	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Kemoterapi (X <sub>3</sub> )35
	4.2.4	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Operasi (X <sub>4</sub> )36
	4.2.5	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Transfusi PRC (X <sub>5</sub> )37
	4.2.6	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Penyakit Penyerta (X <sub>6</sub> )39
	4.2.7	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Komplikasi (X <sub>7</sub> )40
	4.2.8	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Kadar Hemoglobin (X <sub>8</sub> )42
	4.2.9	Karakteristik Pasien Kanker Seviks Berdasarkan
		Faktor Frekuensi Kehamilan (X <sub>9</sub> )42
4.3	Kurva	Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank43
	4.3.1	Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank
		Berdasarkan Faktor Stadium (X <sub>2</sub> )45
	4.3.2	Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank
		Berdasarkan Faktor Kemoterapi (X <sub>3</sub> )46
	4.3.3	Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank
		Berdasarkan Faktor Operasi (X <sub>4</sub> )48
	4.3.4	Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank
		Berdasarkan Faktor Transfusi PRC (X <sub>5</sub> )49

	4.3.5	Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank	
		Berdasarkan Faktor Penyakit Penyerta (X <sub>6</sub> )	. 50
	4.3.6	Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank	
		Berdasarkan Faktor Komplikasi (X <sub>7</sub> )	. 52
4.4	Pemod	elan Multiple Period Logit Secara Univariat	. 53
	4.4.1	Variabel Usia	. 53
	4.4.2	Variabel Stadium	. 54
	4.4.3	Variabel Kemoterapi	. 55
	4.4.4	Variabel Operasi	. 56
	4.4.5	Variabel Transfusi PRC	. 57
	4.4.6	Variabel Penyakit Penyerta	. 58
	4.4.7	Variabel Komplikasi	. 59
	4.4.8	Variabel Kadar Hemoglobin	. 61
	4.4.9	Variabel Frekuensi Kehamilan	. 62
4.5	Pemod	elan Multiple Period Logit Secara Multivariat	. 63
BAB V	KESI	MPULAN DAN SARAN	
		pulan	
5.2	Saran.	-	. 69
DAFT	AR PU	STAKA	. 71
LAMP	TRAN		75

(halaman ini sengaja dikosongkan)

# **DAFTAR GAMBAR**

	Halaman
Gambar 2.1	Ilustrasi Kurva Survival Kaplan-Meier9
Gambar 3.1	Model Konseptual Penelitian21
Gambar 3.2	Tahapan Penelitian
Gambar 4.1	Perbandingan Data Rekuren dan Data Tidak Rekuren30
Gambar 4.2	Perbandingan Data Lengan dan <i>Missing Value</i> 30
Gambar 4.3	Karakteristik Pasien Kanker Serviks32
Gambar 4.4	Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Stadium33
Gambar 4.5	Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Kemoterapi35
Gambar 4.6	Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Operasi36
Gambar 4.7	Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Transfusi PRC38
Gambar 4.8	Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Penyakit Penyerta39
Gambar 4.9	Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Komplikasi41
Gambar 4.10	Kurva <i>Survival</i> Kaplan-Meier Berdasarkan Stadium44
Gambar 4.11	Kurva <i>Survival</i> Kaplan-Meier Berdasarkan Kemoterapi
Gambar 4.12	Kurva <i>Survival</i> Kaplan-Meier Berdasarkan Operasi47
Gambar 4.13	Kurva <i>Survival</i> Kaplan-Meier Berdasarkan Transfusi PRC
Gambar 4.15	Kurva <i>Survival</i> Kaplan-Meier Berdasarkan Penyakit Penyerta

Gambar 4.16	Kurva	Survival	Kaplan-Meier	Berdasarkan	
	Kompl	ikasi			.51

# **DAFTAR TABEL**

	Halaman
Tabel 3.1	Variabel Dependen Penelitian24
Tabel 3.2	Variabel Independen Penelitian25
Tabel 3.3	Struktur Data Penelitian26
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Usia28
Tabel 4.2	Tabulasi Silang Stadium dengan Status Pasien34
Tabel 4.3	Tabulasi Silang Kemoterapi dengan Status Pasien35
Tabel 4.4	Tabulasi Silang Operasi dengan Status Pasien37
Tabel 4.5	Tabulasi Silang Transfusi PRC dengan Status Pasien38
Tabel 4.6	Tabulasi Silang Penyait Penyerta dengan Status Pasien40
Tabel 4.7	Tabulasi Silang Komplikasi dengan Status Pasien41
Tabel 4.8	Statistika Deskriptif Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Kadar Hemoglobin42
Tabel 4.9	Statistika Deskriptif Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Frekuensi Kehamilan43
<b>Tabel 4.10</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Stadium46
<b>Tabel 4.11</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Kemoterapi47
<b>Tabel 4.12</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Operasi48
<b>Tabel 4.13</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Transfusi PRC50
<b>Tabel 4.14</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Penyakit Penyerta51
<b>Tabel 4.15</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Komplikasi53

<b>Tabel 4.16</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Usia 5	4
<b>Tabel 4.17</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Stadium	5
<b>Tabel 4.18</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Kemoterapi	6
<b>Tabel 4.19</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Operasi	
<b>Tabel 4.20</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Transfusi PRC	
<b>Tabel 4.21</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Penyakit Penyerta	9
<b>Tabel 4.22</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Komplikasi	0
<b>Tabel 4.23</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Kemoterapi	1
<b>Tabel 4.24</b>	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Operasi	2
Tabel 4.25	Perbandingan Seleksi Variabel yang Berubah 6	4
<b>Tabel 4.26</b>	Perbandingan Seleksi Variabel Secara Keseluruhan	5
<b>Tabel 4.27</b>	Perbandingan Seleksi Variabel 6	6
<b>Tabel 4.28</b>	Estimasi Parameter Model Multiple Period Logit6	6

# **DAFTAR LAMPIRAN**

	Halar	nan
Lampiran 1	Data Pasien Kanker Serviks yang Menjalani Rawat Inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya	73
Lampiran 2	Syntax R Model Multiple Period Logit Secara Univariat	74
Lampiran 3	Syntax R Model Multiple Period Logit Secara Multivariat	86
Lampiran 4	Surat Pernyataan Legalitas Data	99

(halaman ini sengaja dikosongkan)

### BAB I PENDAHULUAN

#### 1.1. Latar Belakang

Penyakit kanker menempati urutan kelima tertinggi penyebab kematian di Indonesia. Di Indonesia, lebih dari 40% kanker ganas yang menyerang wanita merupakan kanker ginekologi (Aziz, 2009). Salah satu kanker ginekologi terbanyak kedua yang menyerang wanita Indonesia adalah kanker serviks (Achmadi, Brahmana, A.T., & Suhatno, 2011). Pada tahun 2012, di Indonesia dilaporkan terdapat 20.928 kasus baru kanker serviks dan angka kematian terkait kanker serviks sebanyak 9.498 kasus (Ferlay, 2012). Berdasarkan hasil survei kesehatan oleh *World Health Organitation* (WHO, 2010), kejadian kanker serviks di Indonesia dilaporkan sebanyak 20-24 kasus baru setiap harinya.

Kanker serviks adalah tumbuhnya sel-sel abnormal pada jaringan serviks (leher rahim). Kanker serviks merupakan kanker primer yang berasal dari serviks, yaitu bagian ujung depan rahim yang menjulur ke vagina (Mardjikoen, 2007). Kanker serviks disebabkan oleh virus *Human Papiloma Virus* (HPV). Penularan virus HPV yang dapat menyebabkan kanker leher rahim ini dapat menular melalui kontak langsung akibat hubungan seks. Gejala yang mungkin timbul (umumnya pada stadium lanjut) adalah perdarahan di luar masa haid, jumlah darah haid tidak normal, perdarahan pada masa *menopause* keputihan yang bercampur darah atau nanah serta berbau, perdarahan sesudah berhubungan seks, rasa nyeri dan sakit di panggul, gangguan buang air kecil hingga tidak bisa buang air kecil (Prawirohardjo, 2005).

Menurut Laras (2009), beberapa faktor yang meningkatkan risiko terkena kanker serviks antara lain berhubungan seks pada usia kurang dari 17 tahun, jumlah kehamilan lebih dari tiga, tingkat pendidikan rendah, penggunaan kontrasepsi oral (pil KB) jangka panjang, riwayat kanker serviks pada keluarga, berganti-ganti pasangan seksual, dan merokok. Berdasarkan penelitian yang telah berkembang, terdapat beberapa faktor yang dapat mempengaruhi

ketahanan hidup pasien kanker serviks yaitu usia pasien (Gayatri, 2002; Putri, 2008). Menurut Wijayanti (2014), stadium juga mempengaruhi ketahanan hidup kanker serviks. Selain itu anemia, penyakit yang menyertai dan kelengkapan pengobatan seperti kemoterapi dan operasi juga merupakan faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup penderita kanker serviks (Sirait, A.M., Iwan A., & Farid A., 1997).

Menurut Gayatri (2002), salah satu parameter yang dapat digunakan untuk menilai keberhasilan pengobatan kanker serviks adalah probabilitas ketahanan hidup pasien. Selain itu, ahli kedokteran juga menggunakan probabilitas ketahanan hidup untuk memperkirakan lama hidup pasien setelah didiagnosis mengidap kanker serviks. Probabilitas ketahanan hidup pasien satu tahun (one year survival rate) pasien kanker serviks adalah 87% (American Cancer Society, 2014). Dalam ilmu statistika, analisis survival dapat digunakan untuk menganalisis ketahanan hidup. Analisis survival merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis data yang berkaitan denganlama waktu hingga sutau event terjadi. Analisis survival terbagi menjadi dua bentuk, yaitu fungsi survival dan fungsi hazard. Fungsi survival menyatakan probabilitas objek hingga tidak terjadinya suatu event, sedangkan fungsi hazard menyatakan laju failure suatu objek (Kleinbaum & Klein, 2012).

Untuk memodelkan suatu *event* dengan kondisi objek yang dapat berubah-ubah setiap waktunya dapat digunakan *hazard model* (Shumway. 2001). *Hazard model* merupakan model yang terbentuk dari *hazard rate* dengan mengikutsertakan variabel prediktor yang mempengaruhi laju *hazard* tersebut. Variabel dependen yang digunakan dalam model *hazard* adalah waktu yang dibutuhkan hingga terjadinya *event*. Untuk mendapatkan model *hazard*, dapat dilakukan dengan berbagai pendekatan. Diantaranya adalah dengan menggunakan pendekatan logit, probit, dan regresi Cox.

Shumway (2001) melakukan pemodelan *hazard* menggunakan pendekatan logit pada data finansial untuk

memprediksi kebangkrutan (event) perusahaan-perusahaan di Amerika Serikat. Dikarenakan variabel prediktor yang digunakan memiliki nilai yang berbeda setiap waktu hingga event terjadi, maka pendekatan logit yang digunakan disebut multiple period logit. Selain itu, Pagano, Pagneta, dan Zingales (1998) mengungkapkan bahwa estimasi model multiple period logit merupakan model hazard.

Di bidang kesehatan, untuk beberapa penyakit seperti kanker serviks, kematian dapat disebabkan oleh beberapa faktor klinis pasien yang berubah-ubah tiap waktunya. Dalam satu tahun, satu pasien kanker serviks dapat menjalani rawat inap lebih dari satu kali. Tiap kali menjalani rawat inap, jenis pengobatan dan kondisi pasien seringkali berubah. Oleh karena itu, dalam penelitian ini akan dilakukan analisis *survival* dengan pendekatan model *multiple period logit* dengan kasus kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

RSUD dr. Soetomo Surabaya merupakan rumah sakit terbesar di Jawa Timur sekaligus menjadi rumah sakit rujukan untuk wilayah Jawa Timur dan wilayah Timur Indonesia. Penelitian sebelumnya mengenai analisis *survival* pada pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya telah dilakukan oleh Inayati (2015) dengan menggunakan metode Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank. Sedangkan untuk analisis *survival* menggunakan pendekatan *multiple period logit* telah dilakukan oleh Lestari (2016) pada pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

#### 1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan permasalahan yang dicantumkan pada latar belakang yaitu beberapa faktor klinis pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap berubah-ubah tiap waktunya, maka dilakukan analisis *survival* dengan menggunakan pendekatan *multiple period logit*. Oleh karena itu, rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana model *multiple period logit* ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya?

2. Apa faktor-faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya?

### 1.3. Tujuan Penelitian

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

- 1. Mendapatkan model *multiple period logit* ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.
- 2. Memperoleh faktor-faktor yang berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

#### 1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian ini adalah memberikan informasi tambahan bagi RSUD dr. Soetomo Surabaya mengenai pemodelan ketahanan hidup pasien kanker serviks dengan memperhatikan faktor-faktor yang berpengaruh. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan dan pengetahuan pada penelitian selanjutnya, khususnya mengenai analisis *survival* menggunakan pendekatan *multiple period logit*.

#### 1.5. Batasan Penelitian

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah pasien yang diteliti merupakan pasien rawat inap penyakit kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya periode tahun 2014. Data yang diambil merupakan data pasien yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya lebih dari satu kali dalam kurun waktu Januari hingga Desember 2014.

### BAB II TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1. Analisis Survival

Analisis *survival* merupakan kumpulan metode statistik dengan variabel yang diperhatikan adalah waktu hingga terjadinya *event* yang biasa disebut waktu *survival* yang menunjukkan waktu seseorang telah bertahan hidup selama pengamatan (Collet, 1994). Dalam analisis *survival*, *event* dapat disebut sebagai kegagalan (*failure*) seperti halnya kematian, penyakit yang kambuh setelah menjalani pengobatan atau munculnya penyakit baru. *Event* juga dapat berupa kejadian positif seperti keadaan membaik setelah menderita suatu penyakit (Kleinbaum & Klein, 2012).

Tiga hal yang harus diperhatikan dalam menentukan waktu kegagalan menurut Cox & Oakes (1984), adalah antara lain:

- a. Waktu awal (start point) tidak ambigu.
- b. Skala pengukuran yang konsisten.
- c. Kejelasan definisi event.

Menurut Kleinbum & Klein (2012), analisis *survival* memiliki beberapa tujuan yaitu:

- a. Mengestimasi dan menginterpretasikan fungsi *survival* atau *hazard* dari data *survival*.
- b. Membandingkan fungsi *survival* dan fungsi *hazard* pada dua atau lebih kelompok.
- c. Menilai hubungan variabel-variabel penjelas dengan waktu *survival*.

Perbedaan antara analisis *survival* dengan analisis statistik lainnya adalah adanya data tersensor. Data tersensor adalah data tercatat ketika adanya sebagian informasi dari ketahanan hidup seseorang, tetapi tidak dapat diketahui waktu ketahanan hidupnya secara pasti. Menurut Kleinbaum & Klein (2012) secara umum ada tiga penyebab terjadinya penyensoran yaitu:

a. Seseorang tidak mengalami *event* dari awal hingga akhir penelitian.

- b. Seorang pasien tidak melanjutkan pengobatan atau karena pindah rumah sakit ketika penelitian berlangsung.
- c. Seorang pasien keluar dari penelitian atau meninggal karena penyebab lain.

Penyensoran data dalam analisis *survival* terdiri dari sensor kiri (*left cencoring*), sensor kanan (*right cencoring*), dan sensor interval (*interval cencoring*).

- a. Data tersensor kiri (*left cencoring*) terjadi apabila kejadian yang ingin diperhatikan pada individu ternyata sudah terjadi pada saat individu tersebut masuk dalam studi penelitian.
- b. Data tersensor kanan (right cencoring) terjadi apabila kejadian yang ingin diperhatikan pada individu ternyata belum terjadi pada saat individu tersebut masuk dalam studi penelitian. Data tersensor kanan merupakan jenis data tersensor yang paling umum dalam analisis survival. Secara umum, data tersensor kanan dapat terjadi karena: (i) Seorang individu yang belum mengalami kejadian setelah studi berakhir, (ii) Seorang individu yang keluar dari studi penelitian pada saat periode studi sedang berjalan, dan (iii) Seorang individu yang meninggal tetapi bukan karena alasan yang berhubungan dengan kejadian yang ingin diperhatikan atau individu meninggal tetapi kematian bukan suatu kejadian yang diperhatikan.
- c. Data tersensor interval (*interval cencoring*) terjadi ketika hanya diketahui bahwa suatu kejadian yang diinginkan terjadi dalam suatu periode waktu atau interval waktu tertentu. Sebagai contohnya, jika catatan medis menunjukkan bahwa pada usia 45 tahun pasien kanker dalam contoh di atas kondisinya sehat dan belum berpenyakit kanker, kemudian pasien melakukan tes pertama saat berumur 50 tahun dan terdiagnosis terkena penyakit kanker, dengan demikian usia saat didiagnosis positif kanker adalah antara 45 dan 50 tahun.

### 2.1.1. Fungsi Survival dan Fungsi Hazard

Fungsi kepadatan peluang atau PDF (*Probability Density Function*) adalah peluang suatu individu mati atau mengalami kejadian dalam interval waktu t sampai  $t+\Delta t$ . Jika t menotasikan

waktu *survival* dari satu individu dan T merupakan variabel random yang memiliki fungsi distribusi peluang f(t), maka fungsi kepadatan peluang dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$f(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{P(t \le T < t + \Delta t)}{\Delta t}$$
(2.1)

Fungsi distribusi kumulatif didefinisikan sebagai peluang suatu individu mengalami kejadian kurang dari sama dengan waktu *t* dapat dinyatakan sebagai berikut

$$F(t) = P(T < t) = \int_{0}^{t} f(u)dt$$
 (2.2)

Fungsi *survival S*(*t*), didefinisikan sebagai probabilitas suatu obyek bertahan setelah waktu ke-*t*, dinyatakan dengan persamaan sebagai berikut (Collet, 1994).

$$S(t) = P(T \ge t) = 1 - P(T < t)$$
 (2.3)

Fungsi  $hazard\ h(t)$  merupakan laju suatu individu mengalami event dalam interval waktu dari t sampai  $t+\Delta t$  dengan syarat individu tersebut masih bertahan hidup sampai dengan waktu t. Fungsi hazard dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$h(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \left\{ \frac{P(t \le T < t + \Delta t | T \ge t)}{\Delta t} \right\}$$
 (2.4)

Berdasarkan persamaan (2.4) dapat diperoleh hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi *hazard* dengan menggunakan teori probabilitas bersyarat  $P(A | B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$  sebagai berikut.

$$h(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \left\{ \frac{P(t \le T < t + \Delta t | T \ge t)}{\Delta t} \right\}$$

$$= \lim_{\Delta t \to 0} \left\{ \frac{P(t \le T < (t + \Delta t) \cap (T \ge t))}{\Delta t \times P(T \ge t)} \right\}$$

$$= \lim_{\Delta t \to 0} \left\{ \frac{P(t \le T < (t + \Delta t))}{\Delta t \times S(t)} \right\}$$

$$= \frac{1}{S(t)} \times \lim_{\Delta t \to 0} \left\{ \frac{P(t \le T < (t + \Delta t))}{\Delta t} \right\}$$
$$= \frac{f(t)}{S(t)}$$

Jika F(t) = 1 - S(t), maka  $f(t) = \frac{d(F(t))}{dt} = \frac{d(1 - S(t))}{dt}$ , sehingga diperoleh nilai h(t) sebagai berikut.

