



**ANALISIS SURVIVAL DENGAN PENDEKATAN *MULTI-PERIOD LOGIT* PADA LAJU KESEMBUHAN PASIEN DBD DI RS PERKEBUNAN JEMBER KLINIK**

**TESIS**

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan Program Studi Magister Matematika serta mencapai gelar Magister Sains

Oleh :

**Miftahul Ulum  
NIM 151820101016**

**PROGRAM STUDI PASCA SARJANA MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS JEMBER  
2017**

## PERSEMBAHAN

TESIS ini saya persembahkan untuk:

1. Ayahanda Mustafa dan Ibunda Nafiah serta adinda tercinta Khusnul Mua'syaroh yang senantiasa memberi doa, semangat, dan kasih sayang;
2. Seluruh guru dan dosen sejak taman kanak-kanak hingga perguruan tinggi yang telah membimbing dan membagi ilmu dengan tulus;
3. Almamater Magister Matematika dan Jurusan Matematika FMIPA Universitas Jember, SMA Wahidiyah Kota Kediri, SMP Wahidiyah Kota Kediri, MI Nurul Islam Lumajang, serta TK At-thullab Lumajang;
4. Calon Istri yang masih dirahasiakan Allah SWT.
5. Sahabat PMII Rayon MIPA.

**MOTTO**

“Bangunlah pada malam hari, niscaya kamu mendapat petunjuk,  
berapa banyak kamu tidur pada malam hari dan usiamu akan  
berakhir” (Syair Alala & Nadhom Ta’lim)<sup>\*)</sup>

“There’s always ways of motivating yourself to higher levels.  
Write about it, dream about it. But after that, turn it into action.  
Don’t just dream” (Dan Gable)<sup>\*\*)</sup>

---

<sup>\*)</sup> Departemen Agama Republik Indonesia. 2005. Sya’ir Alala & Nadham Ta’lim:  
Mutiara Hikmah Mencari Ilmu. Surabaya: Al-Miftah.

<sup>\*\*)</sup> <http://www.msn.com/id-id/olahraga/berita/36-kutipan-inspirasional-dari-para-atlet>.

**PERNYATAAN**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Miftahul Ulum

NIM : 151820101016

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa karya ilmiah yang berjudul “Analisis Survival dengan Pendekatan *Multi-Period Logit* pada Laju Kesembuhan Pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik” adalah benar- benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan dalam institusi manapun, dan bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya, tanpa ada tekanan dan paksaan dari pihak manapun serta bersedia mendapat sanksi akademik jika ternyata di kemudian hari pernyataan ini tidak benar.

Jember, 8 Juni 2017

Yang menyatakan,

Miftahul Ulum  
NIM 151820101016

**TESIS**

**ANALISIS SURVIVAL DENGAN PENDEKATAN *MULTI-  
PERIOD LOGIT* PADA LAJU KESEMBUHAN PASIEN  
DBD DI RUMAH SAKIT PERKEBUNAN  
JEMBER KLINIK**

Oleh

**Miftahul Ulum  
NIM 151820101016**

**Pembimbing**

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Moh. Fatekurohman, S. Si, M. Si.  
Dosen Pembimbing Anggota : Dr. Alfian Futuhul Hadi, S. Si, M. Si.

**PENGESAHAN**

TESIS berjudul “Analisis Survival dengan Pendekatan Multi-Period Logit pada Laju Kesembuhan Pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik” telah diuji dan disahkan pada:

Hari, tanggal :

Tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas  
Jember

Tim penguji

Dosen Pembimbing Utama,

Dosen Pembimbing Anggota,

Dr. Moh. Fatekurohman, S.Si, M.Si  
NIP. 196906061998031001

Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si  
NIP. 197407192000121001

Dosen Penguji I,

Dosen Penguji II,

Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D  
NIP. 195912201985031002

Dian Anggraeni, S.Si, M.Si  
NIP. 198202162006042002

Mengesahkan,  
Dekan

Prof. Dr. Sujito, Ph. D.  
NIP 196102041987111001

## RINGKASAN

**Analisis Survival dengan Pendekatan *Multi-Period Logit* pada Laju Kesembuhan Pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik;** Miftahul Ulum; 2017; 50 halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Analisis Survival merupakan metode statistika yang mempelajari *survival times* dan faktor-faktor yang mempengaruhi *survival times* dengan *event* yang sudah ditentukan. Pada analisis survival terdapat dua fungsi yang digunakan yaitu: fungsi *hazard* dan fungsi *survival*. Analisis ini memerlukan data berupa waktu yang dibutuhkan pasien untuk *survive* dari setiap individu. waktu yang dimaksud berupa skala waktu hari, bulan, tahun atau skala waktu yang mengalami suatu peristiwa (*event*). Data pada penelitian ini berupa data rawat inap pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik dengan masing-masing individu berbeda ketika menjalani perawatan sampai terjadinya *event*. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan analisis *survival* dengan pendekatan *multi-period logit*. Metode ini merupakan salah satu metode analisis survival yang digunakan untuk menganalisa variabel prediktor memiliki nilai yang berbeda pada setiap waktu sampai terjadinya *event*.

Pada penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan *survival times* yang akan digunakan dalam analisis survival dengan pendekatan multi-period logit. Selain itu penelitian ini bertujuan untuk mendapatkan faktor-faktor yang memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik serta untuk mendapatkan model multi-period logit dari data rekam medis pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik.

Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa *survival times* yang lebih tepat untuk digunakan dalam analisis survival dengan pendekatan *multi-period logit* adalah *survival times* berdasarkan lama rekam medis pasien DBD. Hal tersebut didapat dari membandingkan dua model, yaitu: model *cox PH* berdasarkan lama pasien DBD menjalani rawat inap dan lama pemeriksaan tim rekam medis. Dari hasil perbandingan, didapatkan nilai *R-Square*, *Likelihood rasio test*, dan *wald*

*test* dari model berdasarkan lama pemeriksaan tim rekam medis ( $T_B$ ) lebih baik daripada model yang berdasarkan lama pasien DBD menjalani rawat inap ( $T_A$ ) di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. selain itu, nilai AIC dari model berdasarkan  $T_B$  lebih kecil dibandingkan  $T_A$ . Selain itu, variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD adalah variabel trombosit. Model *multi-period logit* menjelaskan variabel hemoglobin memberikan pengaruh yang negatif terhadap laju perbaikan klinis sedangkan variabel hematokrit dan trombosit memberikan pengaruh yang positif terhadap laju perbaikan klinis pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. Hal ini berarti bahwa semakin tinggi presentase hematokrit dan jumlah trombosit maka peluang pasien DBD mengalami perbaikan klinis (sembuh) semakin besar. Ketika dilakukan pengujian model secara parsial dan simultan. Secara parsial variabel yang mempengaruhi terhadap model adalah variabel trombosit dengan melihat nilai dari *p-value* kurang dari 0,05 dan secara simultan semua variabel memberikan pengaruh terhadap model dengan melihat nilai dari rasio *likelihood* yang lebih besar dari nilai  $\chi^2_{0.05;4}$



## PRAKATA

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, taufik, dan karuniaNya sehingga tesis yang berjudul “Analisis Survival dengan Pendekatan *Multi-Period Logit* pada Laju Kesembuhan Pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik” dapat terselesaikan. TESIS ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat dalam menyelesaikan program Magister (S2) di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember. Sholawat dan salam semoga tercurahkan keharibaan beliau junjungan kami nabi Muhammad SAW yang telah menjadi pembawa rahmatan lil’alamin.

Penyusunan tesis ini tidak terlepas dari bantuan berbagai pihak, baik secara langsung maupun tidak langsung. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Sujito, Ph.D. dan Kusbudiono, selaku Dekan dan ketua Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember yang telah memberikan fasilitas-fasilitas dalam tahap perkuliahan;
2. Dr. Moh. Fatekurohman, S.Si, M.Si selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si, M.Si selaku Dosen Pembimbing Akademik sekaligus Dosen Pembimbing Anggota yang telah memberikan bimbingan dan bantuan untuk penyempurnaan tesis ini;
3. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D. selaku Dosen Penguji I dan Dian Anggraeni, S.Si, M.Si selaku Dosen Penguji II yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun untuk penyempurnaan tesis ini;
4. Seluruh dosen dan karyawan Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam yang telah memberikan ilmu serta membantu selama proses perkuliahan berlangsung;

5. Seluruh pihak Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik yang memberikan ijin menggunakan data pasien DBD.
6. Ayahanda Mustafa dan Ibunda Nafiah serta Adinda Khusnul Mu'asyaroh tercinta yang selalu memberi dukungan baik lahir maupun batin;
7. Titis Miranti, Luluk Handayani, Kurnia Ahadiyah, Dimas Bagus C.W., Agustina Muharomah, dan Ira Yudistira yang senantiasa memberi dukungan dalam proses menyelesaikan tugas akhir;
8. Keluarga Masjid Sunan Kalijaga yang selalu memberikan dukungan dalam hal apapun.