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

Selanjutnya mengganti t menjadi u, kemudian dengan menggunakan integral tertentu pada batas 0 sampai t, maka diperoleh persamaan sebagai berikut.

$$-\int_{0}^{t} h(u)du = \int_{0}^{t} \frac{1}{S(u)} d(S(u)) = \ln S(t)$$

H(t) merupakan fungsi kumulatif *hazard* yang dinyatakan dengan  $H(t) = \int\limits_0^t h(u)du$ . Hubungan antara fungsi kumulatif

hazard dan fungsi survival dapat dinyatakan sebagai berikut (Collet, 1994).

$$H(t) = -\ln S(t) \tag{2.5}$$

### 2.1.2. Kurva Survival Kaplan-Meier

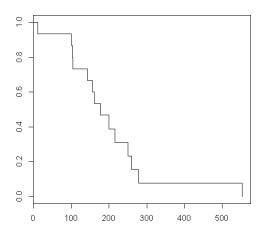
Menurut Kleinbaum & Klein (2012), analisis Kaplan-Meier digunakan untuk menaksir fungsi *survival*. Apabila probabilitas

dari Kaplan-Meier adalah  $S(t_{(j)})$  maka perasamaan umumnya adalah sebagai berikut.

$$S\left(t_{(j)}\right) = S\left(t_{(j-1)}\right) \times \hat{P}_r\left(T > t_{(j)}|T \ge t_{(j)}\right)$$
 (2.6)

$$S(t_{(j-1)}) = \prod_{i=1}^{j-1} \hat{P}_r(T > t_{(i)}|T \ge t_{(i)})$$
(2.7)

Berdasarkan hasil estimasi fungsi *survival* pada persamaan (2.6), dapat dibentuk kurva *survival* Kaplan-Meier yaitu suatu kurva yang menggambarkan hubungan antara estimasi fungsi *survival* dengan waktu *survival*. Kleinbum & Klein (2012) menggambarkan kurva Kaplan-Meier seperti pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ilustrasi Kurva Survival Kaplan-Meier

Pada gambar 2.1, sumbu vertikal atau sumbu *y* menunjukkan fungsi *survival*. Sedangkan pada sumbu horizontal atau sumbu *x* menunjukkan waktu *survival* 

### 2.1.3. Uji Log-Rank

Uji Log-Rank merupakan uji yang digunakan untuk membandingkan kurva *survival* dalam grup yang berbeda (Kleinbaum & Klein, 2012).

Hipotesis dari uji log rank untuk dua grup atau lebih adalah sebagai berikut.

H<sub>0</sub>: tidak ada perbedaan kurva *survival* dalam grup yang berbeda
 H<sub>1</sub>: paling sedikit ada satu perbedaan kurva *survival* dalam grup yang berbeda

Statistik uji

$$\chi^2 \approx \sum_{i=1}^{G} \frac{\left(O_i - E_i\right)^2}{E_i} \tag{2.8}$$

dimana

$$O_i - E_i = \sum_{j=1}^G \left( m_{ij} - e_{ij} \right) \text{ dan } e_{ij} = \left( \frac{n_{ij}}{\sum_{i=1}^G n_{ij}} \right) \left( \sum_{i=1}^G m_{ij} \right)$$

 $O_i$ : nilai observasi individu kelompok ke-i

 $E_i$ : nilai ekspektasi individu kelompok ke-i

 $m_{if}$ : jumlah objek yang gagal dalam grup ke-i pada waktu  $t_{(j)}$ 

 $n_{if}$ : jumlah objek yang beresiko gagal seketika pada grup ke-i sebelum waktu  $t_{(i)}$ 

 $e_{if}$ : nilai ekspektasi dalam grup ke-i pada waktu  $t_{(j)}$ 

G: jumlah grup

n: jumlah observasi

i:1,2,...,G

Tolak  $H_0$  jika  $\chi^2 > \chi^2_{\alpha,G-1}$ .

#### 2.2. Multiple Period Logit

Model *multiple period logit* merupakan model logit yang diestimasi menggunakan data yang memiliki waktu *survival* pada pengamatan objek yang bersifat independen. Pada model logit, terdapat y yang menyatakan kejadian gagal dan sukses. Model logit tersebut memerlukan asumsi binomial yang merupakan dasar dari analisis *survival* (Efron, 1987).

Model *multiple period logit* ekuivalen dengan model *hazard* menggunakan waktu diskrit. Apabila diketahui nilai variabel prediktor (x), maka peluang y dalam model logit dapat dituliskan  $h(x) = P(y=1 \mid x)$  dan  $1-h(x) = P(y=0 \mid x)$ . Dengan y yang didefinisikan sebagai berikut.

$$y = \begin{cases} 0 = \text{tidak terjadi event} \\ 1 = \text{terjadi event} \end{cases}$$

Dalam model *hazard*, h(x) merupakan *hazard rate* atau peluang terjadinya *event* pada setiap t. Dengan *multiple regressors*  $(x_1,...,x_k)$ , maka diperoleh persamaan.

$$P(y=1|x) = h(x) = \frac{e^{\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_K x_K}}{1 + e^{\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_K x_K}}$$
(2.9)

Salah satu cara untuk memperoleh suatu probabilitas y adalah 1, maka dapat menggunakan rumus sebagi berikut.

$$O(x) = \frac{h(x)}{1 - h(x)}$$
 (2.10)

Dengan memasukkan persamaan (2.9) ke dalam peluang yang dituliskan pada persamaan (2.10), maka diketahui bahwa log dari peluang sukses ekuivalen dengan model logit atau biasa disebut dengan transformasi logit. Model logit dengan variabel penjelas sebanyak *K* memiliki bentuk matematis sebagai berikut.

$$g(x) = \log\left(\frac{h(x)}{1 - h(x)}\right)$$
$$= \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_K x_K$$

$$=\sum_{k=0}^{K}\theta_{k}x_{k} \tag{2.11}$$

Pada model *multiple period logit*, nilai y dan x pada setiap pengamatan berubah pada setiap waktu. Hal tersebut menyebabkan nilai variabel prediktor (x) dan variabel respon (y) memiliki nilai yang berbeda setiap waktu hingga terjadinya *event* (*failure*). Peluang y dalam model *multiple period logit* dapat dituliskan  $h(t,x) = P(y=1 | x_t) \operatorname{dan}^{1-h(t,x)} = P(y=0 | x_t)$  (Shumway, 2001). Persamaan logistik dengan satu variabel penjelas dengan nilai yang berbeda setiap t, memiliki bentuk matematis sebagai berikut.

$$g(t,x) = \log\left(\frac{h(t,x;0)}{1 - h(t,x;0)}\right) = \log\left(\frac{h(t,x;0)}{S(t,x;0)}\right)$$
(2.12)

#### 2.2.1. Fungsi Likelihood

Misal terdapat n pengamatan yang saling bebas, dengan  $y_i$  adalah variabel respon dari pengamatan ke-i, dengan i = 1, 2, ..., n, peluang data tidak tersensor sebesar  $\phi(t_i, x_i)$  dan peluang data tersensor sebesar  $1 - \phi(t_i, x_i)$ . Maka  $y_i$  memiliki fungsi densitas seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.12).

$$f(y_i) = \left[\phi(t_i, x_i; \theta)\right]^{y_i} \left[1 - \phi(t_i, x_i; \theta)\right]^{1 - y_i} \quad (2.13)$$

Dikarenakan model *multiple period logit* merupakan estimasi dari data yang diambil dari pengamatan terpisah, maka fungsi likelihood yang terbentuk adalah seperti yang ditunjukkan pada persamaan (2.14).

$$L(\mathbf{\theta}) = \prod_{i=1}^{n} \left[ F\left(t_i, x_i; \theta\right)^{y_i} \prod_{j < t_i} \left[ 1 - F\left(j, x_i; \theta\right) \right] \right]$$
(2.14)

Pada persamaan 2.14, F merupakan fungsi distribusi kumulatif yang sesuai dengan  $f(y_i)$ . Dikarenakan nilai F selalu tergantung dengan t, sehingga F dapat diintepretasikan sebagai fungsi  $hazard \ \phi(t_i, x_i)$ .

$$L(\mathbf{\theta}) = \prod_{i=1}^{n} \left( \phi \left( t_i, x_i; \theta \right)^{y_i} \prod_{j < t_i} \left[ 1 - \phi \left( t_i, x_i; \theta \right) \right] \right)$$
 (2.15)

Fungsi survival S(t,x) memiliki batasan waktu hingga  $t_i$ . Cox dan Oakes (1984) menunjukkan likelihood fungsi survival waktu diskrit sebagai berikut.

$$S(t,x) = \prod_{j < t_i} \left[ 1 - \phi \left( j, x_i; \theta \right) \right]$$
 (2.16)

Dikarenakan nilai fungsi survival S(t,x) merupakan fungsi dari pengamatan sebelum event terjadi atau  $P(y=0 \mid x_t)$ , maka dari persamaan (2.16) diperoleh fungsi likelihood dari model  $multiple\ period\ logit\ menjadi\ persamaan\ berikut.$ 

$$L(\mathbf{\theta}) = \prod_{i=1}^{n} \phi(t_i, x_i; \theta)^{y_i} S(t, x; \theta)$$
 (2.17)

Fungsi likelihood pada persamaan (2.17) ekuivalen dengan fungsi likelihood yang dihasilkan oleh model *hazard* yang telah diperkenalkan oleh Cox dan Oakes (1984). Sehingga model yang diperoleh dari *multiple period logit* ekuivalen untuk digunakan sebagai fungsi *hazard* (Shumway, 2001).

### 2.2.2. Penaksiran Parameter

Penaksiran parameter pada regresi logistik, pada umumnya menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Untuk memaksimumkan fungsi likelihood yang ditunjukkan pada persamaan (2.17), maka akan lebih mudah apabila diselesaikan dalam bentuk  $\ln L(\theta)$  yang dituliskan pada persamaan berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\theta}) = \ln \left( \prod_{i=1}^{n} \phi(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})^{y_i} S(t, x; \boldsymbol{\theta}) \right)$$
 (2.18)

Yang apabila persamaan (2.18) diuraikan, maka menjadi persamaan berikut.

$$\ln L(\mathbf{\theta}) = \ln \left( \prod_{i=1}^{n} \left( \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right)^{y_{i}} \prod_{j < t_{i}} \left[ 1 - \phi \left( j, x_{i}; \theta \right) \right] \right) \right)$$

$$= \ln \left( \prod_{i=1}^{n} \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right)^{y_{i}} \left[ 1 - \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right) \right]^{1 - y_{i}} \right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[ y_{i} \ln \left( \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right) \right) + \left( 1 - y_{i} \right) \ln \left( 1 - \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right) \right) \right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[ y_{i} \ln \left( \frac{\phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right)}{1 - \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right)} \right) + \ln \left( 1 - \phi \left( t_{i}, x_{i}; \theta \right) \right) \right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[ y_{i} \sum_{k=0}^{K} \theta_{k} x_{ik} + \ln \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^{K} \theta_{k} x_{ik}} \right)^{-1} \right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[ y_{i} \sum_{k=0}^{K} \theta_{k} x_{ik} - \ln \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^{K} \theta_{k} x_{ik}} \right) \right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \sum_{k=0}^{K} \theta_{k} y_{i} x_{ik} - \sum_{i=1}^{n} \ln \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^{K} \theta_{k} x_{ik}} \right)$$
(2.19)

Nilai  $\ln L(\theta)$  akan maksimum apabila dilakukan penurunan fungsi terhadap  $\theta$  dengan hasil sama dengan 0 yang dituliskan pada persamaan berikut.

$$\frac{\partial L(\mathbf{\theta})}{\partial \theta_k} = \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n x_{ik} \left( \frac{e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}}{1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}} \right)$$

$$0 = \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n x_{ik} \phi(t_i x_i; \theta)$$
(2.20)

Dikarenakan persamaan (2.20) bukan merupakan fungsi linier dalam  $\theta$ , maka  $\hat{\theta}$  dicari dengan menggunakan salah satu metode numerik yaitu Newton-Raphson. Oleh karena itu, dilakukan penurunan kedua pada fungsi likelihood. Matriks Hessian atau  $\mathbf{H}$  merupakan matriks yang berisi turunan kedua

 $L(\theta)$ . Elemen-elemen pada matriks **H** ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{1}^{2}} & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{1}\partial\theta_{2}} & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{1}\partial\theta_{3}} & \cdots & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{1}\partial\theta_{K}} \\ \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{1}\partial\theta_{2}} & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{2}^{2}} & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{2}\partial\theta_{3}} & \cdots & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{2}\partial\theta_{K}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{1}\partial\theta_{K}} & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{2}\partial\theta_{K}} & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{3}\partial\theta_{K}} & \cdots & \frac{\partial^{2}L(\mathbf{\theta})}{\partial\theta_{K}^{2}} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n} x_{ii}^{2} h_{i}(1-h_{i}) & \sum_{i=1}^{n} x_{i1} x_{i2} h_{i}(1-h_{i}) & \cdots & \sum_{i=1}^{n} x_{i2} x_{ik} h_{i}(1-h_{i}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{n} x_{i1} x_{ik} h_{i}(1-h_{i}) & \sum_{i=1}^{n} x_{i2} x_{ik} h_{i}(1-h_{i}) & \cdots & \sum_{i=1}^{n} x_{i2} x_{ik} h_{i}(1-h_{i}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^{n} x_{i1} x_{ik} h_{i}(1-h_{i}) & \sum_{i=1}^{n} x_{i2} x_{ik} h_{i}(1-h_{i}) & \cdots & \sum_{i=1}^{n} x_{i2}^{2} h_{i}(1-h_{i}) \end{bmatrix}$$

Prosedur Newton-Raphson untuk mencari taksiran  $\theta$  hingga dicapai hasil yang konvergen dengan,

$$\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t+1)} = \widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)} - (\boldsymbol{H}(\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}))^{-1} \boldsymbol{g}^{(t)}, t = 1, 2, \dots$$
 (2.22)

dengan 
$$\mathbf{g}^T = \left(\frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_0}, \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1}, \cdots, \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_p}\right)$$
 dan  $\mathbf{H}$  merupakan matriks Hessian dengan  $h_{ju} = \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_j \partial \theta_u}$ ; dan  $j, u = 0, 1, 2, \cdots, p$ .

Langkah-langkah iterasi Newton Raphson adalah sebagai berikut:

- 1. Menentukan nilai awal estimasi parameter  $\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}$ .
- 2. Membentuk vektor gradien **g** dan matriks Hessian **H**.

- 3. Memasukkan nilai  $\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(0)}$  pada elemen **g** dan **H** sehingga diperoleh  $\boldsymbol{g}(\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(0)})$  dan  $\mathbf{H}(\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(0)})$ .
- 4. Iterasi mulai t = 0 menggunakan Persamaan (2.22). Nilai  $\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}$  merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-t.
- 5. Apabila belum diperoleh estimasi parameter yang konvergen, maka langkah (3) diulang kembali hingga nilai  $\|\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t+1)} \widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t)}\| \le \varepsilon$ , dengan  $\varepsilon$  merupakan bilangan yang sangat kecil. Hasil estimasi parameter adalah  $\widehat{\boldsymbol{\theta}}^{(t+1)}$  pada iterasi terakhir.

## 2.2.3. Uji Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dilakukan secara serentak dan parsial. Berikut ini pengujian parameter yang dilakukan setelah mendapatkan model.

a. Uji Serentak

Hipotesis

$$H_0: \theta_1 = \theta_2 = \cdots = \theta_K = 0$$

 $H_1$ : minimal ada satu  $\theta_k \neq 0, k = 1, 2, ..., K$ 

Statistik uji

$$\chi^{2} = -2 \ln \left[ \frac{\left( \sum_{i=1}^{n} y_{i} \right)^{\sum_{i=1}^{n} y_{i}} \left( \sum_{i=1}^{n} (1 - y_{i}) \right)^{\sum_{i=1}^{n} (1 - y_{i})}}{\prod_{i=1}^{n} \hat{h}_{i}^{y_{i}} \left( 1 - \hat{h}_{i} \right)^{1 - y_{i}}} \right]$$
(2.20)

Tolak  $H_0$  jika  $\chi^2_{hit} > \chi^2_{\alpha,k}$ 

b. Uji ParsialHipotesis

$$\mathbf{H}_0: \theta_k = 0$$

$$H_1: \theta_k \neq 0, k = 1, 2, ..., K$$

Statistik Uji

$$W = \left[ \frac{\hat{\theta}_k}{\text{SE}(\hat{\theta}_k)} \right]^2 \tag{2.21}$$

 $H_0$  ditolak jika  $|W_{hit}| > Z_{\alpha/2}$  atau  $W_{hit}^2 > \chi^2_{\alpha,l}$  dengan derajat bebas p (Hosmer & Lemeshow, 2000).

#### 2.2.4. Seleksi Model Terbaik

Seleksi model terbaik digunakan untuk mendapatkan model terbaik yang menggambarkan hubungan antara variabel independen dan dependen. Selain itu, seleksi variabel juga dilakukan untuk menghindari terjadinya multikolinearitas akibat model *hazard* yang menggunakan banyak variabel independen. Prosedur seleksi model terbaik dapat menggunakan metode *forward*, *backward*, dan *stepwise*. Cara untuk membandingkan sejumlah kemungkinan model yaitu berdasarkan nilai *Akaike's Information Criteration* (AIC). Nilai AIC didapatkan dari:

$$AIC = -2\ln L(\hat{\theta}) + 2K \tag{2.23}$$

Nilai  $L(\hat{\theta})$  merupakan nilai likelihood dan K adalah jumlah parameter  $\theta$  pada setiap model yang terbentuk. Metode yang terbaik merupakan model dengan nilai AIC yang terkecil.

### 2.2.5. Interpretasi Parameter

Interpretasi parameter digunakan untuk memaparkan hubungan antara variabel Y dan X serta untuk menentukan unit perubahan variabel bebas. Jika dimisalkan model regresi logistik adalah  $\theta_1 = h(x+1) - h(x)$ , maka pada persamaan tersebut  $\theta_1$ 

menunjukan besarnya perbedaan antara nilai variabel dependen ketika variabel dependen (x+1) dan nilai variabel dependen ketika variabel independen x, untuk setiap nilai x (Hosmer & Lemeshow, 2000).

#### 2.3. Kanker Serviks

Kanker serviks adalah keganasan dari leher rahim (serviks) yang disebabkan oleh virus HPV (Human Papiloma Virus). Leher rahim (serviks) adalah bagian dari sistem reproduksi wanita. Letaknya berada di panggul, merupakan bagian sempit dari rahim yang terletak di bagian paling bawah. Kanker serviks tumbuh diawali dari sel tubuh. Sel-sel tubuh bersatu membentuk jaringan. Jaringan-jaringan yang berkumpul menjadi satu membentuk leher rahim dan organ tubuh yang lain. Umumnya, sel leher rahim yang normal akan tumbuh dan beregenerasi sesuai dengan kebutuhan tubuh. Ketika sel-sel leher rahim mulai tua atau rusak, sel-sel tersebut akan mati dan kemudian digantikan oleh selsel baru. Terkadang, proses regenerasi ini tidak berjalan lancar. Sebagai contoh, sel-sel baru tumbuh ketika tubuh tidak membutuhkannya atau bisa jadi sel-sel yang sudah tua dan rusak tidak mati dan tidak mengalami regenerasi. Kegagalan proses regenerasi inilah yang memicu tumbuhnya tumor.

Kanker serviks mulai menyebar dari permukaan leher rahim. Seiring berjalannya waktu, kanker ini dapat menginfeksi lebih jauh ke dalam leher rahim dan jaringan terdekat. Sel-sel kanker dapat menyebar dengan melepaskan diri dari tumor serviks. Sel-sel tumor tersebut akan melalui pembuluh limpa ke kelenjar getah bening dan juga dapat menyebar melalui pembuluh darah ke paruparu, hati, maupun tulang. Setelah menyebar, sel kanker akan melekat pada jaringan lain dan tumbuh membentuk tumor baru yang dapat merusak jaringan tersebut.

# 2.3.1 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Ketahanan Hidup Pasien Kanker Serviks

Menurut Achmadi, Brahmana, dan Suhatno (2011), faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks adalah faktor stadium dan kelompok umur.

#### a. Faktor Stadium

Faktor terpenting dalam menentukan prognosis kanker serviks adalah stadium. Stadium IA memempunyai 5 *years survival rate* sebesar 100%, IB 88%, IIA 68%, IIB 44%, IIIA 18-39%, dan stadium IVA 18-34%. Pada penelitian ini, median estimasi stadium IB dan IIA masing-masing 2,285 tahun dan 2,493 tahun.

### b. Faktor Kelompok Umur

Penderita kanker usia lanjut seringkali memiliki hasil pengobatan yang lebih buruk daripada penderita usia muda. Hal ini disebabkan penderita usia lanjut seringkali diberikan dosis pengobatan lebih rendah daripada penderita usia muda sehingga pengobatan tersebut tidak efektif terhadap kanker. Penderita usia lanjut mengalami banyak perubahan dalam hal farmakodinamik dan farmakokinetik sehingga banyak ahli yang percaya bahwa penderita tua tidak akan mampu mentoleransi efek toksik akibat pemberian kemoterapi dengan dosis standar.

#### c. Faktor Kemoterapi

Menurut Komite Penanggulangan Kanker Indonesia (2015), faktor jenis pengobatan seperti kemoterapi dan operasi juga mampu mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks. Kemoterapi bertujuan untuk mengecilkan massa tumor primer dan mengurangi risiko komplikasi operasi.

### d. Faktor Operasi

Operasi merupakan tindakan untuk pasien kanker serviks stadium awal (IA hingga IIA).

### e. Faktor Kadar Hemoglobin

Kar (2005) menyebutkan bahwa prevalensi anemia dengan kadar hemoglobin kurang dari 12 g/dl pada pasien penderita kanker serviks yang menjalani terapi adalah tertinggi daripada penderita kanker lainnya, yaitu mencapai 82%. Anemia pada kanker serviks disebabkan oleh pendarahan akut atau kronik pada serviks dan vagina.

### f. Faktor Komplikasi

Komite Penanggulangan Kanker Indonesia (2015) menyebutkan bahwa komplikasi yang kerap diderita pasien kanker serviks meliputi nyeri, limfedema atau tungkai bendkak, *fatigue*, metastasis tulang, cedera medula spinalis, gangguan kekuatan otot, gangguan fungsi otak, dan gangguan fungsi kardiorespirasi.

### g. Faktor Penyakit Penyerta

Pamungkas (2012) menyebutkan bahwa penyakit penyerta yang meliputi anemia, hipertensi, trombositopenia, diabetes melitus, dan kombinasi di antara penyakit tersebut merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien.

#### h. Faktor Frekuensi kehamilan

Rasjidi (2009) menyebutkan bahwa walaupun usia menopause tidak mempengarhi risiko kanker serviks, namun kehamilan di usia muda dan jumlah kehamilan atau manajemen persalinan yang tidak tepat dapat meningkatkan risiko terjadinya kanker serviks.

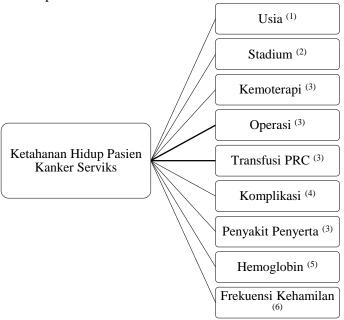
### BAB III METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari data rekam medis penderita kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya dengan rentang waktu dua tahun yaitu pada Januari hingga Desember 2014. Pengambilan data dilakukan dengan mengambil data pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo lebih dari satu kali.

#### 3.2. Kerangka Konsep

Berikut ini merupakan diagram jalur model konseptual yang menggambarkan hubungan antar variabel dependen dan variabel independen.



Gambar 3.1. Model Konseptual Penelitian

Pada kerangka konseptual yang ditunjukkan pada Gambar 3.1, status dan waktu *survival* pasien kanker serviks dipengaruhi oleh beberapa faktor, yaitu usia, stadium, kemoterapi, operasi, transfusi PRC, penyakit penyerta, komplikasi, kadar hemoglobin, dan frekuensi kehamilan. Berikut ini merupakan hasil dari penelitian-penelitian sebelumnya yang menunjukkan hubungan kausalitas antar yariabel.

- 1. Penelitian yang dilakukan Achmadi, Brahmana, dan Suhatno pada tahun 2011 mengenai karakteristik pasien kanker serviks tahun 2006-2010 di RSUD dr. Soetomo Surabaya mengungkapkan semakin besar tingkat stadium, maka semakin kecil 5 *years survival rate* pasien kanker serviks. Pasien kanker serviks dengan stadium IA memiliki 5 *years survival rate* sebesar 100%, sedangkan pasien dengan stadium IV A sebesar 18-34%.
- 2. Achmadi, Brahmana, dan Suhatno (2011) dalam publikasi yang telah dimuat majalah kesehatan obstetri dan ginekologi mengenai karakteristik pasien kanker serviks tahun 2006-2010 di RSUD dr. Soetomo Surabaya mengungkapkan bahwa semakin tua usia pasien, semakin berkurang kemampuan tubuh pasien dalam mentoleransi efek toksik akibat pemberian kemoterapi dengan dosis standar. Sehingga pasien dengan kelompok umur 20-29 tahun mempunyai estimasi median *survival* yang paling lama yaitu mencapai 2,816 tahun. Sedangkan kelompok umur lebih dari 59 tahun mempunyai estimasi median *survival* yang paling pendek yaitu 1,222 tahun.
- 3. Komite Penanggulangan Kanker Indonesia (2015) dalam buletin yang dikeluarkannya mengenai panduan penatalaksanaan kanker serviks menjelaskan bahwa kemoterapi bertujuan untuk mengecilkan massa tumor primer dan mengurangi risiko komplikasi operasi sehingga dapat mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks. Dalam sumber yang sama juga menyatakan bahwa operasi merupakan salah satu tindakan penanganan untuk pasien kanker serviks yang ditujukan kepada pasien kanker serviks stadium awal (IA hingga IIA).

Pamungkas pada tahun 2012 menuliskan dalam naskah publikasi mengenai evaluasi penggunaan kemoterapi pada pasien kanker serviks menyebutkan bahwa penyakit penyerta kanker serviks diantaranya meliputi anemia, hipertensi, trombositopenia, diabetes melitus, dan kombinasi di antara penyakit tersebut. Sekitar 42,7% pasien kanker serviks mempunyai penyakit penyerta yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien.

- 4. Komplikasi yang disebutkan oleh Komite Penanggulangan Kanker Indonesia (2015) dalam panduan penatalaksanaan kanker serviks meliputi nyeri, limfedema atau tungkai bengkak, *fatigue*, metastasis tulang, cedera medula spinalis, gangguan kekuatan otot, gangguan fungsi otak, dan gangguan fungsi kardiorespirasi. Oleh karena itu, komplikasi yang diderita oleh pasien kanker serviks juga mempengaruhi ketahanan hidup pasien.
- 5. Kar (2005) dalam pidato pengukuhan jabatan guru besar di Universitas Sumatera Utara menyebutkan mengenai pengaruh anemia pada kanker terhadap kualitas hidup dan hasil pengobatan bahwa prevalensi anemia denga kadar hemoglobin kurang 12 g/dl pada pasien penderita kanker serviks yang menjalani terapi adalah tertinggi daripada penderita kanker lainnya, yaitu mencapai 82%. Anemia pada kanker serviks disebabkan oleh pendarahan akut atau kronik pada serviks dan vagina, sehingga faktor anemia mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks.
- 6. Rasjidi (2009) dalam *Indonesian Journal of Cancer* menyebutkan bahwa walaupun usia menopause tidak mempengaruhi risiko kanker serviks, namun kehamilan di usia muda dan jumlah kehamilan atau manajemen persalinan yang tidak tepat dapat meningkatkan risiko terjadinya kanker serviks.

#### 3.3. Variabel Penelitian

Berdasarkan tinjauan pustaka yang telah dijabarkan, variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari variabel dependen dan variabel independen.

#### a. Variabel dependen

Variabel dependen dalam penelitian ini merupakan data waktu *survival* (*T*) pasien penderita kanker serviks. Waktu *survival* (*T*) adalah waktu selama pasien penderita kanker serviks menjalani perawatan di RSUD dr. Soetomo Surabaya hingga pasien dinyatakan meninggal, berhenti atau pindah pengobatan, bertahan atau hidup dalam satuan minggu yang terjadi saat periode penelitian dengan *start point* Januari 2014 dan *end point* Desember 2014. Adapun ketentuan dari waktu *survival* (*T*) adalah sebagai berikut.

- 1) Waktu awal (*time origin*) adalah waktu ketika penderita awal masuk di RSUD dr. Soetomo Surabaya untuk rawat inap karena kanker serviks.
- 2) Kegagalan (*failure event*) adalah kondisi saat pasien penderita kanker serviks dinyatakan meninggal.
- 3) Skala pengukuran penelitian ini adalah dalam satuan minggu.

Status pasien (y) merupakan terjadi atau tidaknya *failure* event yaitu meninggal selama periode penelitian.

- 1) Status pasien y = 1, merupakan data tidak tersensor. Hal ini terjadi jika pasien kanker serviks mengalami *failure event* yaitu meninggal.
- 2) Status pasien y = 0, merupakan data tersensor. Hal ini terjadi jika pasien belum mengalami *failure event* hingga penelitian berakhir, berhenti atau pindah pengobatan.

Variabel dependen yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari waktu *survival* pasien (*T*) dan status pasien (*y*) yang disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 3.1. Variabel Dependen

Variabel	Deskripsi	Satuan	Tipe	Kategori
T	Waktu survival pasien	Minggu	Diskrit	-
Y	Status pasien	-	Kategori	0 : Lainnya 1 : Pasien meninggal

### b. Variabel Independen

Variabel independen yang digunakan dalam penelitian ini adalah faktor-faktor yang diduga mempengaruhi ketahanan hidup pasien penderita kanker serviks yang disajikan dalam tabel berikut.

**Tabel 3.2.** Variabel Independen

	Variabel	Deskripsi	Skala
$X_1$	Usia	Usia pasien (tahun)	Rasio
	0	0 = Stadium 0	
		1 = Stadium I (IA dan IB)	
$X_2$	Stadium	2 = Stadium II (IIA dan IIB)	Ordinal
		3 = Stadium III (IIIA dan IIIB)	
		4 = Stadium IV (IVA dan IVB)	
X3	Vamatarani	0 = Tidak melakukan kemoterapi	Nominal
Λ3	X <sub>3</sub> Kemoterapi	1 = Melakukan kemoterapi	Nominai
$X_4$	V. Orașai	0 = Tidak melakukan operasi	Nominal
<b>A</b> 4 <b>O</b> p	Operasi	1 = Melakukan operasi	Nominai
X5	X <sub>5</sub> Tranfusi PRC	0 = Tidak melakukan tranfusi PRC	Nominal
Λ5	Trainusi F KC	1 = Melakukan tranfusi PRC	rollillai
$X_6$	Penyakit	0 = Tidak (sebagai penyakit utama)	Nominal
$\Lambda_6$	Penyerta	1 = Ya (sebagai penyakit penyerta)	Noniniai
X7	Vomnlikosi	0 = Tidak ada komplikasi	Nominal
Λ7	Komplikasi	1 = Ada komplikasi	Nominai
X <sub>8</sub>	Kadar Hemoglobin	Kadar hemoglobin (g/dl)	Rasio
X <sub>9</sub>	Frekuensi Kehamilan	Frekuensi riwayat kehamilan pasien	Rasio

#### 3.4. Struktur Data Penelitian

Setelah melakukan pengumpulan data rekam medis pasien rawat inap penyakit kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya, maka dibentuklah struktur data penelitian. Struktur data dalam penelitian ini dapat ditunjukkan pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3. Struktur Data Penelitian

Pasien	t	у	$X_1$	$X_2$	<i>X</i> <sub>3</sub>		$X_9$
	1	<i>y</i> 11	X111	X211	X311		$X_{911}$
	2	<i>y</i> 12	$x_{112}$	$x_{212}$	<i>x</i> <sub>312</sub>		$X_{912}$
1	:	:	:	÷	:	:	:
	$T_1$	$\mathcal{Y}_{1T_1}$	$x_{11T_1}$	$x_{21T_1}$	$X_{31T_1}$		$x_{91T_1}$
	1	<i>y</i> 21	<i>x</i> <sub>121</sub>	x <sub>221</sub>	X321	•••	$X_{921}$
	2	<i>y</i> 22	X122	<i>x</i> <sub>222</sub>	X322		$X_{922}$
2	;	:	:	:	:	:	:
	$T_2$	$y_{2T_2}$	$x_{22T_2}$	$x_{22T_2}$	$x_{32T_2}$		$x_{92T_2}$
:	:	:	:	:	:	:	:
	1	УNI	$X_{INI}$	$X_{2N1}$	$X_{3N1}$		$X_{9N1}$
	2	y <sub>N2</sub>	$x_{1N2}$	$x_{2N2}$	<i>X3N2</i>	•••	$X_{9N2}$
N	;	:	:	:	:	:	:
	$T_{N}$	$y_{NT_N}$	$\mathcal{X}_{1NT_N}$	$x_{2NT_N}$	$x_{3NT_N}$		$x_{9NT_N}$

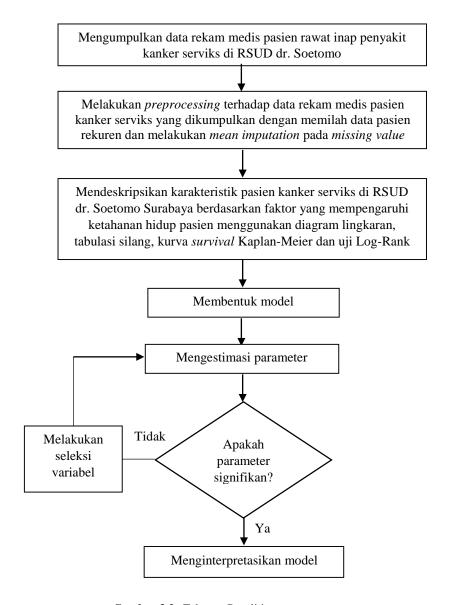
#### 3.5. Langkah Analisis Data

Langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

- 1. Melakukan *preprocessing* terhadap data rekam medis pasien kanker serviks yang dikumpulkan dengan memilah data pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap satu kali dan lebih dari satu kali. Kemudian dilakukan pengecekan *missing value* dan *mean imputation* pada data yang hilang.
- Mendeskripsikan karakteristik pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya berdasarkan usia, stadium, kemoterapi, operasi, transfusi PRC, penyakit penyerta, komplikasi, kadar hemoglobin, dan frekuensi kehamilan. Deskripsi karakteristik

- pada berupa diagram lingkaran, tabulasi silang, kurva *survival* Kaplan-Meier, dan uji Log-Rank.
- 3. Melakukan analisis *survival* dengan menggunakan metode *multiple period logit* dengan tahapan sebagai berikut.
  - a. Melakukan seleksi variabel menggunakan metode *stepward*, *backward*, dan *stepwise*
  - b. Membentuk model *multiple period logit*
  - c. Menaksir estimasi parameter dalam model *multiple* period logit
  - d. Uji signifikansi parameter menggunakan uji serentak (uji rasio likelihood) dan uji parsial (uji Wald)
  - e. Melakukan interpretasi model multiple period logit
- 4. Menarik kesimpulan dari hasil penelitian.

Langkah-langkah analisis tersebut dapat digambarkan dalam *flowchart* sebagaimana yang ditampilkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2. Tahapan Penelitian

### BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dikaji mengenai *preprocessing* data dan karakteristik pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya pada tahun 2014. Karakteristik pasien kanker serviks dijelaskan melalui statistika deskriptif, tabulasi silang, diagram lingkaran, kurva *survival* Kaplan-Meier dan uji Log-Rank.

Pada tahap selanjutnya dilakukan permodelan *multiperiod logit* secara univariat dan multivariat. Permodelan diawali dengan melakukan seleksi variabel untuk mendapatkan model terbaik. Kemudian untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks, dilakukan pengujian serentak dan parsial dari model terbaik yang didapatkan dari seleksi variabel. Intepretasi dari model akan dilakukan pada akhir pembahasan.

#### 4.1 Preprocessing Data

Salah satu risiko penggunaan data rekam medis dalam analisis adalah adanya data yang hilang atau *missing value*. *Missing value* pada data rekam medis dapat disebabkan oleh pihak yang bertugas kurang teliti dalam memasukkan data pasien rekam medis atau tidak dilakukannya pengecekan variabel tersebut terhadap pasien.

Sebelumnya, pada batasan masalah telah disebutkan bahwa data yang digunakan merupakan data pasien yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya lebih dari satu kali atau rekuren dalam kurun waktu Januari hingga Desember 2014. Oleh karena itu, dari data rekam medis yang terkumpul dipilih beberapa data yang sesuai dengan kriteria analisis. Perbandingan jumlah data pasien yang menjalani rawat inap lebih dari satu kali (rekuren) dan hanya satu kali (tidak rekuren) ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 4.1. Perbandingan Data Rekuren dan Data Tidak Rekuren

Pada Gambar 4.1 telah ditunjukkan bahwa data pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap satu kali sebesar 21% atau sebanyak 397 kasus. Sedangkan pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap lebih dari satu kali atau rekuren sebanyak 444 pasien dengan kasus sebanyak 1526 atau sebesar 79%.