Penulis menyadari bahwa dalam menyusun tesis ini masih terdapat kekurangan baik isi maupun susunannya. Oleh karena itu, penulis mengharapkan saran dan kritik demi penyempurnaan tesis ini. Akhirnya penulis berharap semoga tesis ini dapat memberi manfaat dan sumbangan bagi pembaca.

Jember, Juni 2017

Miftahul Ulum

**DAFTAR ISI**

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b> .....	ii
<b>HALAMAN MOTTO</b> .....	iii
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	iv
<b>HALAMAN PEMBIMBINGAN</b> .....	v
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	vi
<b>RINGKASAN</b> .....	vii
<b>PRAKATA</b> .....	ix
<b>DAFTAR ISI</b> .....	xi
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xiii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiv
<b>BAB 1. PENDAHULUAN</b> .....	1
<b>1.1 Latar Belakang</b> .....	1
<b>1.2 Rumusan Masalah</b> .....	4
<b>1.3 Tujuan Penulisan</b> .....	4
<b>1.4 Batasan Masalah</b> .....	4
<b>BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA</b> .....	5
<b>2.1 Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD)</b> .....	5
<b>2.2 Analisis Survival</b> .....	6
<b>2.3 Konsep Dasar Analisis Survival</b> .....	8
2.3.1 Fungsi survival.....	8
2.3.2 Fungsi Hazard.....	9
2.3.3 Fungsi Hazard Kumulatif.....	12
<b>2.4 Data Tersensor</b> .....	13
2.4.1 Data Tersensor Kiri .....	14
2.4.2 Data Tersensor Kanan.....	15
2.4.3 Data Tersensor Interval .....	17
<b>2.5 Kurva survival Kaplan-Meier dan Uji Log-Rank</b> .....	18

2.5.1 Kurva survival <i>Kaplan-Meier</i> .....	18
2.5.2 Uji <i>Log-Rank</i> .....	19
<b>2.6 <i>Multi-period logit</i></b> .....	20
<b>2.7 Penaksiran Parameter</b> .....	22
<b>2.8 Pengujian Parameter</b> .....	24
<b>2.9 Uji Kesesuaian Model</b> .....	25
<b>BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN</b> .....	26
<b>3.1 Sumber Data</b> .....	26
<b>3.2 Identifikasi Variabel</b> .....	26
<b>3.3 Struktur Data Penelitian</b> .....	28
<b>3.4 Langkah-Langkah Penelitian</b> .....	28
<b>BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN</b> .....	31
<b>4.1 Perbandingan Model <i>Cox Propotional Hazard</i></b> .....	31
<b>4.2 Karakteristik Data Pasien DBD</b> .....	35
4.2.1 Karakteristik Data dengan kurva <i>Survival Kaplan-Meier</i> ....	35
4.2.2 Karakteristik Data dengan Statistika Deskriptif.....	38
<b>4.3 Model <i>Multi-Period Logit</i> Secara Univariat</b> .....	40
4.3.1 Variabel Hemoglobin .....	41
4.3.2 Variabel Hematokrit.....	42
4.3.3 Variabel Trombosit .....	42
<b>4.4 Model <i>Multi-Period Logit</i> Secara Multivariat</b> .....	43
<b>BAB 5. PENUTUP</b> .....	46
<b>5.1 Kesimpulan</b> .....	46
<b>5.2 Saran</b> .....	47
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	48
<b>LAMPIRAN</b> .....	51

**DAFTAR TABEL**

	Halaman
Tabel 2.1 Contoh data <i>survival time</i> .....	14
Tabel 2.2 Proses Perhitungan uji <i>log-rank</i> .....	20
Tabel 3.1 Variabel penelitian analisis survival .....	27
Tabel 3.2 Struktur data penelitian .....	28
Tabel 4.1 Perbandingan nilai <i>p-value</i> dua model <i>Cox PH</i> .....	32
Tabel 4.2 Frekuensi pasien DBD berdasarkan kelompok usia .....	32
Tabel 4.3 Perbandingan nilai <i>p-value</i> dengan adanya kelompok usia .....	33
Tabel 4.4 Perbandingan Model <i>Cox PH</i> Berdasarkan $T_A$ dan $T_B$ .....	34
Tabel 4.5 Probabilitas pasien DBD .....	37
Tabel 4.6 Karakteristik Data berdasarkan statistika deskriptif .....	39
Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model MPL pada Variabel Hemoglobin .....	41
Tabel 4.8 Estimasi Parameter Model MPL pada Variabel Hematokrit .....	42
Tabel 4.9 Estimasi Parameter Model MPL pada Variabel Trombosit .....	43
Tabel 4.10 Estimasi Parameter Model <i>Multi-Period Logit</i> .....	44
Tabel 4.11 Nilai komulatif <i>hazard</i> dan Peluang <i>Survival</i> .....	44

**DAFTAR GAMBAR**

	Halaman
Gambar 2.1 Penggambaran <i>survival time</i> .....	7
Gambar 2.2 Kurva fungsi survival secara teori (a) dan secara praktik (b) .....	9
Gambar 2.3 Kurva fungsi hazard.(a) Konstan (b) Naik (c) Turun (d) Naik kemudian turun.....	12
Gambar 2.4 Contoh deskripsi data tersensor kiri.....	15
Gambar 2.5 Data tersensor kanan .....	17
Gambar 2.6 Kurva survival <i>Kaplan-Meier</i> .....	19
Gambar 3.1 Langkah-langkah penelitian.....	30
Gambar 4.1 Diagram Lingkaran Pasien DBD.....	33
Gambar 4.2 Kurva Survival Kaplan-Meier Penderita DBD .....	36
Gambar 4.3 Kurva Survival Kaplan-Meier Penderita DBD sesuai jenis kelamin ....	37

## BAB 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Demam berdarah dengue (DBD) adalah penyakit infeksi yang disebabkan oleh salah satu dari 4 virus dengue yang berbeda dan ditularkan melalui nyamuk terutama *Aedes Aegypti* dan *Aedes Albopictus* yang ditemukan di daerah tropis dan subtropics diantaranya kepulauan di Indonesia hingga bagian utara Australia (Jatin, 2013). Penyakit DBD masih merupakan salah satu masalah kesehatan masyarakat yang utama di Indonesia. Jumlah penderita dan luas daerah penyebarannya semakin bertambah seiring dengan meningkatnya mobilitas dan kepadatan penduduk. Di Indonesia demam berdarah pertama kali ditemukan di kota Surabaya pada tahun 1968, dimana sebanyak 58 orang terinfeksi dan 24 orang diantaranya meninggal dunia (Angka Kematian (AK): 41,3 %). Dan sejak saat itu, penyakit ini menyebar luas ke seluruh Indonesia (Kementerian Kesehatan RI, 2014).

Masyarakat diminta untuk tetap waspada terhadap penyakit DBD mengingat setiap tahun kejadian penyakit DBD di Indonesia cenderung meningkat pada pertengahan musim penghujan sekitar Januari, dan cenderung turun pada Februari hingga ke penghujung tahun. Kementerian Kesehatan RI mencatat jumlah penderita DBD di Indonesia pada bulan Januari-Februari 2016 sebanyak 8.487 orang penderita DBD dengan jumlah kematian 108 orang. Golongan terbanyak yang mengalami DBD di Indonesia pada usia 5-14 tahun mencapai 43,44% dan usia 15-44 tahun mencapai 33,25% (Kementerian Kesehatan RI, 2016). Hal yang menarik pada bidang kesehatan adalah ketika dapat memprediksi keberlangsungan hidup seorang pasien yang terjangkit suatu penyakit dari awal pasien terjangkit sampai pasien sembuh atau meninggal. Penerapan metode statistika yang digunakan pada kasus tersebut adalah *Survival Analysis*.