Gambar 4.2. Perbandingan Data Lengan dan Missing Value

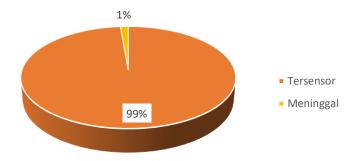
Setelah diperoleh data yang sesuai dengan kriteria analisis, maka selanjutnya dialukan pengecekan *missing value* pada data tersebut. Berdasarkan Gambar 4.2 menunjukkan bahwa 10% dari keseluruhan data merupakan data yang tidak lengkap atau mengandung *missing value*. Penghapusan *missing value* berarti menghapus satu observasi (kasus) karena data yang digunakan merupakan data yang saling independen satu dengan yang lain. Selain itu, sebanyak 10% data hilang tersebut berasal dari sebagian besar pasien, sehingga menghapus data bukan merupakan solusi yang dapat diterapkan.

Apabila pada data satu pasien terdapat *missing value* sebanyak lebih dari 50%, maka data tersebut dianggap tidak mampu merepresentasikan keadaan pasien sehingga lebih baik dilakukan penghapusan. Untuk menangani *missing value* pada data yang digunakan, maka dilakukan imputasi menggunakan *mean imputation*. Imputasi tersebut yaitu mengganti data yang hilang dengan rata-rata nilai per satu pasien. Pada penelitian ini, sebagian besar data yang hilang berasal dari variabel kadar hemoglobin dan frekuensi kehamilan.

#### 4.2 Karakteristik Pasien Kanker Serviks

Karakteristik pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya tahun 2014 akan dijelaskan melalui diagram lingkaran pada Gambar 4.3.

Dari 367 pasien kanker serviks yang menjalain rawat inap di dr. Soetomo terdapat 5 orang pasien atau 1,36% pasien yang meninggal. Sedangkan 362 sisanya atau 98,64% pasien tersensor. Tersensor dimaksudkan bahwa pasien hingga akhir tahun 2014 masih hidup, tidak melanjutkan pengobatan di RSUD dr. Soetomo Surabaya, atau pasien meninggal akibat hal lain.



Gambar 4.3. Karakteristik Pasien Kanker Serviks

Karakteristik pasien kanker serviks juga akan dijelaskan berdasarkan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi ketahanan hidup pasien. Faktor yang memiliki skala rasio yaitu usia  $(X_1)$ , kadar hemoglobin  $(X_8)$ , dan frekuensi kehamilan  $(X_9)$  akan dihitung ukuran pemusatan dan penyebaran datanya. Sementara untuk faktor yang memiliki skala nominal yang meliputi stadium  $(X_2)$ , kemoterapi  $(X_3)$ , operasi  $(X_4)$ , tranfusi PRC  $(X_5)$ , penyakit penyerta  $(X_6)$ , dan komplikasi  $(X_7)$  akan dijelaskan melalui tabulasi silang serta digambarkan secara visual menggunakan diagram lingkaran.

## 4.2.1 Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Usia (X<sub>1</sub>)

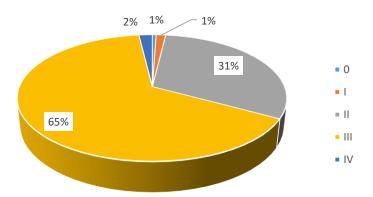
Faktor usia merupakan faktor yang cukup berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Tabel 4.1 menunjukkan karakteristik pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo berdasarkan usia.

Tabel 4.1	Statistik	a Deskriptif Pa	asien Kanker Se	rviks Berda	sarkan Usia
Variabel	Rata-	Minimum	Maksimum	Deviasi	Median
	Rata			Standar	
Usia (X <sub>1</sub> )	49,16	27	74	8,37	49

Rata-rata umur pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo adalah 49 tahun. Usia termuda pasien kanker serviks adalah 27 tahun, sedangkan usia tertua adalah 74 tahun. Nilai deviasi standar yaitu 8,37 menunjukkan variasi usia pasien kanker serviks.

## **4.2.2** Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Stadium (X<sub>2</sub>)

Sedikit dari pasien kanker serviks yang melakukan deteksi dini terhadap sel kanker yang terdapat pada tubuhnya. Ketika pasien tersebut memeriksakan diri ke rumah sakit, tingkat stadium kanker yang diderita sudah cukup tinggi. Hal tersebut tercermin pada diagram lingkaran yang disajikan pada Gambar 4.4.



Gambar 4.4. Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Stadium

Pada Gambar 4.4 menunjukkan bahwa tingkat stadium pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya paling banyak adalah pasien dengan tingkat stadium III. Persentase yang dimiliki pasien kanker serviks stadium III yaitu sekitar 65%. Sedangkan pasien tingkat stadium dengan jumlah pasien terbanyak kedua yaitu 31% pasien adalah

stadium II. Sedangkan 4% sisanya yaitu pasien dengan tingkat stadium 0. I. dan IV.

Selain mengetahui karakteristik pasien kanker serviks secara umum, penting pula diketahui karakteristik pasien berdasarkan stadium dengan status pasien yaitu tersensor atau meninggal seperti yang diberikan oleh Tabel 4.2.

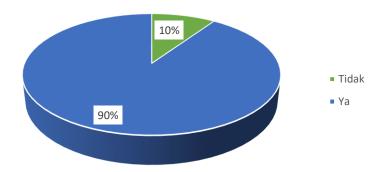
**Tabel 4.2** Tabulasi Silang Stadium dengan Status Pasien

1 abei 4.	∠ 1a	Tabulasi Shang Staulum dengan Status Fasien				
		Status	Total			
		Tersensor	Meninggal	Total		
	0	2	0	2		
	U	(100,00%)	(0,00%)	(100,00%)		
	I	5	0	5		
	1	(100,00%)	0%	(100,00%)		
Stadium (V)	77	114	0	114		
Stadium $(X_1)$	II	(100,00%)	(0,00%)	(100,00%)		
	TTT	235	4	239		
	III	(98,33%)	(1,67%)	(100,00%)		
	IV	6	1	7		
	1 V	(83,33%)	(16,67%)	(100,00%)		
Total		362	5	367		
Total		(98,64%)	(1,36%)	(100,00%)		

Berdasarkan Tabel 4.2, dapat dilihat bahwa tidak ada pasien kanker serviks yang meninggal pada tingkat stadium 0, I, dan II. Sedangkan pada tingkat stadium III, terdapat 4 dari 239 pasien kanker serviks pada stadium III meninggal atau sebesar 1,67%. Pada tingkat stadium IV, besar persentase pasien yang meninggal sebesar 16,67%. Hal tersebut menunjukkan bahwa semakin besar tingkat stadium, persentase pasien kanker serviks yang meninggal semakin besar.

## **4.2.3** Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Kemoterapi (X<sub>3</sub>)

Kemoterapi merupakan jenis pengobatan yang seringkali dilakukan oleh pasien kanker serviks. Hal tersebut ditunjukkan pada diagram lingkaran yang disajikan pada Gambar 4.5.



Gambar 4.5. Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Kemoterapi

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa hampir seluruh pasien kanker serviks atau sekitar 90% pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya menjalani pengobatan kemoterapi. Sedangkan 10% sisanya tidak melakukan pengobatan kemoterapi.

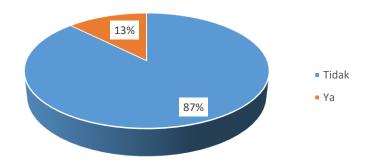
 Tabel 4.3
 Tabulasi Silang Kemoterapi dengan Status Pasien

Tabel 4.5 Tabulasi Shang Kemoterapi dengan Status i asien				
	Status	Total		
		Tersensor Meninggal		
Tidale	32	3	35	
Tiuak	(91,43%)	(8,57%)	(100,00%)	
Ya	330	2	332	
	(99,40%)	(0,60%)	(100,00%)	
Total		5	367	
		(1,36%)	(100,00%)	
	Tidak		Status Pasien       Tersensor     Meninggal       32     3       (91,43%)     (8,57%)       Ya     330     2       (99,40%)     (0,60%)       362     5	

Untuk mengetahui karakteristik pasien berdasarkan kemoterapi dengan status pasien yaitu tersensor atau meninggal, maka dilakukan tabulasi silang seperti yang diberikan oleh Tabel 4.3. Berdasarkan tersebut dapat dilihat bahwa dari 35 pasien yang tidak menjalani kemoterapi, 3 meninggal dunia atau sebesar 8,57%. Sedangkan 332 pasien kanker serviks yang menjalani kemoterapi, 0,60% diantaranya yang meninggal. Hal tersebut menunjukkan bahwa pasien yang menjalani kemoterapi memiliki persentase pasien meninggal lebih kecil daripada pasien yang tidak menjalani kemterapi.

## 4.2.4 Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Operasi (X<sub>4</sub>)

Operasi merupakan jenis pengobatan yang umum dilakukan oleh pasien kanker serviks. Namun, tidak semua pasien kanker serviks perlu untuk melakukan operasi. Operasi dilakukan dengan mempertimbangkan letak penyebaran sel kanker di dalam tubuh dan tingkat stadium pasien. Banyaknya pasien kanker serviks yang melakukan operasi ditunjukkan pada diagram lingkaran yang disajikan pada Gambar 4.6.



Gambar 4.6. Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Operasi

Diagram lingkaran yang ada pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa hanya 13% atau 46 pasien saja yang melakukan tindakan operasi. Sedangkan sisanya tidak melakukan operasi. Untuk mengetahui karakteristik pasien berdasarkan operasi dengan status pasien yaitu tersensor atau meninggal, maka dilakukan tabulasi silang seperti yang diberikan oleh Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Tabulasi Silang Operasi dengan Status Pasien

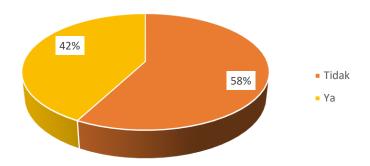
Tuber 4.4 Tubulusi Shung Operusi dengan Status Tusien						
		Status	Total			
		Tersensor	Total			
	Tidak	317	4	321		
Operasi (X <sub>4</sub> )		(98,75%)	(1,25%)	(100,00%)		
	Ya	45	1	46		
		(97,83%)	(2,17%)	(100,00%)		
Total		362	5	367		
		(98,64%)	(1,36%)	(100,00%)		

Berdasarkan Tabel 4.4, dapat dilihat bahwa dari 46 pasien yang dioperasi, 1 diantaranya mengalami *event* atau meninggal dunia. Sedangkan 321 pasien kanker serviks yang tidak dilakukan tindakan operasi, 4 diantaranya meninggal. Apabila dilihat dari persentase kedua kategori, persentase pasien kanker serviks yang meninggal setelah menjalani operasi lebih besar daripada pasien yang tidak menjalani operasi.

# 4.2.5 Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Transfusi PRC (X5)

Pasien kanker serviks seringkali mengalami anemia atau kadar hemoglobin yang rendah akibat pendarahan yang seringkali dialaminya. Transfusi PRC dilakukan sebagai upaya pengobatan pasien kanker serviks yang mengalami anemia. Diagram lingkaran yang disajikan pada Gambar 4.7 menggambarkan karakteristik pasien kanker serviks berdasarkan faktor transfusi PRC. Diagram lingkaran tersebut menunjukkan bahwa hampir separuh atau 42% pasien melakukan transfusi PRC. Sedangkan

sisanya yaitu 58% pasien kanker serviks tidak melakukan transfusi PRC.



Gambar 4.7. Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Transfusi PRC

Untuk mengetahui karakteristik pasien berdasarkan transfusi PRC dengan status pasien yaitu tersensor atau meninggal, maka dilakukan tabulasi silang seperti yang disajikan pada Tabel 4.5.

**Tabel 4.5** Tabulasi Silang Transfusi PRC dengan Status Pasien

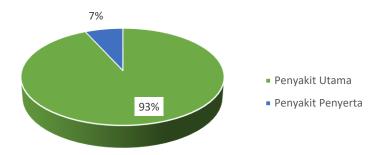
	Tuo urusi Sirang Transrusi Tito uengan Status Tusien				
		Status	Total		
	Tersensor Meninggal		Total		
	Tidak	211	1	212	
Transfusi	Tiuak	(99,53%)	(0,47%)	(100,00%)	
$PRC(X_5)$	Ya	151	4	115	
		(96,52%)	(3,48%)	(100,00%)	
Total	Takal		5	367	
Total		(98,64%)	(1,36%)	(100,00%)	

Berdasarkan Tabel 4.5, dapat dilihat bahwa dari 212 pasien kanker serviks yang tidak melakukan transfusi PRC, hanya 1 orang diantaranya yang mengalami *event* atau meninggal dunia. Sedangkan dari 115 pasien kanker serviks yang melakukan

transfusi PRC, 4 orang diantaranya meninggal dunia. Hal tersebut menunjukkan bahwa pasien kanker serviks yang melakukan transfusi PRC mempunyai persentase meninggal lebih besar daripada pasien yang tidak melakukan transfusi PRC.

## **4.2.6** Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Penyakit Penyerta (X<sub>6</sub>)

Kanker serviks bisa menjadi penyakit penyerta jika adanya kanker serviks disebabkan karena penyakit lain. Untuk mengetahui karakteristik pasien kanker serviks berdasarkan kedudukannya apakah menjadi penyakit utama atau penyerta dapat dilihat pada Gambar 4.8.



**Gambar 4.8.** Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Penyakit Penyerta

Diagram lingkaran yang ada pada Gambar 4.8 menunjukkan bahwa hampir seluruh kejadian kanker serviks menjadi penyakit utama bagi pasien yaitu sebesar 93%. Sedangkan 7% sisanya menunjukkan bahwa kedudukan kanker serviks sebagai penyakit penyerta bagi pasien.

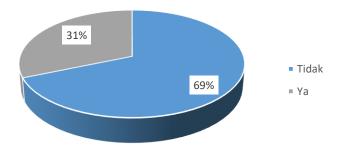
<b>Tabel 4.6</b>	Tabulasi Silang Penyakit Penyerta dengan Status Pasien				
		Total			
		Tersensor	Meninggal	Total	
	Tidak	339	3	342	
Penyakit Penyerta	Tiuak	(99,12%)	(0,88%)	(100,00%)	
$(X_6)$	Ya	23	2	25	
(120)	ı a	(92,00%)	(8,00%)	(100,00%)	
Total	T 1		5	367	
Total		(95,17%)	(4,83%)	(100%)	

Berdasarkan Tabel 4.6, menunjukkan bahwa dari 5 pasien kanker serviks yang mengalami *event* atau meningal dunia, 3 orang diantaranya meninggal akibat kanker serviks sebagai panyakit utama sementara 2 orang lainnya meninggal akibat kanker serviks sebagai panyakit penyerta.

Tabel 4.6 juga menunjukkan bahwa persentase pasien kanker serviks yang meninggal akibat penyakit kanker serviks sebagai penyakit utama sebesar 0,88%. Sedangkan persentase pasien kanker serviks yang meninggal akibat penyakit kanker serviks sebagai penyakit penyerta sebesar 8,0%. Hal tersebut menunjukkan bahwa pasien yang menderita kanker serviks sebagai penyakit penyerta mempunyai persentase meninggal lebih besar karena pasien tersebut telah menderita penyakit lain selain penyakit kanker serviks yang memperbesar peluang pasien tersebut meninggal.

# **4.2.7** Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Komplikasi (X<sub>7</sub>)

Sel kanker yang telah menyebar ke anggota tubuh yang lain mengakibatkan munculnya penyakit lain yang menggangu fungsi kerja anggota tubuh tersebut. Pasien penderita kanker serviks tidak jarang mengalami komplikasi penyakit yang mengakibatkan peluang pasien untuk bertahan hidup semakin kecil



Gambar 4.9. Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Komplikasi

. Diagram lingkaran yang disajikan pada Gambar 4.9 yang menggambarkan karakteristik pasien kanker serviks berdasarkan ada atau tidaknya komplikasi pada pasien. Diagram lingkaran tersebut menunjukkan bahwa hampir sepertiga pasien kanker mengalami komplikasi penyakit. Sedangkan 69% pasien kanker serviks tidak mengalami komplikasi penyakit. Untuk menunjukkan hubungan penyakit penyerta dengan status pasien secara deskriptif, maka dilakukan tabulasi silang seperi pada Tabel 4.7.

 Tabel 4.7
 Tabulasi Silang Komplikasi dengan Status Pasien

	Status	Pasien	Total	
	Tersensor	Meninggal		
Tidala	252	0	252	
Tidak	(100,00%)	(0,00%)	(100,00%)	
Ya	110	5	115	
	(95,65%)	(4,35%)	(100,00%)	
Total		5	367	
	(98,64%)	(1,36%)	(100,00%)	
	Tidak Ya		Tidak     252     0       (100,00%)     (0,00%)       Ya     110     5       (95,65%)     (4,35%)       362     5	

Berdasarkan Tabel 4.7, menunjukkan bahwa dari 5 pasien kanker serviks yang mengalami *event* atau meninggal dunia, seluruhnya mengalami komplikasi penyakit. Hal tersebut menunjukkan bahwa pasien kanker serviks yang mempunyai komplikasi penyakit memiliki peluang bertahan hidup lebih rendah daripada pasien yang tidak mengalami komplikasi.

# 4.2.8 Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Kadar Hemoglobin $(X_8)$

Kadar hemoglobin pada tubuh manusia dapat mengindikasikan apakah seseorang terkena anemia atau tidak. Apabila kadar hemoglobin kurang dari 12 gr/dl, maka pasien dapat dikatakan mengalami anemia. Karakteristik kadar hemoglobin pasien kanker serviks disusun dalam statistika deskriptif yang ada pada Tabel. 4.8.

**Tabel 4.8** Statistika Deskriptif Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Kadar

	Hemoglobin						
Variabel	Rata-	Minimum	Maksimum	Deviasi	Median		
	Rata			Standar			
Kadar Hemoglobin (X <sub>8</sub> )	11,15	1,9	15,4	2,08	11,5		

Berdasarkan Tabel 4.8, rata-rata kadar hemoglobin pada pasien kanker serviks adalah sebesar 11,15 gr/dl dengan nilai deviasi standar sebesar 2,08. Kadar hemoglobin terendah yang dimiliki pasien kanker serviks adalah 1,9 gr/dl. Hal tersebut menyebabkan pasien mengalami anemia dan harus dilakukan transfusi darah. Sedangkan kadar hemoglobin tertinggi yang dimiliki pasien kanker serviks adalah 15,4 gr/dl.

# 4.2.9 Karakteristik Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Faktor Frekuensi Kehamilan (X<sub>9</sub>)

Kehamilan yang optimal adalah kehamilan anak kurang dari sama dengan tiga, sedangkan setelah kehamilan ketiga risiko menderita kanker serviks meningkat. Hal tersebut dikarenakan multiparitas yang menyebabkan penurunan daya tahan tubuh seiring tingkat rekurensi pada kehamilan lebih dari tiga. Statistika

deskriptif berdasarkan faktor frekuensi kehamilan disusun pada Tabel. 4.9.