*Survival Analysis* merupakan suatu metode yang berhubungan dengan waktu, mulai dari awal pengamatan sampai terjadinya kejadian khusus. *Survival Analysis* memerlukan data berupa waktu yang dibutuhkan pasien untuk *survive* dari setiap individu. Pada bidang kesehatan data ini diperoleh dari suatu

pengamatan terhadap sekelompok atau beberapa kelompok individu yang diamati waktu terjadinya kegagalan atau dikenal dengan istilah *failure time* dari setiap individu (Collet, 1994). Waktu yang dimaksud berupa skala waktu hari, bulan, tahun atau skala waktu individu yang mengalami suatu peristiwa. Jenis data pada analisis survival ada dua, data tersensor dan data tidak tersensor. Menurut Klein & Kleinbaum (2005) data tersensor adalah data waktu keberlangsungan hidup suatu individu yang tidak diketahui secara pasti. Sedangkan data tidak tersensor merupakan data waktu keberlangsungan hidup suatu individu yang mengalami kejadian ketika dilakukan penelitian. Dalam analisis survival terdapat dua fungsi yang dapat digunakan, yaitu fungsi survival dan fungsi hazard.

Dalam menganalisis hubungan antar variabel prediktor dengan variabel respon dapat menggunakan metode analisis regresi linier. Namun, dalam pengumpulan data yang dilakukan di rumah sakit tidak jarang memperoleh data tidak lengkap atau data tersensor. Dengan adanya bentuk data tersensor yang diperoleh dari pihak Rumah Sakit maka metode analisis regresi linier tidak dapat digunakan. Metode yang tepat untuk menganalisis kejadian klinis tersebut dengan bentuk data tersensor adalah metode analisis survival dengan model *cox proportional hazard*.

Menurut Ernawatiningsih (2013) melakukan penelitian dengan menggunakan metode analisis survival dengan model regresi *cox proportional hazard*. Penelitiannya membahas tentang laju kesembuhan pasien DBD di Rumah Sakit Haji Surabaya. Hasil penelitian tersebut diperoleh variabel yang secara signifikan berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD di rumah sakit Haji Surabaya pada tahun 2011 adalah variabel umur dan trombosit. Pada penelitian tersebut variabel data berupa kategorik dan rasio namun pengambilan data sebagai variabel hanya berdasarkan kondisi awal pasien dengan mengabaikan hasil rekam medis hari-hari selanjutnya. Padahal kondisi pasien dapat berubah-ubah setiap waktu berdasarkan efek dari penyakit yang diderita.

Untuk dapat memodelkan *failure* dengan kondisi pasien yang berubah-ubah setiap waktu dapat menggunakan *hazard model* (Shumway, 2001). *Hazard model* merupakan model yang terbentuk dari *hazard rate* dengan mengikut sertakan



variabel prediktor yang mempengaruhi laju *hazard* tersebut. Variabel dependen yang digunakan dalam model *hazard* adalah waktu yang dibutuhkan sampai terjadinya *event* atau *failure*. Untuk mendapatkan model *hazard* dapat dilakukan dengan berbagai pendekatan diantaranya; pendekatan logit, probit dan regresi cox. Shumway (2001) pernah melakukan pemodelan *hazard* dengan pendekatan logit pada data finansial untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan-perusahaan di Amerika Serikat. Penelitian tersebut memperoleh prediksi yang menyertakan pertimbangan variabel prediktor yang mempengaruhi kondisi masing-masing perusahaan disetiap waktunya. Karena variabel prediktor yang digunakan memiliki nilai yang berbeda setiap waktu hingga *event* terjadi, maka pendekatan *logit* yang digunakan disebut dengan *multi-period logit*.

Herdianto (2016) melakukan analisis survival dengan menggunakan *multi-period logit* dalam memodelkan *delisting* perusahaan sektor Manufaktur yang terdaftar di Bursa Efek Indonesia (BEI). Pada penelitiannya metode *multi-period logit* digunakan untuk memprediksi *delisting* pada perusahaan sebagai tanda dari kebangkrutan perusahaan manufaktur di BEI. Selain itu, Lestari (2016) melakukan analisis survival dengan Pendekatan *Multi-Period Logit* untuk mendapatkan laju perbaikan klinis pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo.

Pada bidang kesehatan, kesembuhan merupakan harapan dari semua pasien yang terjangkit penyakit. Pada kasus penyakit DBD terdapat beberapa faktor klinis pasien yang berubah-ubah setiap waktu sehingga dalam penelitian ini akan dilakukan analisis survival dengan pendekatan model *multi-period logit*. Pada data yang diperoleh dari rumah sakit didapatkan data lama pasien dirawat dan lama rekam medis memeriksa pasien berbeda. Oleh karena itu, sebelum melakukan analisis survival dengan pendekatan model *multi-period logit* terlebih dahulu dilakukan analisis survival pada hari pertama pasien dirawat dengan data merupakan data kontinu berdasarkan lama pasien dirawat dan lama rekam medis memeriksa pasien untuk mengetahui waktu yang paling berpengaruh pada pasien DBD.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang tersebut, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah:

- a. Bagaimana perbandingan model hazard pada hari pertama pasien dirawat berdasarkan lama pasien dirawat dan lama rekam medis memeriksa pasien penyakit DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik?
- b. Bagaimana karakteristik pasien penyakit DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik?
- c. Bagaimana pemodelan laju perbaikan klinis pada pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik dengan pendekatan *multi-period logit*?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan uraian dari rumusan masalah tersebut, maka tujuan yang akan dicapai dalam penelitian ini adalah sebagaimana berikut:

- a. Mendapatkan perbandingan model hazard pasien DBD dan mendapatkan waktu survival yang akan digunakan pada pendekatan *multi-period logit*.
- b. Mendeskripsikan karakteristik pasien penyakit DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik dengan menggunakan kurva survival dan statistika deskriptif.
- c. Mengetahui pemodelan laju perbaikan klinis pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik dengan pendekatan *multi-period logit*.

## 1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan pada penelitian ini adalah pasien yang diteliti merupakan pasien rawat inap penyakit DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik pada bulan September-Desember tahun 2016. Selain itu, faktor yang digunakan untuk mengetahui pengaruh terhadap pasien DBD diambil dari faktor-faktor klinis dengan data yang bersifat kontinu.

## BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD)

Penyakit DBD merupakan penyakit infeksi yang ditularkan melalui gigitan nyamuk. Penyakit ini banyak ditemukan di daerah tropis dan subtropis di seluruh dunia. Tingginya angka kesakitan penyakit ini sangat dipengaruhi oleh faktor perilaku, seperti masih kurangnya pengetahuan, sikap serta tindakan yang berkaitan dengan penyakit DBD (Walewangko *et al*, 2014). Kurane dalam Candra (2010) menyatakan bahwa masa inkubasi virus dengue dalam manusia (inkubasi intrinsik) berkisar antara 3 sampai 14 hari sebelum gejala muncul, gejala klinis rata-rata muncul pada hari keempat sampai hari ketujuh, sedangkan masa inkubasi ekstrinsik (di dalam tubuh nyamuk) berlangsung sekitar 8-10 hari.

Gejala klinis penyakit demam berdarah dengue yang muncul pada keadaan si pasien diantaranya yaitu: demam atau riwayat demam mendadak tinggi selama 2-7 hari, manifestasi perdarahan, pembesaran hati, tanda-tanda gangguan sirkulasi, peningkatan nilai hematokrit, trombositopenia dan leukopenia, serta terdapat tetangga sekitar menderita demam berdarah dengue (WHO, 2009). Masa kritis dari penyakit terjadi pada masa akhir masa fase demam. Pada saat ini terjadi penurunan suhu yang tiba-tiba yang sering disertai dengan gangguan sirkulasi yang bervariasi dalam berat ringannya. Pada kasus dengan gangguan sirkulasi ringan perubahan yang terjadi minimal dan sementara. Pada kasus dengan gangguan sirkulasi berat penderita dapat mengalami syok (Hadinegoro *et al*, 2004).

Selain diagnosa keadaan, perlu dilakukan pemeriksaan laboratorium dengan melihat jumlah trombosit, presentase kenaikan atau penurunan hematokrit, jumlah leukosit dan kadar hemoglobin pada pasien. Namun pada penelitian ini, jumlah leukosit tidak digunakan karena pengecekan rekam medis dilakukan diawal pasien masuk rumah sakit saja serta dalam penelitian sebelumnya tidak berpengaruh secara signifikan. Menurut Aditama (2011) bahwa peningkatan hematokrit lebih dari 10% dari data baseline saat pasien belum sakit atau sudah sembuh, adanya efusi plura, asites menunjukkan adanya kebocoran plasma karena peningkatan permeabilitas kapiler.