**Tabel 4.9** Statistika Deskriptif Pasien Kanker Serviks Berdasarkan Frekuensi Kehamilan

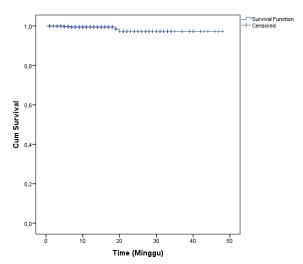
	Kenamiian						
Variabel	Rata- Rata	Minimum	Maksimum	Deviasi Standar	Modus		
Frekuensi Kehamilan (X <sub>9</sub> )	3,10	0	8	1,52	3		

Ukuran pemusatan dan penyebaran data yang terdapat pada Tabel 4.9 menunjukkan bahwa modus atau kebanyakan pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya mengalami frekuensi kehamilan sebanyak 3 kali. Sementara itu, frekuensi kehamilan paling banyak yaitu sebesar 8 kali. Sedangkan frekuensi kehamilan paling sedikit yaitu sebesar 0 kali atau pasien tidak pernah hamil. Hal tersebut menunjukkan bahwa tidak menutup kemungkinan bagi wanita yang belum mengalami kehamilan terkena kanker serviks.

#### 4.3 Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank

Untuk mengetahui karakteristik pasien kanker serviks, digunakan kurva *survival* Kaplan-Meier berdasarkan faktor-faktor yang diduga mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks diantaranya yaitu stadium, kemoterapi, operasi, transfusi, penyakit penyerta, dan komplikasi. Sedangkan uji Log-Rank digunakan untuk mengetahui perbedaan kategori dalam satu variabel.

Sebelum mengetahui kurva *survival* Kaplan-Meier dan uji Log-Rank pada pasien kanker serviks berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhinya, terlebih dahulu mengetahui gambaran karakteristik secara umum kurva *survival* pasien kanker serviks yang disajikan dalam Gambar 4.10.



Gambar 4.10. Kurva Survival Kaplan-Meier Pasien Kanker Serviks

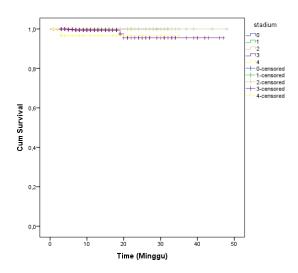
Berdasarkan dari Gambar 4.10, dapat dilihat bahwa probabilitas ketahanan hidup satu tahun pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya masih tinggi yaitu berkisar antara 0,9 hingga 1. Kurva *survival* pada Gambar 4.10 turun lambat, sehingga menggambarkan bahwa banyak pasien yang masih bertahan hidup atau tidak mengalami *event*. Kurva yang turun lambat juga disebabkan banyaknya data tersensor, sehingga hanya sedikit data yang mengalami *event*.

Untuk mengetahui kurva *survival* Kaplan-Meier dan uji Log-Rank berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks, maka dilakukan analisis lebih lanjut. Berikut akan dijelaskan karakteristik kurva *survival* pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya berdasarkan faktor stadium, kemoterapi, operasi, transfusi PRC, penyakit penyerta, dan komplikasi. Kemudian dilanjutkan dengan uji Log-Rank untuk mengetahui perbedaan kurva *survival* antar kategori dari setiap faktor tersebut.

# 4.3.1. Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank Berdasarkan Faktor Stadium $(X_2)$

Kurva *survival* berdasarkan faktor stadium digambarkan pada Gambar 4.11. Garis coklat menunjukkan tingkat stadium II, garis ungu menunjukkan tingkat stadium III dan garis kuning menunjukkan tingkat stadium IV.

Kurva *survival* Kaplan-Meier berdasarkan Gambar 4.11, dapat dilihat bahwa kurva saling berimpit dan masing-masing turun secara lambat. Oleh karena itu, diduga tidak ada perbedaan kurva *survival* diantara stadium II, stadium III, stadium IV. Probabilitas ketahanan hidup satu pasien kanker serviks cukup tinggi yaitu berkisar antara 0,8 hingga 1. Sedangkan untuk tingkat stadium 0 dan stadium I tidak nampak pada gambar dikarenakan pada stadium tersebut data yang tersedia cukup kecil dan tidak ada pasien yang mengalami *event*.



Gambar 4.11. Kurva Survival Kaplan-Meier Berdasarkan Stadium

Untuk mendukung kurva Kaplan-Meier tersebut, maka perlu dilakukan uji Log-Rank untuk mengetahui ada tidaknya perbedaan yang berarti antara waktu *survival* pasien kanker serviks berdasarkan stadium.

<b>Tabel 4.10</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Stadium	
Chisq	df	P-value
5,051	4	0,282

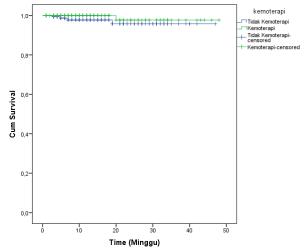
Berdasarkan hasil uji Log-Rank yang disajikan pada Tabel 4.10, diperoleh nilai statistik uji sebesar 5,051 dengan derajat bebas 4 didapatkan *p-value* uji ini sebesar 0,282. Dengan nilai α yaitu sebesar 0,10, maka *p-value* lebih dari α. Uji ini menghasilkan keputusan gagal tolak H<sub>0</sub>. Hal ini memberi kesimpulan bahwa tidak ada perbedaan pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya antara stadium 0, stadium I, stadium II, dan stadium IV.

# 4.3.2. Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank Berdasarkan Faktor Kemoterapi (X<sub>3</sub>)

Kurva Kaplan-Meier berdasarkan faktor kemoterapi disajikan pada Gambar 4.12. Garis biru menunjukkan pasien kanker serviks yang tidak melakukan kemoterapi, sedangkan garis hijau menunjukkan pasien yang melakukan kemoterapi.

Berdasarkan Gambar 4.12, kurva garis hijau dan biru saling berimpit dan masing-masing turun secara lambat. Oleh karena itu, diduga tidak ada perbedaan kurva *survival* diantara pasien kanker serviks yang melakukan kemoterapi dan tidak. Namun, probabilitas ketahanan hidup pasien kanker serviks yang melakukan kemoterapi lebih tinggi daripada pasien yang tidak melakukan kemoterapi. Probabilitas ketahanan hidup satu pasien kanker serviks cukup tinggi yaitu berkisar antara 0,8 hingga 1. Untuk mendukung dugaan tersebut, maka perlu dilakukan uji Log-Rank untuk mengetahui ada tidaknya perbedaan yang berarti

antara waktu *survival* pasien kanker serviks berdasarkan kemoterapi.



Gambar 4.12. Kurva Survival Kaplan-Meier Berdasarkan Kemoterapi

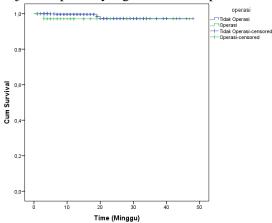
Untuk mendukung kurva Kaplan-Meier tersebut, maka perlu dilakukan uji Log-Rank untuk mengetahui ada tidaknya perbedaan yang berarti antara waktu *survival* pasien kanker serviks berdasarkan stadium.

<b>Tabel 4.11</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Kemoterapi		
Chisq	df	P-value	
5,277	1	0,022	

Berdasarkan hasil uji Log-Rank yang disajikan pada Tabel 4.11, diperoleh nilai statistik uji sebesar 5,277 dengan derajat bebas 1 didapatkan p-value sebesar 0,022. Dengan nilai  $\alpha$  yaitu sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Uji ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$  atau memberi kesimpulan bahwa ada perbedaan pasien kanker serviks yang melakukan kemoterapi dan tidak melakukan kemoterapi di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

# 4.3.3. Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank Berdasarkan Faktor Operasi (X<sub>4</sub>)

Kurva *survival* Kaplan-Meier berdasarkan faktor operasi disajikan pada Gambar 4.13. Garis biru menunjukkan pasien kanker serviks yang tidak melakukan operasi, sedangkan garis hijau menunjukkan pasien yang melakukan operasi.



Gambar 4.13. Kurva Survival Kaplan-Meier Berdasarkan Operasi

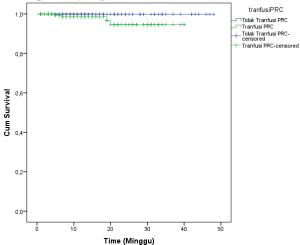
Berdasarkan kurva Kaplan-Meier yang disajikan, tergambar bahwa kurva pada kedua kategori saling berimpit, sehingga diduga bahwa tidak ada perbedaan yang cukup signifikan antara pasien kanker serviks yang melakukan operasi dan tidak melakukan operasi. Apabila dilihat dari probabilitas ketahanan hidup pasien kanker serviks pada minggu pertama hingga ke-20, probabilitas ketahanan pasien kanker serviks yang tidak menjalani operasi lebih baik daripada yang menjalani operasi. Untuk mengetahui ada atau tidaknya perbedaan diantara dua kategori, maka dilakukan pengujian Log-Rank yang hasilnya disajikan pada Tabel 4.12.

<b>Tabel 4.12</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Operasi	
Chisq	df	P-value
1,826	1	0,177

Berdasarkan hasil uji Log-Rank yang ada pada Tabel 4.12, diperoleh nilai statistik uji sebesar 1,826 dengan derajat bebas 1. Nilai *p-value* yang didapatkan pada uji ini sebesar 0,177. Dengan nilai α yaitu sebesar 0,10, maka *p-value* lebih dari α. Uji ini menghasilkan keputusan gagal tolak H<sub>0</sub>. Dengan keputusan gagal tolak H<sub>0</sub>, maka dapat diambil kesimpulan bahwa tidak ada perbedaan kurva *survival* pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya yang berarti antara pasien yang menjalani operasi dan tidak.

## 4.3.4. Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank Berdasarkan Faktor Kategori Tranfusi PRC (X<sub>5</sub>)

Gambar 4.14 merupakan kurva Kaplan-Meier berdasarkan faktor transfusi PRC. Garis biru menunjukkan pasien kanker serviks yang tidak melakukan transfusi PRC, sedangkan garis hijau menunjukkan pasien yang melakukan transfusi PRC.



Gambar 4.14. Kurva Survival Kaplan-Meier Berdasarkan Transfusi PRC

Berdasarkan Gambar 4.14, kurva garis hijau dan biru saling berimpit pada minggu pertama hingga minggu ke -20. Garis hijau turun secara lambat, sedangkan garis biru tetap. Oleh karena itu, diduga ada perbedaan kurva *survival* diantara pasien kanker

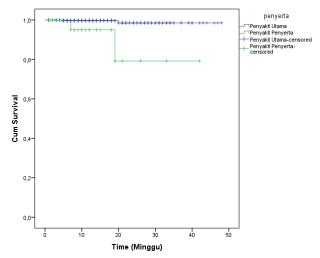
serviks yang melakukan transfusi PRC dan tidak. Probabilitas ketahanan hidup pasien kanker serviks yang melakukan transfusi PRC lebih rendah daripada pasien yang tidak melakukan tansfusi PRC. Hal tersebut dikarenakan pasien yang melakukan transfusi PRC sebagian besar adalah pasien yang mengalami pendarahan atau anemia. Untuk mendukung dugaan tersebut, maka perlu dilakukan uji Log-Rank untuk mengetahui ada tidaknya perbedaan yang berarti antara waktu *survival* pasien kanker serviks berdasarkan transfusi PRC.

<b>Tabel 4.13</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Transfusi PRC	
Chisq	df	P-value
4,429	1	0,035

Berdasarkan hasil uji Log-Rank yang disajikan pada Tabel 4.13, diperoleh nilai statistik uji sebesar 4,429 dengan derajat bebas 1 didapatkan p-value sebesar 0,035. Dengan nilai  $\alpha$  yaitu sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Uji ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$  atau memberi kesimpulan bahwa ada perbedaan pasien kanker serviks yang melakukan transfusi PRC dan tidak melakukan transfusi PRC di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

## 4.3.5. Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank Berdasarkan Faktor Kategori Penyakit Penyerta (X<sub>6</sub>)

Kurva Kaplan-Meier yang ditunjukkan pada Gambar 4.15 berdasarkan faktor kanker serviks sebagai penyakit penyerta. Garis biru kanker serviks sebagai penyakit utama pasien, sedangkan garis hijau menunjukkan kanker serviks merupakan penyakit penyerta pasien. Garis hijau dan biru mempunyai jarak yang cukup terlihat diantara keduanya. Garis hijau bergerak turun secara signifikan, sedangkan garis biru turun sangat lambat. Oleh karena itu, diduga ada perbedaan kurva *survival* diantara pasien yang menderita kanker serviks sebagai penyakit utama dan penyakit penyerta.



Gambar 4.15. Kurva Survival Kaplan-Meier Berdasarkan Penyakit Penyerta

Berdasarkan Gambar 4.15, probabilitas ketahanan hidup pasien kanker serviks sebagai penyakit penyerta berada di bawah pasien dengan kanker serviks sebagai penyakit utama. Hal tersebut dikarenakan pasien yang menderita kanker serviks sebagai penyakit penyerta memiliki penyakit lain sebagai penyakit utama yang besar kemungkinan untuk menimbulkan komplikasi pada pasien. Untuk mendukung dugaan tersebut, maka perlu dilakukan uji Log-Rank untuk mengetahui ada atau tidaknya perbedaan yang berarti antara waktu *survival* pasien kanker serviks berdasarkan penyakit penyerta.

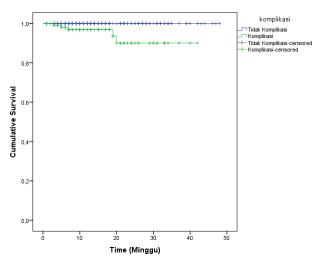
Tabel 4.14Uji Log-Rank Berdasarkan Penyakit PenyertaChisqdfP-value15,30810,000

Berdasarkan hasil uji Log-Rank yang disajikan pada Tabel 4.14, diperoleh nilai statistik uji sebesar 15,308 dengan derajat bebas 1 didapatkan p-value sebesar 0,000. Dengan nilai  $\alpha$  yaitu sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Uji ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$  atau memberi kesimpulan bahwa ada

perbedaan pasien kanker serviks dengan penyakit kanker serviks sebagai penyakit utama dan kanker serviks sebagai penyakit penyerta di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

## 4.3.6. Kurva Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank Berdasarkan Faktor Kategori Komplikasi (X7)

Kurva *survival* Kaplan-Meier yang ditunjukkan pada Gambar 4.16 berdasarkan faktor pasien kanker serviks mengalami atau tidak mengalami komplikasi. Garis biru menunjukkan kanker serviks tidak terdapat komplikasi pada pasien, sedangkan garis hijau menunjukkan terdapat komplikasi pada pasien.



Gambar 4.16. Kurva Survival Kaplan-Meier Berdasarkan Komplikasi

Berdasarkan Gambar 4.16, garis hijau dan biru mempunyai jarak yang cukup terlihat diantara keduanya. Garis hijau bergerak turun secara signifikan, sedangkan garis biru turun lambat bahkan cenderung tetap. Oleh karena itu, diduga ada perbedaan kurva *survival* diantara pasien yang mengalami komplikasi dan tidak mengalami komplikasi. Probabilitas ketahanan hidup pasien kanker serviks yang mengalami komplikasi berada di bawah pasien kanker serviks yang tidak mengalami komplikasi. Untuk

mendukung dugaan tersebut, maka dilakukan pengujian Log-Rank untuk mengetahui ada atau tidaknya perbedaan yang berarti antara waktu *survival* pasien kanker serviks berdasarkan penyakit penyerta.

<b>Tabel 4.15</b>	Uji Log-Rank Berdasarkan Komplikasi	
Chisq	df	P-value
18,569	1	0,000

Berdasarkan hasil uji Log-Rank yang disajikan pada Tabel 4.15, diperoleh nilai statistik uji sebesar 18,569 dengan derajat bebas 1 didapatkan p-value sebesar 0,000. Dengan nilai  $\alpha$  yaitu sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$  atau memberi kesimpulan bahwa ada perbedaan pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya yang mengalami komplikasi dan tidak mengalami komplikasi.

## 4.4 Pemodelan Multiple Period Logit Secara Univariat

Pemodelan *multiple period logit* secara univariat dilakukan pada masing-masing varibel yang diduga mempengaruhi ketahanan pasien kanker serviks. Pemodelan secara univariat dilakukan untuk mengetahui besar pengaruh masing-masing variabel terhadap ketahanan pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya. Data yang digunakan dalam pemodelan berjumlah 367 data pasien. Berikut merupakan model *multiple period logit* untuk masing-masing variabel.

#### 4.4.1. Variabel Usia

Pada umumnya kanker serviks menyerang wanita berusia lebih dari 40 tahun. Variabel usia merupakan salah satu variabel yang menentukan pemberian dosis obat pada pasien kanker serviks. Oleh karena itu, usia merupakan salah satu faktor yang diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

1 abel 4.16	<b>b</b> Estimasi Parameter Model untuk Varia		
	Estimasi	P-value	
(Intercept)	-6,1266	0,0301	
Usia	0.0115	0.8365	

Tabel 4.16 merupakan nilai estimasi untuk variabel usia. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model hazard untuk variabel usia sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_1) = \frac{\exp(-6,1266 + 0,0115x_{1it})}{1 + \exp(-6,1266 + 0,0115x_{1it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan serentak. Pengujian serentak pengujian dilakukan untuk mengetahui apakah usia pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 0,0427 dengan nilai  $\chi_{0.1:2}^2$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood kurang dari nilai tabel chikuadrat, maka diperoleh keputusan gagal tolak H<sub>0</sub>. Hal itu berarti usia tidak berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Berdasarkan pada Tabel 4.16 didapatkan nilai p-value sebesar 0,8365. Dengan nilai α yaitu sebesar 0,10, maka *p-value* lebih dari α. Pengujian ini menghasilkan keputusan gagal tolak H<sub>0</sub> atau memberi kesimpulan bahwa variabel usia tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

#### 4.4.2. Variabel Stadium

Variabel stadium merupakan salah satu variabel yang menentukan tingkat keganasan kanker serviks. Klasifikasi stadium diukur berdasarkan lokasi, ukuran, dan penyebaran sel kanker. Oleh karena itu, stadium merupakan salah satu faktor yang diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

 Tabel 4.17
 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Stadium

	Estimasi	P-value
(Intercept)	-11,5392	0,0041
Stadium	2,0444	0,0188

Tabel 4.17 merupakan nilai estimasi untuk variabel stadium. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel stadium sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_2) = \frac{\exp(-11,5392 + 2,0444x_{2it})}{1 + \exp(-11,5392 + 2,0444x_{2it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah tingkat stadium pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 5,5398 dengan nilai  $\chi_{0,1;2}^2$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood lebih dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan tolak H<sub>0</sub>. Hal itu berarti stadium berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.17 sebesar 0,0188. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel stadium memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

## 4.4.3. Variabel Kemoterapi

Kemoterapi adalah salah satu pengobatan yang umum dilakukan oleh pasien kanker serviks. Oleh karena itu, kemoterapi merupakan salah satu faktor yang diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

abci 7.10 L	stillasi i arameter wiouer untuk	v arraber Remotera
	Estimasi	P-value
(Intercept)	-4,0209	0,0000
Kemoterar	i _2 9545	0.0084