Menurut Hadinegoro dkk (2004), menyatakan penurunan jumlah trombosit menjadi  $<100.000/\mu\text{l}$  atau 1-2 trombosit/ lapangan pandangan besar (lpb) dengan rata-rata pemeriksaan dilakukan pada 10 lpb. Pada umumnya, trombositopenia terjadi sebelum ada peningkatan hematokrit dan terjadi sebelum suhu turun. Jumlah trombosit  $<100.000/\mu\text{l}$  biasanya ditemukan antara hari sakit ke-3 sampai ke-7. Pemeriksaan trombosit perlu diulang sampai terbukti bahwa jumlah trombosit dalam batas normal atau menurun. Pemeriksaan dilakukan pertama pada saat pasien diduga menderita DBD, bila normal maka diulang pada hari sakit ke-3 tetapi bila perlu diulang setiap hari sampai suhu menurun.

Selain itu, peningkatan nilai hematokrit menggambarkan hemokonsentrasi selalu dijumpai pada DBD merupakan indikator yang peka akan terjadinya perembesan plasma, sehingga perlu dilakukan pemeriksaan hematokrit secara berkala. Pada umumnya, penurunan trombosit mendahului peningkatan hematokrit. Hemokonsentrasi dengan peningkatan 20% hematokrit atau lebih mencerminkan peningkatan permeabilitas kapiler dan perembesan plasma. Perlu mendapat perhatian bahwa nilai hematokrit dipengaruhi oleh pergantian cairan atau pendarahan. Sedangkan untuk kadar hemoglobin menurut Rena dkk (2009) pada hari-hari pertama biasanya normal atau sedikit menurun. Tetapi kemudian kadarnya akan naik mengikuti peningkatan hemokonsentrasi dan merupakan kelainan hematologi paling awal yang ditemukan pada DBD.

## 2.2 Analisis Survival

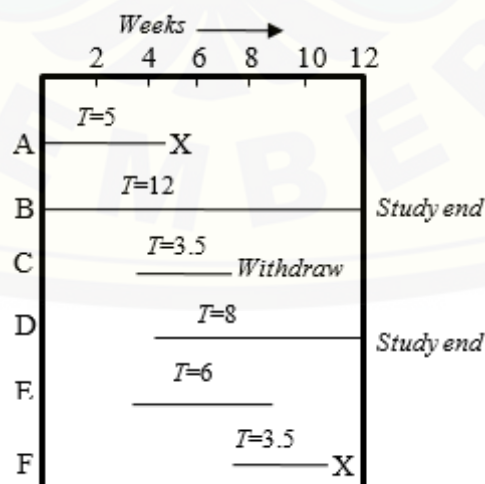
Analisis survival merupakan analisis yang mempelajari tentang waktu keberlangsungan hidup (*survival times*) dan faktor-faktor yang mempengaruhi *survival times*. Jenis penelitian yang dihasilkan dari analisis survival diantaranya uji klinis, penelitian observasi dan eksperimen pada hewan. Beberapa contoh dari waktu keberlangsungan hidup termasuk waktu dari lahir sampai mati, waktu dari uji klinis sampai mati atau berkembangnya penyakit (Moore, 2016). Uji waktu keberlangsungan hidup banyak diaplikasikan pada dunia kesehatan. Sebagai contoh: uji klinis pada pengidap penyakit kanker, demam berdarah dengue, pengidap penyakit hepatitis, pengidap penyakit tumor dan lain sebagainya.

*Survival analysis* bertujuan untuk memodelkan distribusi yang mendasari variabel waktu kegagalan (*failure time*) dan untuk menaksir ketergantungan variabel waktu kegagalan dengan variabel bebas (Thamrin, 2008). Dalam analisis survival, biasanya merujuk pada variabel waktu sebagai data waktu kelangsungan hidup. Hal tersebut memberikan waktu bagi individu yang telah bertahan lebih dari beberapa periode. Data waktu keberlangsungan hidup biasanya juga mengacu pada peristiwa (*event*) yang bersifat gagal, karena *event* yang menarik biasanya adalah kematian, peristiwa penyakit, atau beberapa pengalaman individu lainnya. Sebagaimana peristiwa kegagalan melakukan operasi elektif merupakan kasus peristiwa kegagalan yang positif (Kleinbaum & Klein, 2005).

Ada tiga faktor yang dibutuhkan dalam analisis survival diantaranya:

1. Waktu awal pencatatan (*Start point*) merupakan waktu awal yang dilakukan pencatatan untuk menganalisis suatu kejadian.
2. Waktu akhir pencatatan (*end point*) merupakan waktu pencatatan terakhir. Waktu ini berguna untuk mengetahui status data tersensor atau tidak tersensor seorang pasien agar dapat digunakan untuk analisis.
3. Skala pengukuran sebagai batas waktu kejadian dari awal sampai akhir kejadian. Skala diukur berdasarkan hari, minggu, atau tahun.

Adapun peristiwa (*event*) yang terjadi dalam analisis survival yang digambarkan sebagaimana Gambar 2.1 berikut,



Gambar 2.1 Penggambaran *survival time*

(Kleinbaum & Klein, 2012)

Gambar 2.1 menjelaskan pencatatan kejadian pada 6 individu dari awal pencatatan sampai akhir pencatatan. Skala pengukuran yang digunakan adalah setiap minggu dan setiap individu memiliki *failure time* yang berbeda-beda dalam pencatatan.

### 2.3 Konsep Dasar Analisis Survival

Pada analisis survival, variabel respon yang diperhatikan adalah waktu sampai terjadinya suatu peristiwa (*event*). Oleh karena itu, analisis survival seringkali disebut analisis waktu kejadian (*time to event*). Korosteleva (2009) menjelaskan sebuah  $T$  yang menggambarkan variabel acak yang merepresentasikan waktu survival dari sebuah subyek. Diberikan  $f(t)$  dengan  $t \geq 0$ , dinotasikan sebuah fungsi kepadatan peluang dari  $T$  dan diberikan  $F(t) = P(T < t) = \int_0^t f(x) dx$  dengan  $t \geq 0$  merupakan fungsi distribusi kumulatif dari  $T$ . Distribusi dari  $T$  disebut distribusi waktu survival (*survival time distribution*). Untuk mengestimasi dan menentukan model dari analisis survival mengikuti beberapa fungsi diantaranya fungsi survival, fungsi hazard, dan fungsi hazard kumulatif.

#### 2.3.1 Fungsi survival

Fungsi survival merupakan probabilitas suatu individu yang masih dapat bertahan hidup sampai dengan waktu  $t$  ( $t > 0$ ). Jika  $T$  merupakan variabel random *nonnegative* yang menggambarkan *survival time* dan  $t$  menyatakan beberapa nilai tertentu yang diperhatikan untuk variabel  $T$  maka fungsi distribusi kumulatif  $F(t)$  untuk distribusi kontinu dengan fungsi densitas peluang  $f(t)$ , yaitu :

$$F(t) = P(T \leq t)$$

$$F(t) = \int_0^t f(x) dx \quad (2.1)$$

Sehingga didapatkan fungsi survival yang didefinisikan

$$S(t) = P(T \geq t)$$

$$= 1 - P(T \leq t)$$

$$= 1 - F(t) \quad (2.2)$$

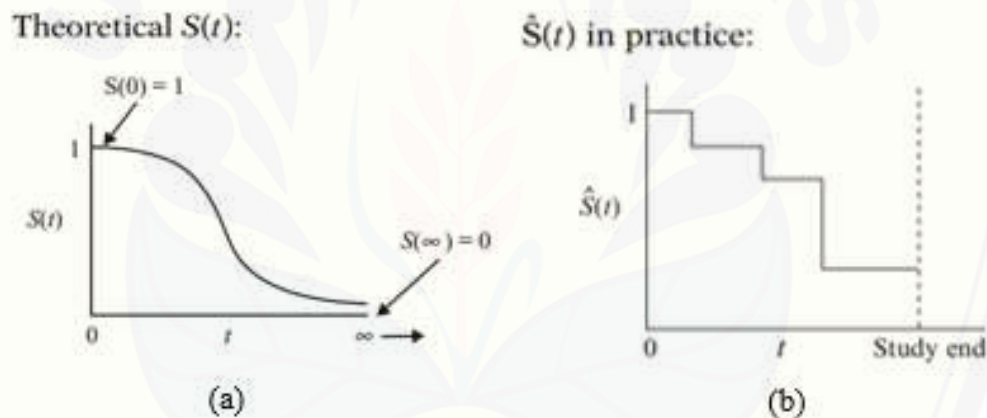
Adapun hubungan fungsi densitas peluang dengan fungsi analisis survival adalah

$$f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[ \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t))}{\Delta t} \right] = F'(t) = -S'(t) \quad (2.3)$$

Fungsi survival  $S(t)$  merupakan fungsi monoton turun yang mempunyai sifat sebagaimana berikut,

- (i)  $S(0) = 1$ , menunjukkan peluang suatu individu bertahan hidup lebih lama di waktu nol sebesar 1.
- (ii)  $S(\infty) = 0$ , menunjukkan peluang suatu individu bertahan hidup pada waktu yang tak terhingga adalah 0 (Lawless, 1982).