Tabel 4.18 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Kemoterapi

Tabel 4.18 merupakan nilai estimasi untuk variabel kemoterapi. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel stadium sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_3) = \frac{\exp(-4,0209 - 2,9545x_{3it})}{1 + \exp(-4,0209 - 2,9545x_{3it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah kemoterapi pada pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 9,382 dengan nilai  $\chi^2_{0.05:2}$  sebesar 4,62. Dikarenakan nilai rasio likelihood lebih dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan tolak  $H_0$ . Hal itu berarti kemoterapi berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.17 sebesar 0,0084. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel kemoterapi memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

# 4.4.4. Variabel Operasi

Operasi merupakan salah satu jenis pengobatan yang dilakukan pasien kanker serviks. Operasi dimaksudkan untuk mengambil tumor dari organ tubuh. Oleh karena itu, operasi merupakan salah satu faktor diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

 Tabel 4.19
 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Operasi

	Estimasi	P-value
(Intercept)	-5,7366	0,000
Operasi	1,7663	0,117

Tabel 4.19 merupakan nilai estimasi untuk variabel operasi. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel operasi sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_4) = \frac{\exp(-57366 + 1,7663x_{4it})}{1 + \exp(-57366 + 1,7663x_{4it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah tingkat stadium pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 1,7073 dengan nilai  $\chi_{0,1:2}^2$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood kurang dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan gagal tolak H<sub>0</sub>. Hal itu berarti operasi tidak berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.17 sebesar 0,117. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value lebih dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan gagal tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel operasi tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

## 4.4.5. Variabel Transfusi PRC

Transfusi PRC adalah salah satu jenis pengobatan kepada pasien kanker servik yang mengalami pendarahan atau anemia. Oleh karena itu, transfusi PRC merupakan salah satu faktor berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

aber 1120 Estimasi i a	rumeter moder untuk	variaber frambrabi
	Estimasi	P-value
(Intercept)	-6,9280	0,0000
Tranfusi PRC	2,7040	0,0158

Tabel 4.20 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Transfusi PRC

Tabel 4.20 merupakan nilai estimasi untuk variabel transfusi PRC. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel transfusi PRC sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_5) = \frac{\exp(-6,9280 + 2,7040x_{5it})}{1 + \exp(-6,9280 + 2,7040x_{5it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah transfusi PRC pada pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 7,8723 dengan nilai  $\chi_{0,1;2}^2$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood lebih dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan tolak H<sub>0</sub>. Hal itu berarti transfusi PRC berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.20 sebesar 0,0158. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel transfusi PRC memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

# 4.4.6. Variabel Penyakit Penyerta

Kanker serviks yang diderita oleh pasien tidak semuanya sebagai penyakit utama. Ada pula pasien yang mengidap kanker serviks sebagai penyakit penyerta dari penyakit lain. Oleh karena itu, penyakit penyerta merupakan salah satu faktor yang dianggap berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

001 4.21	Estillasi i aralii	eter moder untuk vi	dilabel i cilyakit i
		Estimasi	P-value
(Inter	cept)	-6,0355	0,0000
Penya	akit Penyerta	3,0651	0,0009

 Tabel 4.21
 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Penyakit Penyerta

Tabel 4.21 merupakan nilai estimasi untuk variabel penyakit penyerta. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel penyakit penyerta sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_6) = \frac{\exp(-6,0355 + 3,0651x_{6it})}{1 + \exp(-6,0355 + 3,0651x_{6it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah kanker serviks sebagai penyakit peyerta mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 7,3696 dengan nilai  $\chi^2_{0,1;2}$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood kurang dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan tolak H<sub>0</sub>. Hal itu berarti kanker serviks sebagai penyakit penyerta berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai *p-value* pada Tabel 4.17 sebesar 0,0009. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka *p-value* kurang dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel penyakit penyerta memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

## 4.4.7. Variabel Komplikasi

Pasien penderita kanker serviks tidak jarang mengalami komplikasi penyakit yang mengakibatkan peluang pasien untuk bertahan hidup semakin kecil. Oleh karena itu, komplikasi merupakan salah satu faktor yang dianggap berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

1 abel 4.22	Estilliasi Fa	iameter Model untuk	Variabei Kompiika
		Estimasi	P-value
(Intercept	t)	-23,5700	0,9920
Komplika	asi	19,9600	0,9930

Tabel 4.22 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Komplikasi

Tabel 4.22 merupakan nilai estimasi untuk variabel komplikasi. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel komplikasi sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_7) = \frac{\exp(-23,5700 + 19,9600x_{7it})}{1 + \exp(-23,5700 + 19,9600x_{7it})}$$

Dari model hazard tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk komplikasi mengetahui apakah pasien kanker serviks ketahanan hidupnya. Pengujian mempengaruhi dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 19,329 dengan nilai sebesar 4.61. Dikarenakan nilai rasio likelihood lebih dari nilai tabel chi-kuadrat, maka diperoleh keputusan tolak H<sub>0</sub>. Hal itu berarti komplikasi berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.17 sebesar 0,9930. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value lebih dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan gagal tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel komplikasi tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

Hasil pengujian serentak dan pengujian parsial pada variabel komplikasi mengalami kontradiksi. Pada pengujian serentak dihasilkan komplikasi berpengaruh signifikan terhadap model, sedangkan pada pengujian parsial dihasilkan komplikasi tidak berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien. Hal tersebut dapat dikarenakan pengambilan sampel yang kurang merepresentasikan keadaan pasien kanker serviks.

Pada tabulasi silang yang dituliskan pada Tabel 4.7 disebutkan bahwa seluruh pasien yang mengalami event atau mengalami komplikasi. meninggal Hal tersebut dapat menghasilkan kerancuan pada pengujian signifikansi parameter. Selain itu, perbedaan hasil pengujian signifikansi parameter dapat disebabkan pada pelaksanaan prosedur Newton-Raphson, dimana nilai  $\hat{\theta}$  belum mencapai hasil yang konvergen berpengaruh terhadap perhitungan dalam pengujian signifikansi parameter.

## 4.4.8. Variabel Kadar Hemoglobin

Pasien kanker serviks cenderung untuk mengalami pendarahan, sehingga kadar hemoglobin dalam darahnya menurun. Oleh karena itu, usia merupakan salah satu faktor berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

 Tabel 4.23
 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Kadar Hemoglobin

	Estimasi	P-value
(Intercept)	-1,2370	0,3717
Kadar Hemoglobin	-0,4361	0,0053

Tabel 4.23 merupakan nilai estimasi untuk variabel kadar hemoglobin. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel kadar hemoglobin sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_8) = \frac{\exp(-1, 2370 - 0, 4361x_{8it})}{1 + \exp(-1, 2370 - 0, 4361x_{8it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah kadar hemoglobin pada pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 6,8343 dengan nilai  $\chi_{0,1;2}^2$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood kurang dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan tolak H<sub>0</sub>. Hal itu

berarti kadar hemoglobin berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.17 sebesar 0,0053. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value kurang dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel kadar hemoglobin memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

### 4.4.9. Variabel Frekuensi Kehamilan

Pada umumnya kanker serviks menyerang wanita berusia lebih dari 40 tahun. Variabel usia merupakan salah satu variabel yang menentukan pemberian dosis obat pada pasien kanker serviks. Oleh karena itu, usia merupakan salah satu faktor berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

 Tabel 4.24
 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Faktor Kehamilan

	Estimasi	P-value
(Intercept)	-5,6985	0,0000
Frekuensi Kehamilan	0,0455	0,8740

Tabel 4.24 merupakan nilai estimasi untuk variabel stadium. Berdasarkan nilai estimasi yang diperoleh, maka dituliskan model *hazard* untuk variabel frekuensi kehamilan sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_9) = \frac{\exp(-5,6985 + 0,0455x_{9it})}{1 + \exp(-5,6985 + 0,0455x_{9it})}$$

Dari model *hazard* tersebut, maka kemudian dilakukan pengujian serentak. Pengujian serentak dilakukan untuk mengetahui apakah tingkat stadium pasien kanker serviks mempengaruhi ketahanan hidupnya. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Nilai rasio likelihood yang diperoleh sebesar 0,0248 dengan nilai  $\chi^2_{0,1;2}$  sebesar 4,61. Dikarenakan nilai rasio likelihood kurang dari nilai tabel *chi*-kuadrat, maka diperoleh keputusan gagal tolak  $H_0$ . Hal

itu berarti frekuensi kehamilan tidak berpengaruh secara signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Nilai p-value pada Tabel 4.24 sebesar 0,8740. Dengan nilai  $\alpha$  sebesar 0,10, maka p-value lebih dari  $\alpha$ . Pengujian ini menghasilkan keputusan gagal tolak  $H_0$ . Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel frekuensi kehamilan tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

## 4.5 Pemodelan Multiple Period Logit Secara Multivariat

Apabila pemodelan *multiple period logit* secara univariat dilakukan pada masing-masing variabel, maka pemodelan pemodelan *multiple period logit* secara univariat dilakukan dengan menggunakan lebih dari dua variabel. Variabel yang digunakan dalam model *multiple period logit* adalah variabel yang dapat berubah setiap waktu. Dalam penelitian ini terdapat tujuh variabel yang dapat berubah setiap waktu. Variabel-variabel tersebut diantaranya yaitu stadium, operasi, kemoterapi, tranfusi PRC, penyakit penyerta, komplikasi, dan kadar HB.

Untuk mendapatkan model terbaik yang menggambarkan hubungan antara variabel dependen dan independen, maka dilakukan seleksi variabel. Seleksi variabel bekerja dengan mengambil variabel yang secara baik dapat menurunkan nilai AIC. Selain itu, seleksi variabel diharapkan dapat menghilangkan adanya multikolinieritas. Penyeleksian variabel dapat dilakukan dengan menggunakan tiga metode penyeleksian variabel, yaitu forward, backward, dan stepwise.

Parameter kebaikan model yang digunakan adalah AIC (*Akaike's Information Criteria*). Model dengan nilai AIC terendah merupakan model yang terbaik. Perbandingan hasil ketiga metode seleksi variabel ditunjukan pada tabel berikut.

**Tabel 4.25** Perbandingan Seleksi Variabel yang Berubah

Metode	Variabel dalam Model	AIC
Backward	Stadium*, penyakit penyerta*, komplikasi	46,48
Forward	Stadium*, operasi, kemoterapi, tranfusi PRC, penyakit penyerta*, komplikasi, kadar HB	52,19
Stepwise	Stadium*, penyakit penyerta*, komplikasi	46,48

<sup>\*)</sup> berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi 10%

Berdasarkan hasil seleksi variabel pada Tabel 4.25, dapat diketahui bahwa metode *forward* menghasilkan model dengan tujuh variabel prediktor didalamnya dengan nilai AIC sebesar 52,19. Sedangkan metode *backward* dan *stepwise* menghasilkan model dengan tiga buah variabel prediktor dengan nilai AIC sebesar 46,48. Berdasarkan nilai AIC dari ketiga metode tersebut, sehingga model terbaik adalah model yang didapatkan dengan metode *backward* dan *stepwise* dengan menggunakan tiga variabel, yaitu stadium, penyakit penyerta, dan komplikasi.

Berdasarkan data rekam medis pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya terdapat beberapa variabel yang dapat berubah seiring kedatangan pasien untuk rawat inap dan ada pula variabel yang tidak mengalami perubahan. Variabel yang daat berubah pada tiap kedatangan pasien untuk menjalani rawat inap terdiri dari tujuh variabel yang telah dijelaskan pada pembahasan sebelumnya, yaitu antara lain variabel stadium, operasi, kemoterapi, tranfusi PRC, penyakit penyerta, komplikasi, dan kadar HB.

Sedangkan variabel yang tidak berubah seiring kedatangan pasien kanker serviks untuk menjalani rawat inap adalah usia dan frekuensi kehamilan. Untuk variabel usia, dikarenakan penelitian dilakukan dalam jangka waktu satu tahun maka usia pasien dianggap tidak mengalami perubahan. Sedangkan untuk variabel frekuensi kehamilan, setelah dilakukan pengecekan pada data, tidak ada pasien kanker serviks yang mengalami perubahan frekuensi kehamilan setelah menjalani pengobatan di RSUD dr. Soetomo Surabaya. Hal tersebut dikarenakan jenis pengobatan

yang dijalani oleh pasien kanker serviks, seperti kemoterapi dan operasi pengangkatan rahim menyulitkan pasien untuk dapat hamil.

Pada penelitian ini, variabel usia dan frekuensi kehamilan juga dianggap berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Oleh karena itu, selanjutnya akan dilakukan pemodelan *multiple period logit* dengan mengunakan seluruh variabel yang diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Untuk memperoleh model yang terbaik, maka dilakukan seleksi variabel terlebih dahulu dengan menggunakan metode *backward*, *forward*, dan *stepwise*.

 Tabel 4.26
 Perbandingan Seleksi Variabel Keseluruhan

Metode	Variabel dalam Model	AIC
Backward	Stadium*, penyakit penyerta*, komplikasi	46,48
Forward	Usia, stadium*, operasi, kemoterapi, tranfusi PRC, penyakit penyerta*, komplikasi, kadar HB, frekuensi kehamilan	55,89
Stepwise	Stadium*, penyakit penyerta*, komplikasi	46,48

<sup>\*)</sup> berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi 10%

Hasil seleksi variabel yang ditunjukkan pada Tabel 4.26 diketahui bahwa metode *forward* menghasilkan model dengan sembilan variabel prediktor didalamnya dengan nilai AIC sebesar 55,89. Sedangkan metode *backward* dan *stepwise* menghasilkan model dengan tiga buah variabel prediktor dengan nilai AIC sebesar 46,48. Berdasarkan nilai AIC dari ketiga metode tersebut, sehingga model terbaik adalah model yang didapatkan dengan metode *backward* dan *stepwise* dengan menggunakan tiga variabel, yaitu stadium, penyakit penyerta, dan komplikasi.

Ketiga metode tersebut mempunyai dua variabel yang signifikan, sehingga perlu dilakukan eliminasi kembali dengan tidak menggunakan variabel yang tidak signifikan. Hasil seleksi variabel setelah dilakukan eliminasi kembali ditunjukan pada tabel berikut

<b>Tabel 4.27</b>	Perbandingan	Hasil	Seleksi	Variabel
-------------------	--------------	-------	---------	----------

Metode	Variabel dalam Model	AIC
Backward & Stepwise	Stadium*, penyakit penyerta*	57,94
Forward	Stadium*, penyakit penyerta*	57,94

<sup>\*)</sup> berpengaruh signifikan pada taraf signifikansi 10%

Berdasarkan nilai AIC yang didapatkan dari kedua model terbaik yang ditunjukkan pada Tabel 4.27 ternyata memberikan hasil yang sama, yaitu model dengan variabel stadium dan penyakit penyerta pada ketiga metode seleksi variabel memiliki nilai AIC yang sama. Oleh karena itu, model terbaik yang didapatkan adalah model dengan menggunakan variabel stadium dan penyakit penyerta.

 Tabel 4.28
 Estimasi Parameter Model Multiple Period Logit

	Estimasi	P-value
(Intercept)	-13,723	0,000
$X_2$ (Stadium)	2,562	0,015
X <sub>6</sub> (Penyakit Penyerta)	3,365	0,001

Setelah diperoleh model terbaik berdasarkan seleksi variabel, maka diperoleh estimasi parameter model *multiple period logit* yang dituliskan pada Tabel 4.27. Berdasarkan estimasi parameter model *multiple period logit*, dapat dituliskan model *hazard* yaang ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_{ii}) = \frac{\exp(-13,723 + 2,562x_{2ii} + 3,365x_{6ii})}{1 + \exp(-13,723 + 2,562x_{2ii} + 3,365x_{6ii})}$$

Selanjutnya dilakukan pengujian serentak untuk mengetahui apakah variabel prediktor mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood dan didapatkan nilai rasio likelihood sbesar 13,6281 sedangkan nilai  $\chi^2_{0,1;3}$  adalah 6,25. Karena nilai  $\chi^2$  yang lebih besar dari  $\chi^2_{0,1;3}$  maka tolak  $H_0$  yang berarti bahwa terdapat minimum satu variabel prediktor yang ber

pengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Setelah dilakukan pengujian serentak, kemudian pengujian parsial dilanjutkan dengan melakukan untuk mengetahui variabel manakah yang berpengaruh secara signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Berdasarkan Tabel 4.27, maka dapat diketahui bahwa variabel stadium dan penyakit penyerta memiliki nilai p-value kurang dari α yaitu sebesar 0,10. Oleh karena itu, dapat diambil kesimpulan bahwa variabel stadium dan penyakit penyerta merupakan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks yang menjalani rawat inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

Dengan memasukkan kategorik variabel stadium dan penyakit penyerta pada persamaan di atas, maka dapat diperoleh fungsi *hazard* taksiran dari pasien kanker serviks. Fungsi *hazard* taksiran yang diperoleh juga dapat disebut peluang *hazard*. Dimisalkan pasien kanker serviks dengan kondisi pasien yaitu tingkat stadium 4 dan penyakit kanker serviks sebagai penyakit penyerta. Maka, peluang dari pasien kanker serviks tersebut meninggal adalah sebesar 0,47. Sebaliknya, peluang pasien kanker serviks dengan kondisi tersebut bertahan hidup adalah sebesar 0,53.

Untuk melihat besar pengaruh tiap kategori pada variabel stadium dan penyakit penyerta, maka dapat dilihat melalui hazard ratio. Hazard ratio pada variabel stadium adalah sebesar 12,96. Nilai ini bermakna bahwa setiap penambahan satu tingkat stadium pada pasien kanker serviks, maka risiko pasien tersebut untuk meninggal dunia akan meningkat 12,96 kali. Sedangkan untuk variabel penyakit penyerta, nilai hazard ratio yang diperoleh sebesar 28,93. Nilai ini bermakna, pasien dengan kanker serviks sebagai penyakit penyerta mempunyai risiko untuk meninggal dunia 28,93 kali lebih besar dariada pasien dengan kanker serviks sebagai penyakit utama.

Berdasarkan persamaan yang telah diperoleh, model yang diperoleh dengan menggunakan pendekatan *multiple period logit* belum mampu secara maksimal dalam merepresentasikan kondisi medis yang sesungguhnya. Pada bidang medis, variabel jenis pengobatan, seperti kemoterapi, operasi, transfusi PRC, serta variabel lainnya memiliki pengaruh yang cukup besar terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Sedangkan pada model, hanya variabel stadium dan penyakit penyerta lah yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks.

Pada Lampiran 3 dilakukan pembentukan model *multiple period logit* menggunakan variabel keseluruhan. Pengujian serentak yang dilakukan pada seluruh variabel didapatkan nilai rasio likelihood sbesar 29,678 sedangkan nilai  $\chi^2_{0,1;10}$  adalah 15,987. Karena nilai  $\chi^2$  yang lebih besar dari  $\chi^2_{0,1;10}$  maka tolak  $H_0$  yang berarti bahwa terdapat variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Sedangkan pada pengujian parsial, hanya variabel stadium dan penyakit penyerta yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks. Oleh karena itu, model yang dihasilkan bukanlah model terbaik yang mampu didapatkan.

# BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

## 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

- 1. Karkteristik pasien kanker serviks berdasarkan kurva survival Kaplan-Meier dan uji Log-Rank, diperoleh hasil bahwa tidak ada perbedaan antara pasien dengan tingkat stadium tertentu. Pada jenis pengobatan yang diberikan, terdapat perbedaan antara pasien yang menjalani kemoterapi dan tidak, terdapat pula perbedaan antara pasien yang melakukan transfusi PRC dan tidak. Namun, tidak ada perbedaan pada pasien yang menjalani operasi dan tidak menjalani operasi. Untuk variabel penyakit penyerta, terdapat perbedaan pada pasien yang menderita kanker serviks sebagai penyakit utama dan penyakit penyerta. Untuk variabel komplikasi, terdapat perbedaan antara pasien yang mengalami komplikasi dan tidak mengalami komplikasi.
- 2. Pada pemodelan *multiple period logit* secara multivariat, hasil seleksi variabel terbaik didapatkan dari metode *backward* dan *stepwise* dengan dua variabel yang berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker serviks, yaitu stadium dan penyakit penyerta.

#### 5.2 Saran

Berdasarkan analisis dan pembahasan serta kesimpulan yang didapatkan, ada beberapa hal yang dapat menjadi rekomendasi baik untuk penelitian selanjutnya.

1. Pada peneliti selanjutnya, diharapkan waktu penelitian sebaiknya diperpanjang. Hal tersebut dikarenakan ketahanan hidup kanker serviks lebih efektif jika diukur lebih dari satu tahun pengamatan. Selain itu, variabel yang digunakan dalam penelitian merupakan variabel yang memiliki nilai yang berbeda dari waktu ke waktu.

2. Dikarenakan tidak semua data dapat digunakan dalam analisis, maka sebaiknya pengambilan sampel dapat merepresentasikan keadaan pasien. Ketidaktepatan dalam pengambilan sampel berpangaruh terhadap keakurasian hasil analisis data.

### DAFTAR PUSTAKA

- Achmadi, Brahmana, A.T., & Suhatno. (2011). Karakteristik Penderita kanker Serviks 2006-2010 di RSUD Dr. Soetomo. *Majalah Obstetri & Ginekologi*, 19(3), 128-133.
- American Cancer Society. (2014). Cervical Cancer Prevention and Early Detection. Retrieved February 22, 2017, from American Cancer Society. Web site: https://www.cancer.org/cancer/cervical-cancer/prevention-and-early-detection.html.
- Aziz, M.F. (2009). Gynecological Cancer in Indonesia. *Journal gynecology oncology*, 20(1):8-10. DOI: 10.3802/jgo.2009.20.1.8
- Collet, D. (1994). *Modelling Survival Data in Medical Research*. London: Chapman and Hall.
- Cox, D.R. & Oakes, D. (1984). *Analysis of Survival Data*. London: Chapman and Hall.
- Efron, B. (1987). Logistic Regression, Survival Analysis, and The Kaplan-Meier Curve. California: Stanford University.
- Ferlay, J., Soerjomataram, I., Ervik, M., Dikshit, R., Eser, S., Mathers, C., Rebelo, M., Parkin, D.M., Forman, D., & Bray, F. (2013). *Cancer Incidence and Mortality Worldwide: IARC Cancer Base No. 11*. Lyon, France: International Agency for Research on Cancer.
- Gayatri, D. (2002). Hubungan stadium dengan ketahanan hidup 5 tahun pasien kanker serviks di RSUPN Cipto Mangunkusumo dan RSK Dharmais. Skripsi Fakultas Kesehatan Masyarakat UI Depok.
- Hosmer, D.W. & Lemeshow, S. (2000). *Applied Survival Analysis Regression Modelling of Time to Event Data*. New York: John Wiley and Sons, Inc.
- Inayati, K. D. (2015). Analisis Survival pada Pasien Kanker Serviks di RSUD Dr. Soetomo Surabaya Menggunakan

- Metode Kaplan Meier dan Uji Log Rank. Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA ITS, Surabaya.
- Kar, A.S. (2005). Pengaruh Anemia pada Kanker Terhadap Kualitas Hidup dan Hasil Pengobatan. Pidato Pengukuhan Jabatan Guru Besar Universitas Sumatera Utara.
- Kleinbaum, D.G. & Klein, M. (2012). Survival Analysis, A Self-Learning Text. New York: Springer.
- Komite Penanggulangan Kanker Indonesia. (2015). *Panduan Penatalaksanaan Kanker Serviks*. Retreieved February 28, 2017 from Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. Web site: http://kanker.kemkes.go.id/guidelines/PPKServiks.pdf.
- Legra, T.L. & Guerreiro, T.C. (2004). *Prevalence and Risk Factors in Positive Cervix Cytology*. Retrieved June 4, 2017, from Medical Education Cooperatin with Cuba. Web site:http://www.medicc.org/publications/medicc\_review /1004/pdfs/Cuban%20Medical%20Literature3.pdf.
- Lembahmanah, L. (2009). Analisa Faktor Pendidikan pada Wanita Peserta Program Penapisan Kanker Leher Rahim dengan Pendekatan "See & Treat": untuk Deteksi Lesi Prakanker dan Pengobatan dengan Terapi Beku. Skripsi Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia, Depok.
- Lestari, H. N. (2016). Analisis Survival Laju Perbaikan Klinis Pasien Penyakit Jantung Koroner di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Pendekatan Multiple Period Logit. Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA ITS, Surabaya.
- Mardjikoen, P. (2007). *Tumor Ganas Alat Genital*. Jakarta: Yayasan Bina Pustaka Sarwono Prawirohardjo.
- Pagano, M., Panetta, F., & Zingales, L. (1998). Why Do Companies Go Public? An Empirical Analysis. *Journal of Finance*, 53, 27-64. DOI:10.1111/0022-1082.25448.
- Pamungkas, B.M. (2012). Evaluasi Penggunaan Kemoterapi pada Pasien Kanker Serviks di Instalasi Rawat Inap RSUD

- "X" Tahun 2010. Naskah Publikasi Fakultas Farmasi Universitas Muhammadiyah, Surakarta.
- Prawiroharjo, S. (2005). Ilmu Kandungan. Jakarta: EGC.
- Putri, R.M. (2008). Pemodelan Regresi Cox Terhadap Faktor Yang Mempengaruhi Ketahanan Hidup Penderita Kanker Serviks. Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA ITS, Surabaya.
- Sirait, A.M., Iwan, A., & Farid, A. (1997). Ketahanan Hidup Penderita Kanker Serviks di Rumah Sakit Cipto Mangun Kusumo Jakarta. *Majalah Obstet Ginekol*, 21(3), 183-190.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankcrupty More Accurately: A Simple Hazard Model, *Journal of Business*, 74, 101-124. DOI:10.1086/209665
- WHO, 2010. *Human Papillomavirus (HPV) and Cervical Cancer*. Srilangka: World Health Organization (WHO).
- Wijayanti, R. (2014). Perbandingan Analisis Regresi Cox dan Analisis Survival Bayesian Pada Ketahanan Hidup Kanker Serviks di RSUD Dr.Soetomo Surabaya. Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA ITS, Surabaya.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

# **LAMPIRAN**

Lampiran 1 Data Pasien Kanker Serviks yang Menjalani Rawat Inap di RSUD dr. Soetomo Surabaya

Pasien	Т	Y	Usia	Stadium	Kemote- rapi	Operasi	Transfusi PRC	Penyakit Penyerta	Kompli- kasi	Kadar HB	Frek Hamil
1	1	0	42	3	0	1	0	0	0	14.4	2
1	5	0	43	3	1	0	0	0	0	13.6	2
1	8	0	43	3	1	0	0	0	0	12.5	2
1	12	0	43	3	1	0	0	0	0	13.1	2
1	18	0	43	3	1	0	0	0	0	13.2	2
1	23	0	43	3	1	0	0	0	0	13.6	2
2	1	0	56	3	1	0	0	0	0	14.1	5
2	5	0	56	3	0	0	1	0	0	7.9	5
3	1	0	71	3	1	0	0	0	0	13.5	4
3	4	0	71	3	1	0	0	0	0	13.2	4
367	1	0	36	2	0	1	0	0	0	13	2
367	2	0	36	2	0	1	0	0	0	10.73	2
367	7	0	36	2	0	1	0	0	0	11.2	2
367	10	0	36	2	0	1	0	0	0	11.5	2
367	15	0	36	2	1	0	0	0	1	9.5	2

# Lampiran 2 Syntax R Model Multiple Period Logit Secara Univariat

#### 1. Variabel usia

> usia<-glm(status~usia,family="binomial",data=ta)
> summary(usia)

### Call:

glm(formula = status ~ usia, family = "binomial",
data = ta)

#### Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
_	-	-	_	_
0.1011	0.0906	0.0875	0.0851	3.3742

#### Coefficients:

	Std.	Z	
Estimate	Error	value	Pr(> z )
-6.126	2.824	-2.169	0.0301*
0.011	0.055	0.206	0.8365
	-6.126	Estimate Error -6.126 2.824	Estimate Error value -6.126 2.824 -2.169

- - -

Signif. codes: 0 '\*\*\*, 0.001 '\*\*, 0.01 '\*, 0.05 '.' 0.1 ', 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of freedom Residual deviance: 65.529 on 1296 degrees of

freedom AIC: 69.529

Number of Fisher Scoring iterations: 8

- > hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)</pre>
- > like.diff<-logLik(usia)-logLik(hasil.reduce)</pre>

```
> lr<-(2*like.diff)
> lr
'log Lik.' 0.04273104 (df=2)
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

#### 2. Variabel stadium

```
> #stadium
> stadium<-
glm(status~stadium,family="binomial",data=ta)
> summary(stadium)

Call:
glm(formula = status ~ stadium, family = "binomial",
```

# Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-	-	-	_	_
0.2611	0.0946	0.0946	0.0341	3.2896

### Coefficients:

data = ta

Е	rror val	lue Pr(:	> z )
-			
-			
392 2	.8151 -4.	.099 4.15e	-5***
9444 0	.8701 2	2.35 0.0	ð188*
	5392 2	5392 2.8151 -4	5392 2.8151 -4.099 4.15e

Signif. codes: 0 '\*\*\* 0.001 '\*\* 0.01 '\* 0.05 '.' 0.1 ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of freedom
Residual deviance: 60.032 on 1296 degrees of freedom
AIC: 64.032

Number of Fisher Scoring iterations: 9

> hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)
'log Lik.' 2.769917 (df=2)
> lr<-(2*like.diff)
> lr
'log Lik.' 5.539834 (df=2)
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

## 3. Variabel kemoterapi

0.0432

0.1886

0.0432

0.0432

3.7353

```
Coefficients:
                         Std.
                                    z
             Estimate
                         Error
                                  value
                                             Pr(>|z|)
 (Inter-
                                               1.58E-
                                                15***
 cept)
                                  -7.971
               -4.0209
                         0.5045
 kemoterapi
             -2.9545
                        1.1203
                                  -2.637
                                            8.36E-2**
                0 (***, 0.001 (**, 0.01 (*, 0.05 (.)
Signif. codes:
0.1 ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be
1)
    Null deviance: 65.572 on 1297
                                     degrees of
freedom
Residual deviance: 56.190 on 1296
                                     degrees of
freedom
AIC: 60.19
Number of Fisher Scoring iterations: 9
> hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)</pre>
> like.diff<-logLik(kemoterapi)-logLik(hasil.reduce)</pre>
> lr<-(2*like.diff)</pre>
> 1r
'log Lik.' 9.38203 (df=2)
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

## 4. Variabel operasi

```
> #operasi
> operasi<-
glm(status~operasi,family="binomial",data=ta)
> summary(operasi)
```

#### Call:

glm(formula = status ~ operasi, family = "binomial",
data = ta)

#### Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-	-	-	_	
0.1934	0.0803	0.0803	0.0803	3.3882

#### Coefficients:

		Std.	Z	_
	Estimate	Error	value	Pr(> z )
(Inter-			-	_
cept)	-5.7366	0.5008	11.455	<e-16***< td=""></e-16***<>
operasi	1.7663	1.1268	1.568	0.117

- - -

Signif. codes: 0 '\*\*\* 0.001 '\*\* 0.01 '\* 0.05 '.' 0.1 ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of

freedom

Residual deviance: 63.865 on 1296 degrees of

freedom

AIC: 67.865

Number of Fisher Scoring iterations: 8

- > hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)</pre>
- > like.diff<-logLik(operasi)-logLik(hasil.reduce)</pre>
- > lr<-(2\*like.diff)</pre>
- > 1r
- 'log Lik.' 1.707333 (df=2)
- > qchisq(0.90,2)
- [1] 4.60517

```
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

## 5. Variabel transfusi PRC

```
> #tranfusiPRC
```

>tranfusiPRC<-

glm(status~tranfusiPRC,family="binomial", data=ta)

> summary(tranfusiPRC)

#### Call:

glm(formula = status ~ tranfusiPRC, family =
"binomial", data = ta)

## Deviance Residuals:

Min	<b>1</b> Q	Median	3Q	Max
_	-	-	_	
0.1706	0.0443	0.0443	0.0443	3.7225

## Coefficients:

		Std.	z	
	Estimate	Error	value	Pr(> z )
(Inter-				4.36e-
cept)	-6.928	1	-6.925	12***
tran-				
fusiPRC	2.704	1.12	2.415	0.0158*

Signif. codes: 0 '\*\*\* 0.001 '\*\* 0.01 '\* 0.05 '.' 0.1 ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of

freedom

Residual deviance: 57.700 on 1296 degrees of

freedom AIC: 61.7

```
Number of Fisher Scoring iterations: 9
> hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)
> like.diff<-logLik(tranfusiPRC)-logLik(hasil.reduce)
> lr<-(2*like.diff)
> lr
'log Lik.' 7.872295 (df=2)
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

## 6. Variabel penyakit penyerta

```
> #penyerta
> penyerta<-
glm(status~penyerta,family="binomial",data=ta)
> summary(penyerta)
```

#### Call:

glm(formula = status ~ penyerta, family = "binomial",
data = ta)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-	-	-	_	
0.3163	0.0691	0.0691	0.0691	3.475

## Coefficients:

		Std.	Z	_
	Estimate	Error	value	Pr(> z )
(Inter-			-	_
cept)	-6.0355	0.5779	10.443	<2e-16***
penyerta	3.0651	0.9272	3.306	9.47e-3***

```
0 (***, 0.001 (**, 0.01 (*, 0.05 (.)
Signif. codes:
0.1 ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be
1)
    Null deviance: 65.572 on 1297
                                     degrees of
freedom
Residual deviance: 58.203 on 1296 degrees of
freedom
AIC: 62.203
Number of Fisher Scoring iterations: 8
> hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)</pre>
> like.diff<-logLik(penyerta)-logLik(hasil.reduce)</pre>
> lr<-(2*like.diff)</pre>
> 1r
'log Lik.' 7.369562 (df=2)
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

# 7. Variabel komplikasi

```
> #komplikasi
> komplikasi<-
glm(status~komplikasi,family="binomial",data=ta)
> summary(komplikasi)

Call:
glm(formula = status ~ komplikasi, family =
"binomial", data = ta)
```

Deviance	Re <u>sidual</u>	s:				
Min	1Q	Median	3Q	Max	_	
_	-	-	-		<del>_</del>	
0.2309	0.0001	0.0001	0.0001	2.69725	<u>:</u>	
Coefficie	ents:					
			d.	Z		
	Esti	nate Er	ror va	lue	Pr(> z )	
(Inter-	2		07 0	0.01	0.000	
cept)		3.57 23		0.01	0.992	
komplika	si 1	9.96 23	87.2	.008	0.993	
Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of freedom Residual deviance: 46.243 on 1296 degrees of freedom AIC: 50.243						
Number of	Number of Fisher Scoring iterations: 22					
<pre>&gt; hasil.reduce&lt;-glm(status~1,family=binomial,data=ta) &gt; like.diff&lt;-logLik(komplikasi)-logLik(hasil.reduce) &gt; lr&lt;-(2*like.diff) &gt; lr 'log Lik.' 19.32902 (df=2) &gt; qchisq(0.90,2) [1] 4.60517 &gt; qchisq(0.95,2)</pre>						

# 8. Variabel kadar HB

[1] 5.991465

```
> #kadarHB
> kadarHB<-
glm(status~kadarHB,family="binomial",data=ta)</pre>
```

```
> summary(kadarHB)
Call:
glm(formula = status ~ kadarHB, family = "binomial",
data = ta
Deviance Residuals:
  Min
                   Median
                              3Q
                                       Max
            1Q
 0.4885
          0.0823 -0.062
                            0.0488
                                      3.386
Coefficients:
                         Std.
                                   z
                                            Pr(>|z|)
             Estimate
                        Error
                                 value
 (Inter-
 cept)
               -1.237
                        1.3849 -0.893
                                              0.3717
 kadarHB
              -0.4361
                        0.1564 -2.788
                                            0.0053**
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'
0.1 ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be
1)
    Null deviance: 65.572 on 1297
                                    degrees of
freedom
Residual deviance: 58.738 on 1296 degrees of
freedom
AIC: 62.738
Number of Fisher Scoring iterations: 9
> hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)</pre>
> like.diff<-logLik(kadarHB)-logLik(hasil.reduce)</pre>
> lr<-(2*like.diff)</pre>
> 1r
'log Lik.' 6.834311 (df=2)
```

```
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

#### 9. Variabel frekuensi kehamilan

```
> #frek hamil
> frek hamil<-
glm(status~frek hamil,family="binomial",data=ta)
> summary(frek hamil)
Call:
glm(formula = status ~ frek hamil, family =
"binomial", data = ta)
Deviance Residuals:
  Min
            1Q
                   Median
                              3Q
                                     Max
                           0.0856
 0.0981
         0.0896
                   0.0876
                                    3.3635
Coefficients:
                        Std.
                                   7
             Estimate
                        Error
                                 value
                                            Pr(>|z|)
 (Inter-
 cept)
            -5.69854 1.02346 -5.568
                                          2.58e-8***
 frek hamil
              0.04555 0.28759
                                               0.874
                                  0.158
Signif. codes:
                0 (***, 0.001 (**, 0.01 (*, 0.05 (.)
0.1 ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be
1)
    Null deviance: 65.572 on 1297
                                    degrees of
freedom
Residual deviance: 65.547 on 1296
                                    degrees of
freedom
```

```
AIC: 69.547

Number of Fisher Scoring iterations: 8

> hasil.reduce<-glm(status~1,family=binomial,data=ta)
> like.diff<-logLik(frek_hamil)-logLik(hasil.reduce)
> lr<-(2*like.diff)
> lr
'log Lik.' 0.02480411 (df=2)
> qchisq(0.90,2)
[1] 4.60517
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
```

# Lampiran 3 Syntax R Model Multiple Period Logit Secara Multivariat

# 1. Pemodelan dengan menggunakan Variabel yang Berubah

#### >#Pembentukan Model

> model1<-glm(status~stadium+operasi+kemoterapi+tranfusiPRC+penyerta+komplikasi+kadarHB,family="binomial",data=ta)

Warning message:

glm.fit: fitted probabilities numerically 0 or 1 occurred

> summary(model1)