Pada kenyataannya, ketika digunakan data riil diperoleh grafik survival yang merupakan fungsi tangga. Berikut penggambaran kurva survival secara teoritis dan praktiknya.



Gambar 2.2 Kurva fungsi survival secara teori (a) dan secara praktik (b)  
(Kleinbaum & Klein, 2005)

### 2.3.2 Fungsi Hazard

Menurut Korosteleva (2009) fungsi hazard merupakan model yang dapat menginterpretasikan taksiran kematian, ketika peluang sebuah individu mengalami kematian dengan waktu interval yang sangat kecil dari  $t$  sampai  $t + \Delta t$ , diasumsikan individu dapat bertahan hidup sampai waktu  $t$  dengan  $t \geq 0$ , yaitu :

$$P(T < t + \Delta t | T > t) = \frac{P(t < T < t + \Delta t)}{P(T > t)} = \frac{f(t)\Delta t}{S(t)} = h(t) \Delta t \quad (2.4)$$

Sehingga menurut Lawless (2008) secara matematis fungsi hazard dapat dinyatakan,

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

Jika  $T$  adalah suatu variabel random kontinu dan misalkan  $f(t)$  merupakan fungsi densitas peluang pada waktu  $t$  maka dari persamaan  $h(t)$  diperoleh

$$\begin{aligned} h(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[ \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t) | T \geq t)}{\Delta t} \right] \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[ \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t)) \cap (T \geq t)}{P(T \geq t) \cdot \Delta t} \right] \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[ \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t))}{P(T \geq t) \cdot \Delta t} \right] \\ &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[ \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t))}{(1 - F(t)) \cdot \Delta t} \right] \\ &= \frac{1}{S(t)} \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[ \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t))}{\Delta t} \right] \\ &= \frac{f(t)}{S(t)} \end{aligned} \quad (2.6)$$

dari persamaan 2.3 dan 2.6 diperoleh  $h(t)$

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ &= -\frac{S'(t)}{S(t)} \\ &= -S'(t) \frac{\partial \ln S(t)}{\partial S(t)} \\ &= -\frac{\partial S(t)}{\partial t} \frac{\partial \ln S(t)}{\partial S(t)} \\ &= -\frac{\partial \ln S(t)}{\partial t} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Berdasarkan persamaan 2.7 maka diperoleh,

$$\begin{aligned} \int_0^t h(x) dx &= -\int_0^t \frac{d \ln S(x)}{dx} dx \\ -\int_0^t h(x) dx &= \int_0^t \frac{d}{dx} \ln S(x) dx \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
 -\int_0^t h(x) dx &= \ln S(x) \Big|_0^t \\
 -\int_0^t h(x) dx &= \ln S(t) - \ln S(0)
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

Karena  $S(0) = 1$  sehingga diperoleh

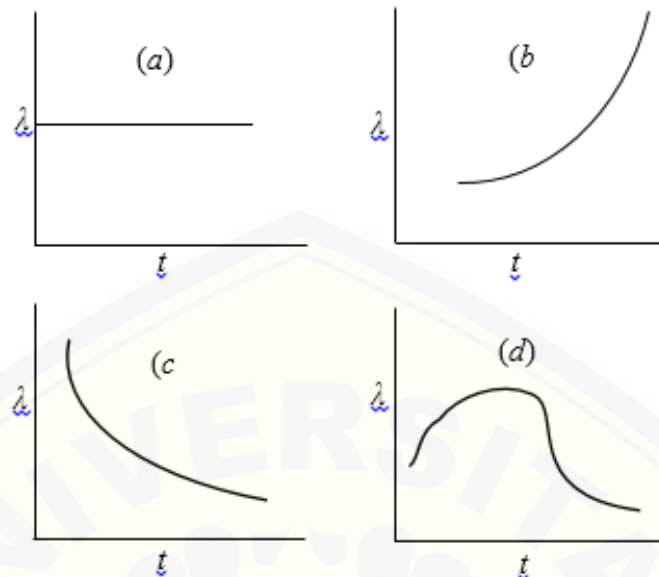
$$\begin{aligned}
 -\int_0^t h(x) dx &= \ln S(t) \\
 S(t) &= \exp \left[ \int_0^t h(x) dx \right]
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

Maka diperoleh hubungan antara  $S(t)$ ,  $h(t)$ , dan  $f(t)$  adalah,

- a.  $f(t) = -S'(t)$
- b.  $h(t) = \frac{f(t)}{S(t)}$
- c.  $S(t) = \exp \left[ \int_0^t h(x) dx \right]$

Dengan demikian, jika fungsi hazard  $h(t)$  dari suatu distribusi diketahui maka  $f(t)$ ,  $F(t)$ , dan  $S(t)$  dapat dicari.

Seperti fungsi survival, fungsi hazard dapat diplot sebagai kurva fungsi hazard terhadap nilai  $t$ . namun, tidak sama seperti fungsi survival, kurva  $h(t)$  tidak harus dimulai dari 1 dan bergerak kebawah menuju 0 tetapi kurva  $h(t)$  dimulai dari nilai berapapun dan bergerak ke atas atau kebawah terhadap waktu  $t$ . Fungsi hazard memiliki karakteristik tertentu yaitu (i) selalu bernilai *non negative* ( $h(t) \geq 0$ ) dan (ii) tidak memiliki batas atas. Adapun contoh kurva hazard adalah sebagaimana Gambar 2.3 berikut.



Gambar 2.3 Kurva fungsi hazard.(a) Konstan (b) Naik (c) Turun (d) Naik kemudian turun  
(Kleinbaum & Klein, 2012)

Gambar 2.3 menggambarkan fungsi hazard beberapa *event* terhadap waktu, yaitu :

- a. Kurva hazard konstan, dalam kehidupan nyata untuk kasus hazard bernilai konstan jarang ditemui
- b. Kurva hazard naik, pada awal terdeteksi, nilai hazard masih rendah dan semakin lama akan semakin tinggi tingkat kematian suatu individu. contohnya kematian sesaat para penderita penyakit kanker.
- c. Kurva hazard turun, awal terdeteksi, nilai hazard tinggi dan semakin lama akan semakin turun dan stabil tingkat kematian suatu individu. Contohnya tingkat kematian sesaat pada populasi bayi baru lahir.
- d. Kurva hazard naik dan turun, misalnya tingkat kematian pada individu setelah berhasil meakukan operasi. Pada resiko awalnya dapat terjadi infeksi atau komplikasi lain, kemudian setelah prosedur operasi berjalan resikonya berkurang seiring dengan kesembuhan pasien.

### 2.3.3 Fungsi Hazard Kumulatif

Menurut Moree (2016) menjelaskan fungsi hazard kumulatif didefinisikan sebagai area dibawah fungsi hazard untuk waktu  $t$ . hal ini dapat diartikan bahwa

fungsi komulatif hazard adalah jumlah taksiran fungsi hazard yang didapatkan dari sebuah penelitian tertentu. Adapun persamaan dari fungsi hazard komulatif yaitu,

$$H(t) = \int_0^t h(x) dx \quad (2.10)$$

Sebagai contoh, misalkan terdapat distribusi waktu survival yang mengikuti distribusi eksponensial dengan kepadatan peluang,

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}, t \geq 0, \lambda > 0 \quad (2.11)$$

Maka distribusi fungsi komulatif dari  $f(t)$  adalah  $F(t) = 1 - e^{-\lambda t}$  dengan  $t \geq 0$ . Oleh karena itu, fungsi survival yang didapatkan adalah  $S(t) = 1 - F(t) = e^{-\lambda t}$  dengan  $t \geq 0$ . Berdasarkan definisi maka fungsi hazard adalah  $h(t) = \frac{F(t)}{S(t)} = \lambda$  dan fungsi komulatif hazard adalah  $H(t) = \int_0^t h(x) dx = \lambda t$  untuk semua  $t \geq 0$ .

#### 2.4 Data Tersensor

Dalam penelitian survival, data waktu hidup (*survival time / life time*) dapat berbentuk data lengkap, data tersensor dan mungkin juga data terpancung. Masalah data tersensor merupakan suatu hal yang membedakan antara uji ketahanan hidup dengan analisis statistika yang lain. Menurut Lawless (1982) data tersensor adalah data yang diperoleh sebelum semua data teramati waktu hidupnya, sedangkan waktu pengamatan berakhir atau oleh sebab lain. Menurut Kleinbaum & Klein (2005) data tersensor pada umumnya terjadi karena tiga alasan yaitu, seseorang tidak mengalami *event* sebelum akhir studi, seseorang mangkir selama masa studi, dan seseorang mengundurkan diri dari studi karena kematian atau karena beberapa alasan. Data tersensor terdiri dari tersensor kiri, tersensor kanan dan tersensor interval. Dalam menangani data tersensor pada analisis survival terdapat indikator yang menunjukkan apakah data *survival time* mengalami *failure* atau tersensor. Indikator dilambangkan dengan  $\delta$ , jika  $\delta = 0$  menunjukkan data tersensor dan  $\delta = 1$  menunjukkan gagal (*failure*). Berikut contoh dari data *survival time* yang ditunjukkan oleh Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Contoh data *survival time*

<i>Person</i>	<i>Survival time</i>	<i>Failed (1); censored (0)</i>
A	5	1
B	12	0
C	3.5	0
D	8	0
E	6	0
F	3.5	1

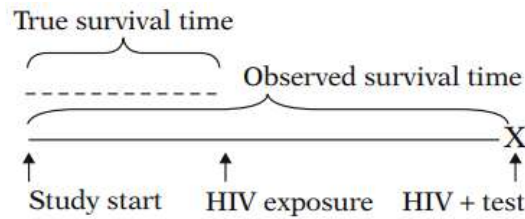
Tabel 2.1 menunjukkan bahwa terdapat data *survival time* pada enam individu dengan data individu A dan F ada pada *event* (tak tersensor) serta individu B, C, D, dan E tersensor.

#### 2.4.1 Data Tersensor Kiri

Data tersensor kiri terjadi apabila kenyataan waktu survival dari individu telah terjadi sebelum selesainya observasi dari waktu survival (Klein & Kleinbaum, 2005). Hal ini dapat diartikan bahwa *event* yang ingin diperhatikan pada individu ternyata sudah terjadi saat individu tersebut masuk dalam studi. Jadi, hanya diketahui bahwa waktu terjadinya *event* kurang dari suatu nilai tertentu. Sebagai contoh, sebuah studi dilakukan untuk menentukan distribusi dari waktu saat usia berapa tahun untuk pertama kalinya anak laki-laki disuatu sekolah tinggi mulai menggunakan marijuana. Studi dilakukan selama 24 bulan. Pertanyaan yang diajukan adalah “Kapan pertama kali anda menggunakan marijuana?” jika terdapat anak laki-laki yang menjawab “saya sudah menggunakannya tetapi tidak ingat kapan pertama kali saya pakai”. Pertanyaan ini menunjukkan bahwa *event* telah terjadi sebelum usia anak laki-laki tersebut saat interview tetapi usia tepatnya ia menggunakan marijuana untuk pertama kalinya tidak diketahui (Chen, 2007). Berdasarkan contoh tersebut maka dapat diperjelas sebagaimana berikut,

- a. Waktu asal (*time origin*) : saat individu baru lahir
- b. Skala waktu pengukuran : usia individu dalam tahun
- c. *Event* yang diamati : pertama kali menggunakan marijuana
- d. Waktu akhir (*end of study*) : setelah 24 bulan periode pengamatan
- e. Waktu penyensoran kiri : usia individu saat di *interview*

Gambaran data tersensor kiri diilustrasikan pada Gambar 2.4,



Gambar 2.4 Contoh deskripsi data tersensor kiri

(Kleinbaum & Klein, 2005)

Pada gambar 2.4 menjelaskan bahwa seorang peneliti melakukan observasi pada pasien HIV dengan selang tertentu. Pada awal observasi, pasien belum dinyatakan terjangkit HIV. Namun, saat dilakukan pengecekan kembali pasien sudah terjangkit HIV dan peneliti tidak tahu secara tepat pasien terjangkit HIV.

#### 2.4.2 Data Tersensor Kanan

Data tersensor kanan adalah jenis data tersensor yang paling umum pada analisis survival. Sebuah data waktu survival dari  $T$  dikatakan tersensor kanan jika  $T$  diketahui untuk mengetahui nilai yang telah diobservasi. Terdapat banyak percobaan-percobaan untuk memperoleh data tersensor kanan. Pada beberapa situasi, pembentukan sensor kanan lebih mudah dikarenakan subyek individu masih hidup ketika observasi berakhir (Li & Ma, 2013). Adapun penyebab adanya data tersensor kanan yaitu:

- a. Individu belum mengalami *event* setelah studi berakhir
- b. Individu keluar dari studi pada saat periode studi sedang berjalan
- c. Individu meninggal tetapi bukan karena alasan yang berhubungan dengan *event* atau sebab kematiannya karena *event* yang diperhatikan.

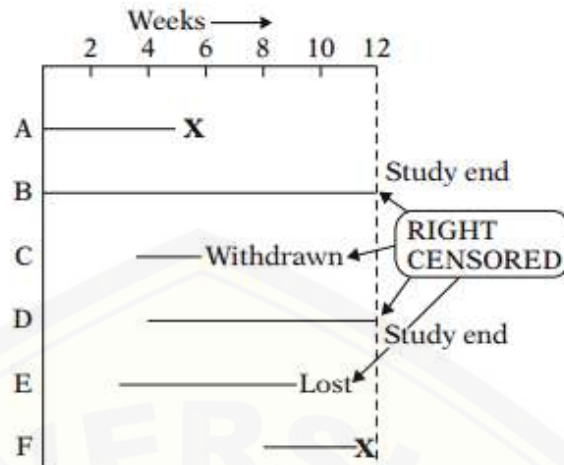
Menurut Li & Ma (2013) klasifikasi pola data tersensor kanan mengikuti tiga kategori, yaitu:

1. Sensor tipe I: Banyak penelitian hanya memiliki dana yang terbatas, dan peneliti tidak bisa menunggu sampai semua subyek menghasilkan *event* yang diperhatikan. Dengan demikian dapat disetujui untuk melakukan pengamatan atau observasi pada jangka waktu yang tetap, misalnya, 9 bulan atau 5 tahun. Waktu kelangsungan hidup (*survival time*) untuk subyek mengembangkan hasil

dari perhatian selama masa studi adalah pengamatan tak tersensor yang tepat. Waktu survival pada subyek yang masih hidup pada akhir penelitian tidak diketahui persis tetapi dicatat dalam data ditetapkan sebagai panjang masa studi. Data tersensor tipe I, waktu tersensor selalu sama dengan total panjang waktu penelitian dan dengan demikian membuat perhitungan tindak lanjut seperti estimasi parameter cukup sederhana.

2. Sensor tipe II: biasanya penelitian yang dilakukan di laboratorium dengan subyek bukan manusia, misalnya tikus. Perhatian *event* adalah hasil yang fatal. Hasil studi sampai proporsi tetap atau jumlah dari subyek yang telah mati, misalnya, 45% dari sampel atau 120 subyek. Dalam hal ini, waktu sensor selalu sama dengan waktu kelangsungan hidup tanpa sensor terbesar. Karena jumlah yang tepat dari peristiwa dapat dicapai, kekuatan uji hipotesis tindak lanjut dapat segera puas pada tingkat ditentukan.
3. Sensor tipe III: dalam beberapa studi klinis dan epidemiologi, periode studi tindak lanjut adalah tetap. Sebagai contoh pada kalender tahun 2006-2012, pasien dapat direkrut ke dalam studi pada waktu yang berbeda selama masa studi. Beberapa mungkin mengembangkan hasil dari perhatian sebelum titik akhir studi dan dengan demikian memberikan *survival time* yang tepat. Beberapa mungkin *withdraw* selama masa studi dan hilang untuk menindaklanjuti sesudahnya. Waktu kelangsungan hidup mereka setidaknya masuk ke kontak terakhir. Dan lain-lain mungkin tidak pernah mengembangkan hasil dari perhatian pada akhir penelitian, sehingga masa kelangsungan hidup mereka setidaknya masuk ke akhir penelitian. Tindak lanjut pengamatan yang tidak lengkap tersebut disensor tipe III. Waktu sensor tipe III tidak identik pada semua subjek disensor dan berperilaku seperti variabel acak.