#### Call:

glm(formula = status ~ stadium + operasi + kemoterapi + tranfusiPRC + penyerta + komplikasi + kadarHB, family = "binomial", data = ta)

## Deviance Residuals:

Min	<b>1</b> Q	Median	3Q	Max
-0.72876	-0.00001	0	0	2.94638

#### Coefficients:

		Std.		
	Estimate	Error	z value	Pr(> z )
(Inter-				
cept)	-49.7022	4447.3262	-0.011	0.9911
stadium	2.6271	1.2736	2.063	0.0391*
operasi	18.4734	3204.7112	0.006	0.9954
kemoterapi tran-	0.4814	1.321	0.364	0.7155
fusiPRC	17.9373	3204.7111	0.006	0.9955
penyerta	2.483	1.1273	2.203	0.0276*
komplikasi	18.5951	3083.5929	0.006	0.9952

```
kadarHB
               0.1217
                          0.2805
                                      0.434
                                                0.6645
Signif. codes: 0 '***, 0.001 '**, 0.01 '*, 0.05 '.'
0.1 ' 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be
1)
    Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of free-
dom
Residual deviance: 36.189 on 1290 degrees of free-
dom
AIC: 52.189
Number of Fisher Scoring iterations: 23
> hasil.reduce1<-glm(status~1,family=bino-</pre>
mial,data=ta)
> like.diff1<-logLik(model1)-logLik(hasil.reduce1)</pre>
> lr<-(2*like.diff1)</pre>
> 1r
'log Lik.' 29.38337 (df=8)
> qchisq(0.90,8)
[1] 13.36157
#Seleksi Variabel
> backw<-step(model1,direction="backward")</pre>
Start: AIC=52.19
status ~ stadium + operasi + kemoterapi + tranfusiPRC
+ penyerta +
    komplikasi + kadarHB
                      Df Deviance AIC
- kemoterapi
                  1
                      36.316
                               50.316
- kadarHB
                  1
                      36.377
                               50.377
- tranfusiPRC 1
                  38.010 52.010
                  36.189 52.189
<none>
                      38.226
                               52,226
- operasi
```

```
- penyerta
                 1
                     40.578
                              54.578
- stadium
                 1
                     40.785 54.785
                     41.932 55.932

    komplikasi

                 1
     AIC=50.32
Step:
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi +
   kadarHB
                    Df
                          Deviance
                                      AIC
                 1 36.544
- kadarHB
                              48.544
- tranfusiPRC
                 1
                     38.080
                              50.080
                         36.316
                                   50.316
<none>
                             38.366
                                        50.366
- operasi
                         1
                 1 40.579
- penverta
                               52.579
- stadium
                 1 40.857
                              52.857
                 1 41.983

    komplikasi

                               53.983
Step: AIC=48.54
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi
                     Df Deviance
                                     AIC
                 1 38.096
- tranfusiPRC
                              48.096
                                        48.381
- operasi
                             38.381
                         1
                         36.544
                                  48.544
<none>
- penyerta
                 1
                    40.585
                              50.585
- stadium
                     41.206
                              51,206

    komplikasi

                 1
                     41.985
                              51.985
Step: AIC=48.1
status ~ stadium + operasi + penyerta + komplikasi
                 Df
                         Deviance
                                        ATC
                 38,476 46,476
- operasi
             1
                    38.096
                                48.096
<none>
             1 41.454 49.454
- penyerta
- stadium
             1 42.850 50.850
```

```
- komplikasi 1 50.686 58.686
Step: AIC=46.48
status ~ stadium + penyerta + komplikasi
              Df
                  Deviance
                              ATC
                                   46,476
<none>
                         38.476
                         41.907
                                   47,907
              1
- penyerta
- stadium
             1 43.652 49.652
- komplikasi 1
                 51.944 57.944
> forw<-step(model1,direction="forward")</pre>
Start: AIC=52.19
status ~ stadium + operasi + kemoterapi + tranfusiPRC
+ penyerta +
    komplikasi + kadarHB
> stepw<-step(model1,direction="both")</pre>
Start: ATC=52.19
status ~ stadium + operasi + kemoterapi + tranfusiPRC
+ penyerta +
   komplikasi + kadarHB
             Df Deviance
                             ATC
                         36.316
- kemoterapi
                                   50.316
                 1
                     36.377 50.377
- kadarHB
                 1
- tranfusiPRC
                 1
                              52.010
                     38.010
<none>
                              36.189
                                        52.189
                 1 38.226 52.226
- operasi
                 1 40.578 54.578
- penyerta
                 1 40.785 54.785
- stadium

    komplikasi

                 1 41.932 55.932
Step: AIC=50.32
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi +
    kadarHB
```

Df Deviance AIC								
- kadarHB		1	36.544	48.544				
- tranfusiPRC		1	38.080	50.080				
<none></none>			36.	316 50	.316			
- operasi		1		50.366				
+ kemoterapi		1	36.189	52.189				
- penyerta		1	40.579	52.579 52.857				
- stadium		1	40.857	52.857				
- komplikasi		1	41.983	53.983				
Step: AIC=48.54								
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +								
komplikasi								
	Df	Dev	iance	AIC				
- tranfusiPRC	<b>υ</b> ι	1		48.096				
- operasi		1	38.381					
<none></none>		_	30.301	36.544	48.544			
+ kadarHB		1	36 316	50.316	40.544			
+ kemoterapi				50.377				
- penyerta			40.585					
- stadium				51.206				
- komplikasi		1						
- F								
Step: AIC=48.	1							
status ~ stadi	um	+ op	erasi +	penyerta +	⊦ komplikasi			
	Df		Dev	iance A	AIC .			
- operasi		1	38.476	46.476				
<none></none>				38.096	48.096			
+ tranfusiPRC		1	36.544					
- penyerta		1	41.454					
+ kemoterapi		1	38.010					
+ kadarHB		1	38.080					
- stadium			42.850		.850			
- komplikasi		1	50.686	58.686				
Step: AIC=46.	48							
5 tep: //20-401								

```
status ~ stadium + penyerta + komplikasi
              Df Deviance
                              AIC
<none>
                               38.476
                                          46.476
                               47,907
- penyerta
                  1
                      41.907
+ operasi
                      38.096
                               48.096
                  1
                  38.300 48.300
+ kemoterapi
              1
+ tranfusiPRC
                      38.381
                               48.381
                  1
                      38,474
+ kadarHB
                  1
                               48,474
- stadium
                  1
                      43.652
                               49.652

    komplikasi

                  1
                      51.944
                                57.944
```

### 2. Pemodelan dengan menggunakan Variabel Keseluruhan

```
>#Pembentukan Model MPL secara keseluruhan
> model2<-
glm(status~usia+stadium+operasi+kemoterapi+tranfusiPR
C+penyerta+komplikasi+kadarHB+frek hamil,family="bino
mial",data=ta)
Warning message:
glm.fit: fitted probabilities numerically 0 or 1
occurred
> summary(model2)
Call:
glm(formula = status ~ usia + stadium + operasi +
kemoterapi +
    tranfusiPRC + penyerta + komplikasi + kadarHB +
frek hamil,
    family = "binomial", data = ta)
Deviance Residuals:
   Min
                     Median
                                3Q
                                         Max
              1Q
 0.78563
           0.00001
                                        2.95619
                           0
                                    0
```

Coefficients:								
	F-434-	Std.		D=(,  = )				
(Inter-	Estimate	Error	z value	Pr(> z )				
cept)	5.00E+01	4.45E+03	-0.011	0.991				
usia	2.85E-03	7.06E-02	0.04	0.9678				
stadium	2.53E+00	1.28E+00	1.981	0.0476*				
operasi	1.86E+01	3.20E+03	0.006	0.9954				
kemoterapi tran-	3.95E-01	1.33E+00	0.297	0.7661				
fusiPRC	1.80E+01	3.20E+03	0.006	0.9955				
penyerta	2.63E+00	1.17E+00	2.254	0.0242*				
komplikasi	1.85E+01	3.09E+03	0.006	0.9952				
kadarHB	1.12E-01	2.93E-01	0.382	0.7024				
frek_hamil	1.60E-01	3.15E-01	0.507	0.6124				
Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' '1  (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)								
Null deviance: 65.572 on 1297 degrees of freedom Residual deviance: 35.894 on 1288 degrees of freedom AIC: 55.894								
Number of Fisher Scoring iterations: 23								
<pre>&gt; hasil.reduce2&lt;- glm(status~1,family=binomial,data=ta) &gt; like.diff2&lt;-logLik(model2)-logLik(hasil.reduce2) &gt; lr&lt;-(2*like.diff2) &gt; lr 'log Lik.' 29.67835 (df=10)</pre>								

```
> qchisq(0.90,10)
[1] 15.98718
#Seleksi Variabel
> backw<-step(model2,direction="backward")</pre>
Start: AIC=55.89
status ~ usia + stadium + operasi + kemoterapi +
tranfusiPRC +
   penyerta + komplikasi + kadarHB + frek hamil
              Df Deviance
                              ATC
- usia
                  1
                          35.895
                                    53.895
- kemoterapi
                  1
                          35.979
                                    53.979
- kadarHB
                  1
                          36.040
                                    54.040
- frek hamil
                  1
                         36.150
                                    54.150
tranfusiPRC
                  1
                                    55.693
                          37.693
                            35.894 55.894
<none>
- operasi
                  1
                         38.014
                                    56.014
                                    58.217
- stadium
                  1
                         40.217
- penverta
                  1
                         40.531
                                    58.531

    komplikasi

                         40.952
                                    58.952
Step: AIC=53.9
status ~ stadium + operasi + kemoterapi + tranfusiPRC
+ penyerta +
    komplikasi + kadarHB + frek hamil
               Df
                         Deviance
                                     AIC
- kemoterapi
                  1
                      35.982
                               51,982
                     36.041
                               52,041
- kadarHB
                  1
- frek hamil
                     36.189
                               52.189
                  1
- tranfusiPRC
                  1
                     37.757
                               53.757
<none>
                               35.895
                                         53.895
                  1
                     38.022 54.022
- operasi
- stadium
                  1
                     40.218 56.218
- penyerta
                  1 40.564 56.564

    komplikasi

                      41.078
                               57.078
```

```
Step: AIC=51.98
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi +
   kadarHB + frek hamil
              Df
                        Deviance
                                   AIC
                    36.159
- kadarHB
                1
                             50.159
- frek hamil
                1
                    36.316
                             50.316
- tranfusiPRC
                             51.859
                1 37.859
                                           51,982
<none>
                             35.982
                1 38.203 52.203
- operasi
- stadium
                1 40.320 54.320
                1 40.564 54.564
- penyerta

    komplikasi

                1 41.099 55.099
Step: AIC=50.16
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi +
   frek_hamil
              Df
                        Deviance
                                   ATC
                1 36.544 48.544
- frek hamil
- tranfusiPRC
                1
                    37.902
                            49.902
                            36.159
                                      50.159
<none>
- operasi
                1 38.207 50.207
                1 40.571 52.571
- penyerta
- stadium
                1 40.613 52.613

    komplikasi

                1 41.111 53.111
Step: AIC=48.54
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi
             Df Deviance AIC

    tranfusiPRC

                1
                    38.096 48.096
                1
- operasi
                    38.381
                            48.381
                         36.544
                                 48.544
<none>
- penyerta
                 1
                    40.585
                             50.585
```

```
- stadium
                  1
                     41.206
                               51.206

    komplikasi

                  1
                     41.985
                               51.985
Step: AIC=48.1
status ~ stadium + operasi + penyerta + komplikasi
              Df
                   Deviance
                               \Delta TC
              1
                  38.476 46.476
- operasi
                           38.096
                                    48.096
<none>
- penyerta
              1 41.454 49.454
- stadium
              1
                 42.850 50.850

    komplikasi

              1 50.686 58.686
Step: AIC=46.48
status ~ stadium + penyerta + komplikasi
              Df Deviance
                             AIC
<none>
                       38.476 46.476
- penyerta
              1
                 41.907 47.907
- stadium
              1
                43.652 49.652

    komplikasi

              1 51.944 57.944
> forw<-step(model2,direction="forward")</pre>
Start: AIC=55.89
status ~ usia + stadium + operasi + kemoterapi +
tranfusiPRC +
    penyerta + komplikasi + kadarHB + frek hamil
> stepw<-step(model2,direction="both")</pre>
Start: AIC=55.89
status ~ usia + stadium + operasi + kemoterapi +
tranfusiPRC +
    penyerta + komplikasi + kadarHB + frek hamil
              Df Deviance
                             AIC
- usia
                      35.895
                               53.895
                  1
- kemoterapi
                  1
                     35.979
                               53.979
- kadarHB
                     36.040
                               54.040
```

```
- frek hamil
                 1
                     36.150
                              54.150

    tranfusiPRC

                 1
                     37.693
                              55.693
<none>
                              35.894
                                         55.894

    operasi

                 1
                     38.014 56.014
                     40.217
                              58.217
- stadium
                 1
                 1 40.531 58.531

    penverta

                 1 40.952

    komplikasi

                              58.952
Step:
      AIC=53.9
status ~ stadium + operasi + kemoterapi + tranfusiPRC
+ penyerta +
   komplikasi + kadarHB + frek hamil
              Df Deviance
                            AIC
- kemoterapi
                 1
                     35.982
                               51.982
- kadarHB
                     36.041
                              52.041
                 1
- frek hamil
                 1
                     36.189 52.189
- tranfusiPRC
                 1
                     37.757 53.757
<none>
                              35.895
                                         53.895
                 1 38.022 54.022

    operasi

+ usia
                 1
                     35.894 55.894
- stadium
                 1 40.218 56.218
- penyerta
                 1 40.564 56.564
                 1 41.078 57.078

    komplikasi

Step: AIC=51.98
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi +
    kadarHB + frek hamil
              Df
                  Deviance
                              AIC
- kadarHB
              1
                  36.159 50.159
- frek hamil
                 1
                     36.316
                              50.316
- tranfusiPRC
                 1
                     37.859
                              51.859
<none>
                              35.982
                                         51.982
                 1 38.203 52.203
1 35.895 53.895
- operasi
+ kemoterapi
+ usia
                     35.979
                              53.979
```

```
- stadium
                 1
                     40.320
                              54.320
- penverta
                 1
                     40.564
                              54.564

    komplikasi

                 1
                     41.099
                              55.099
Step:
      AIC=50.16
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi +
   frek hamil
             Df Deviance
                             AIC
- frek hamil
                              48.544
                 1
                     36.544
- tranfusiPRC
                 1
                     37.902
                             49.902
                     36.159 50.159
<none>
                    38.207 50.207
- operasi
                 1
                 1
+ kadarHB
                     35.982 51.982
+ kemoterapi
                 1
                    36.041
                             52.041
                 1 36.159 52.159
+ usia
- penyerta
                 1 40.571 52.571
- stadium
                 1
                     40.613 52.613

    komplikasi

                 1
                     41.111
                              53.111
Step: AIC=48.54
status ~ stadium + operasi + tranfusiPRC + penyerta +
komplikasi
              Df
                         Deviance
                                    ATC

    tranfusiPRC

                 1
                     38.096
                              48.096
- operasi
                     38.381
                              48.381
                      36.544 48.544
<none>
+ frek hamil
                     36.159
                              50.159
                 1
+ kadarHB
                     36.316 50.316
                 1
                 1
+ kemoterapi
                     36.377 50.377
+ usia
                 1
                    36.522 50.522
                 1
                    40.585 50.585
- penyerta
- stadium
                 1 41.206 51.206

    komplikasi

                 1
                     41.985 51.985
Step:
      AIC=48.1
```

```
status ~ stadium + operasi + penyerta + komplikasi
              Df Deviance
                             AIC

    operasi

                 1
                     38.476
                              46.476
                         38.096
                                   48.096
<none>
+ tranfusiPRC
                     36.544
                              48.544
                 1
- penyerta
                     41.454 49.454
+ frek hamil
                 1
                     37.902 49.902
                 1 38.010 50.010
+ kemoterapi
+ usia
                 1 38.068 50.068
                 1 38.080 50.080
+ kadarHB
- stadium
                 1 42.850 50.850

    komplikasi

                 1 50.686 58.686
Step: AIC=46.48
status ~ stadium + penyerta + komplikasi
                 Deviance
              Df
                             AIC
                         38.476 46.476
<none>
                     41.907 47.907
- penyerta
                 1
+ operasi
                 1
                     38.096 48.096
+ kemoterapi
                 1 38.300 48.300
+ frek hamil
                 1 38.324 48.324
                 1 38.381 48.381
+ tranfusiPRC
+ kadarHB
                 1 38.474 48.474
                 1 38.475 48.475
+ usia
                 1 43.652 49.652
- stadium
                 1 51.944 57.944

    komplikasi
```

# Lampiran 4 Surat Pernyataan Legalitas Data

F.LITB.003





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

#### KETERANGAN KELAIKAN 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, 1 4 OCT 2016

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

## Lampiran 4 Surat Pernyataan Legalitas Data (Lanjutan)

#### **SURAT PERNYATAAN**

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

Nama: Dinda Sarihati Sutejo NRP: 1313100033

menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir/Thesis ini merupakan data sekunder yang diambil dari penelitian/ buku/ Tugas Akhir/Thesis/ publikasi laimnya 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 : 201

Keterangan : Rekam Medis Pasien Kanker Serviks Rawat Inap RSUD

Dr. Soetomo Surabaya Tahun 2014.

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

Mengetahui, Pembimbing Tugas Akhir Surabaya, 17 Juli 2017 Mahasiswa

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

(Dinda Sarihati Sutejo) NRP. 1313100033

### BIODATA PENULIS



Penulis dengan nama lengkap Dinda Sarihati Sutejo lahir di Kota Pasuruan pada tanggal 6 April 1995. Penulis merupakan anak pertama dari pasangan Bapak Sutejo dan Ibu Siti Khalimah. Sebelum menempuh pendidikan Strata 1 di Departemen Statistika ITS tahun 2013, penulis telah menempuh pendidikan formal di SDN Ditotrunan 1 Lumajang (2001-2007), SMPN 1 Lumajang (2007-2009), SMPN 2 Pasuruan (2009-2010), dan SMAN 1 Pasuruan (2010-2013).

Semasa kuliah, selain menjadi mahasiswi penulis juga aktif di beberapa organisasi, khusunya lembaga dakwah jurusan dan kampus. Penulis pernah aktif sebagai staff Badan Pelayanan Mentoring FORSIS ITS 2014/2015 dan sekretaris umum FORSIS ITS 2015/2016. Selain itu penulis juga bergabung menjadi staff depasrtemen Media JMMI ITS 2014/2015 dan koordinator putri divisi kajian strategis departemen *Islamic Press* JMMI ITS 2015/2016. Penulis juga merupakan penulis di manajemen penulis Bina Qalam Indonesia.

Apabila pembaca ingin berbagi informasi serta saran demi kesempurnaan Tugas Akhir ini, pembaca dapat menghubungi penulis pada alamat email <u>dindasarihatisutejo@gmail.com</u> atau dapat pula terhubung dengan penulis melalui 08993393056.