Data *survival time* yang mengalami sensor kanan diilustrasikan sebagaimana pada Gambar 2.5 berikut,



Gambar 2.5 Data tersensor kanan

(Kleinbaum & Klein, 2005)

Pada Gambar 2.5 terdapat 6 pasien atau individu yang diamati yaitu A, B, C, D, E, dan F. Tanda X menunjukkan bahwa individu mengalami *event*. Setiap individu pada Gambar 2.5 awal observasi berbeda-beda namun pada individu A dan F mengalami kejadian (*event*) atau bisa dikatakan waktu survival diketahui secara pasti, sedangkan pada individu B, C, D, dan E waktu survival tidak diketahui secara pasti atau tersensor.

#### 2.4.3 Data Tersensor Interval

Dalam pengamatan medis secara terus menerus terhadap subyek atau pasien dengan skala waktu jam, hari, minggu, bulan maupun tahun dan *event* harus diamati antara dua pemeriksaan dengan titik waktu yang berdekatan. Ketika dua titik akhir yang berdekatan dibandingkan dengan keseluruhan periode tindak lanjut maka dua titik yang berdekatan ini diperlakukan sebagai interval pengamatan yang tepat. Menurut Chen (2007) kasus dari waktu kegagalan (*failure time*) data tersensor interval ada dua yaitu, kasus I dan kasus II. Kasus I terjadi jika masing-masing subjek penelitian diamati hanya sekali dan waktu kegagalan diketahui lebih kecil atau lebih besar dari waktu pengamatan. Sedangkan kasus II terjadi jika waktu kegagalan sudah terjadi dalam interval waktu yang acak.

## 2.5 Kurva survival *Kaplan-Meier* dan Uji *Log-Rank*

### 2.5.1 Kurva survival *Kaplan-Meier*

Dalam mengestimasi fungsi survival dapat menggunakan metode Kaplan-Meier Estimator. Menurut Korosteleva (2009) metode Kaplan-Meier Estimator merupakan metode estimator nonparametric yang tidak memiliki asumsi dalam mengestimasi fungsi survival. Misalkan  $k$  merupakan *survival time* yang diamati dengan  $t_1 < t_2 < \dots < t_k$  maka persamaan dari *Kaplan-Meier* estimator adalah,

$$\hat{S} = \prod_{i=t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{n_i}\right), t \geq 0 \quad (2.12)$$

Keterangan:

$\hat{S}$  = *Kaplan-Meier* estimator

$t$  = *Survival time*

$d_i$  = Jumlah individu yang gagal pada waktu  $t_i$

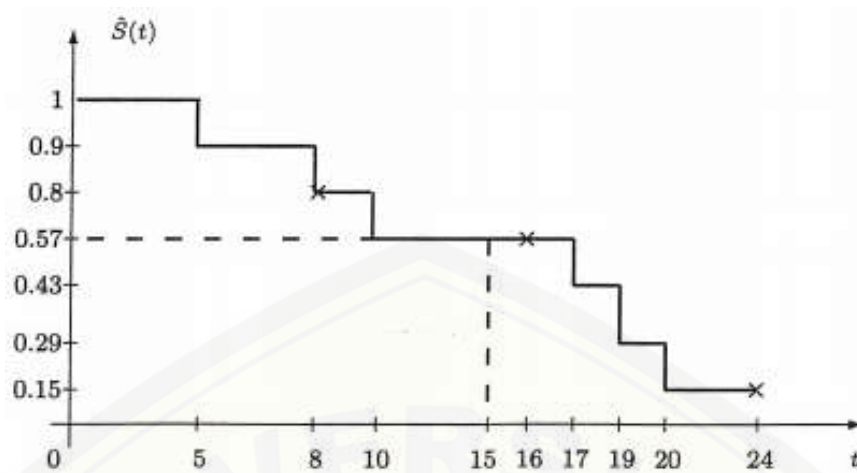
$n_i$  = Jumlah individu yang beresiko gagal pada waktu  $t_i$

Selain itu Collect (1994) mengatakan bahwa metode *Kaplan-Meier* untuk menaksir fungsi survival dan fungsi hazard. Taksiran fungsi survival sebagaimana yang telah disebutkan pada Persamaan 2.12. Sedangkan untuk taksiran fungsi hazard Hanni & Wuryandari (2013) memaparkan bahwa dalam menaksir fungsi hazard dari waktu survival menggunakan rasio jumlah *failure* terhadap jumlah individu yang berada dalam resiko *failure*. Apabila  $d_j$  merupakan jumlah individu *failure* pada  $t_j$ , waktu survival ke- $j$  dan  $n_j$  adalah individu yang beresiko *failure* pada waktu  $t_j$ , maka estimasi fungsi hazard adalah,

$$\hat{h}(t) = \frac{d_j}{n_j - \tau_j} \quad (2.13)$$

Kurva survival *Kaplan-Meier* merupakan plot *Kaplan-Meier estimator* dari fungsi survival terhadap waktu  $t$ . Kurva ini menunjukkan sebuah langkah fungsi pengurangan waktu dari kematian. Waktu tersensor biasanya ditandai dengan lambang *cross* (x) pada kurva. Jika kejadian meninggal/mati dan waktu tersensor terjadi pada waktu yang sama maka tanda *cross* untuk observasi tersensor diletakkan dibawah dari langkah. Berikut contoh dari kurva survival *Kaplan-Meier* sebagaimana terlihat pada Gambar 2.6.





Gambar 2.6 Kurva survival *Kaplan-Meier*

(Korosteleva, 2009).

Gambar 2.6 menjelaskan bahwa semakin lama waktu yang digunakan untuk melakukan pengobatan maka peluangnya semakin kecil untuk bertahan hidup. Lambang *cross* (x) menunjukkan individu yang tersensor.

### 2.5.2 Uji *Log-Rank*

Uji *Log-Rank* digunakan untuk membandingkan dua perlakuan pada dua kelompok yang diobservasi dengan tujuan untuk mengetahui ketahanan hidup dalam suatu kelompok. Langkah pertama membentuk hipotesis statistika yang tepat seperti yang dilakukan Korosteleva (2009),

$$H_0: S_1(t) = S_2(t) \text{ untuk semua } t$$

$$H_1: S_1(t) \neq S_2(t) \text{ untuk beberapa } t$$

Pada umumnya pengujian pada data dengan observasi tersensor adalah dengan menggunakan uji *log-rank*. Langkah selanjutnya dalam uji *Log-Rank* Menurut Armitage *et.al* (2002) adalah menyusun waktu tahan hidup, baik data tersensor maupun tidak tersensor. Berikut cara menyusun waktu tahan hidup sebagaimana dipaparkan oleh Korosteleva (2009) dengan  $d_{1i}$  dan  $d_{2i}$  adalah jumlah individu yang meninggal pada waktu  $t_i$  di kelompok 1 dan 2 dengan artian  $d_i = d_{1i} + d_{2i}$  merupakan jumlah keseluruhan individu yang meninggal pada waktu  $t_i$ . Sedangkan  $n_{1i}$  dan  $n_{2i}$  adalah jumlah individu yang beresiko pada waktu  $t_i$  di

kelompok 1 dan 2 dengan artian  $n_i = n_{1i} + n_{2i}$  merupakan jumlah keseluruhan individu yang beresiko pada waktu  $t$  yang dapat dilihat pada Tabel 2.2.

Tabel 2.2 Proses Perhitungan uji *log-rank*

Kelompok	Status individu		Total
	<i>Failure</i>	<i>Survive</i>	
1	$d_{1i}$	$n_{1i} - d_{1i}$	$n_{1i}$
2	$d_{2i}$	$n_{2i} - d_{2i}$	$n_{2i}$
Total	$d_i$	$n_i - d_i$	$n_i$

Hipotesis nol ekuivalen dengan variabel bebas pada kelompok dan status sehingga didapatkan ekspektasi dan varian sebagaimana berikut,

$$E(d_{1i}) = \frac{n_{1i}d_i}{n_i} \text{ dan } \text{Var}(d_{1i}) = \frac{n_{1i}n_{2i}(n_i-d_i)}{n_i^2(n_i-1)} \tag{2.14}$$

Secara umum untuk semua  $i = 1, \dots, k$  dapat dituliskan,

$$U = \sum_{i=1}^k (d_{1i} - E(d_{1i})) \tag{2.15}$$

dengan

$$E(U) = 0 \text{ dan } \text{Var}(U) = \frac{n_{1i}n_{2i}(n_i-d_i)d_i}{n_i^2(n_i-1)} \tag{2.16}$$

sehingga standar penilaian dari uji statistik *log-rank* adalah

$$z = \frac{U}{\sqrt{\text{Var}(U)}} \tag{2.17}$$

dengan  $z^2$  merupakan aproksimasi distribusi *chi-square* dengan satu derajat bebas.

### 2.6 Multi-period logit

Model *multi-period logit* didefinisikan sebagai model logit yang diestimasi dengan data yang memiliki waktu *survival* pada pengamatan objek yang bersifat independen. Pada model logit terdapat variabel  $y$  yang menyatakan *failure event* dan sukses. Model logit tersebut memerlukan asumsi binomial yang merupakan dasar dari analisis survival (Efron, 1987). Selain itu, Shumway (2001) berpendapat bahwa model *multi-period logit* ekuivalen dengan model *hazard* menggunakan waktu diskrit dengan fungsi:

$$h(t_i, x_i; \theta) = P(T \leq t | y_i = 1) \tag{2.18}$$

dengan  $y = \{1; \text{mengalami event, atau } 0; \text{lainnya}\}$  sehingga model *multi-period logit* dapat diinterpretasikan sebagai model *hazard*.

Apabila diketahui nilai variabel dari variabel prediktor ( $x$ ) maka peluang variabel respon ( $y$ ) dalam model logit dapat dituliskan  $h(x) = P(y=1|x)$  dan  $1 - h(x)$

$=P(y=0|x)$ . Pada model hazard  $h(x)$  adalah model *hazard rate* yang merupakan peluang *event (failure)* pada setiap  $t$ . Model logit dengan variabel penjelas sebanyak  $k$  memiliki bentuk matematis,

$$\begin{aligned} g(x) &= \text{logit}[h(x)] = \log\left(\frac{h(x)}{1-h(x)}\right) \\ &= \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k \\ &= \sum_{k=0}^K \theta_k x_k \end{aligned} \quad (2.19)$$

Jika persamaan (2.19) diubah menjadi bentuk eksponensial maka akan diperoleh bentuk,

$$h(x) = \frac{e^{\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k}}{1 + e^{\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k}} \quad (2.20)$$

Pada model *multi-period logit*, nilai  $y$  dan  $x$  pada setiap pengamatan berubah setiap waktu sehingga nilai variabel prediktor dan variabel respon memiliki nilai yang berbeda setiap waktu sampai terjadinya *event (failure)*. Peluang variabel prediktor dalam model multi-period logit dapat dituliskan sebagai  $h(t,x) = P(y=1|x_t)$  dan  $1-h(t,x) = P(y=0|x_t)$ . Pada penjelasan sebelumnya nilai  $1-h(t,x)$  merupakan nilai dari fungsi survival  $S(t,x)$ . Persamaan logistik dengan satu variabel prediktor dengan nilai berbeda setiap  $t$  memiliki bentuk matematis yaitu,

$$\begin{aligned} g(t, x) &= \log\left(\frac{h(t,x;\theta)}{1-h(t,x;\theta)}\right) \\ &= \log\left(\frac{h(t,x;\theta)}{S(t,x;\theta)}\right) \end{aligned} \quad (2.21)$$

Misalkan terdapat  $n$  pengamatan yang saling bebas dengan  $y_i$  merupakan variabel respon dari pengamatan ke- $i$ , dengan  $i=1, 2, \dots, n$ , peluang data tidak tersensor sebesar  $h(t_i, x_i)$  dan peluang data tersensor sebesar  $1 - h(t_i, x_i)$ , maka fungsi densitas dari  $y_i$  adalah,

$$f(y_i) = [h(t_i, x_i; \theta)]^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \theta)]^{1-y_i} \quad (2.22)$$

Untuk pengamatan yang bersifat independen maka didapatkan fungsi *likelihood* adalah,

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n [h(t_i, x_i; \theta)]^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \theta)]^{1-y_i} \quad (2.23)$$

Fungsi survival  $S(t_i, x_i)$  memiliki batasan waktu kurang dari  $t_i$  dalam *hazard rate*  $h(t_i, x_i)$ . Cox & Oakes (1984) menunjukkan bahwa fungsi survival waktu diskrit,

$$S(t_i, x_i) = \prod_{j < t_i} [1 - h(j, x_i; \theta)] \quad (2.24)$$

Jika dilihat dari persamaan (2.24) nilai fungsi survival  $S(t_i, x_i)$  merupakan fungsi dari pengamatan sebelum *event* terjadi atau  $P(y=0|x_i)$  berdasarkan persamaan (2.26), maka didapatkan fungsi likelihood dari model *multi-period logit* menjadi

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \theta)^{y_i} S(t_i, x_i; \theta) \quad (2.25)$$

Fungsi pada persamaan 2.25 merupakan fungsi likelihood yang ekuivalen dengan fungsi likelihood yang dihasilkan model *hazard* yang telah dikenalkan oleh Cox & Oakes pada tahun 1984 sehingga model yang dihasilkan dari metode *multi-period logit* ekuivalen untuk digunakan sebagai fungsi *hazard*.

## 2.7 Penaksiran Parameter

Penaksiran parameter pada regresi logistik pada umumnya menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Menurut Hosmer & Lemeshow (2000) untuk memaksimumkan fungsi likelihood yang ada pada persamaan (2.25) akan lebih mudah diselesaikan dalam bentuk  $\ln L(\theta)$  yang dapat dituliskan dalam bentuk persamaan berikut,

$$\begin{aligned} \ln L(\theta) &= \ln\left[\prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \theta)^{y_i} S(t_i, x_i; \theta)\right] \\ &= \ln\left[\prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \theta)^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - h(j, x_i; \theta)]\right] \\ &= \ln\left[\prod_{i=1}^n [h(t_i, x_i; \theta)^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \theta)]^{1-y_i}]\right] \\ &= \sum_{i=1}^n [y_i \ln(h(t_i, x_i; \theta)) + (1 - y_i) \ln(1 - h(t_i, x_i; \theta))] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ y_i \ln\left(\frac{h(t_i, x_i; \theta)}{1 - h(t_i, x_i; \theta)}\right) + \ln(1 - h(t_i, x_i; \theta)) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ y_i \sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik} + \ln\left(1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}\right)^{-1} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[ y_i \sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik} - \ln\left(1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}\right) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K \theta_k y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \ln\left(1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}\right) \end{aligned} \quad (2.26)$$

Nilai  $L(\theta)$  akan maksimum apabila dilakukan penurunan fungsi terhadap  $\theta$  dan hasil turunan sama dengan 0. Turunan dari fungsi  $L(\theta)$  adalah:

$$\begin{aligned}\frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_k} &= \frac{\partial \left( \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K \theta_k y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \ln \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}} \right) \right)}{\partial \theta_k} \\ \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_k} &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K x_{ik} \left( \frac{e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}}{1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}} \right) \\ 0 &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K x_{ik} h(t_i, x_i; \theta)\end{aligned}\quad (2.27)$$

Persamaan 2.27 tidak selalu mendapatkan hasil yang eksplisit dalam  $\theta$  sehingga taksiran  $\theta$  dicari dengan menggunakan metode numerik. Salah satu metode numerik yang digunakan untuk menaksir  $\theta$  adalah dengan metode *Newton-Raphson*. Metode *Newton-Raphson* merupakan salah satu metode untuk menyelesaikan persamaan non linier (Agresti, 2002). Oleh karena itu, diperlukan turunan kedua dari fungsi likelihood. Matriks *Hessian* merupakan matriks yang memiliki elemen turunan kedua dari fungsi *likelihood* yang dilambangkan dengan **H**:

$$\begin{aligned}\mathbf{H} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_1^2} & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_1 \partial \theta_2} & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_1 \partial \theta_3} & \cdots & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_1 \partial \theta_k} \\ \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_1 \partial \theta_2} & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_2^2} & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_2 \partial \theta_3} & \cdots & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_2 \partial \theta_k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_k \partial \theta_1} & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_k \partial \theta_2} & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_k \partial \theta_3} & \cdots & \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_k^2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n x_{i1}^2 h_i(1-h_i) & \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} h_i(1-h_i) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{ik} h_i(1-h_i) \\ \sum_{i=1}^n x_{i2} x_{i1} h_i(1-h_i) & \sum_{i=1}^n x_{i2}^2 h_i(1-h_i) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{i2} x_{ik} h_i(1-h_i) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{ik} x_{i1} h_i(1-h_i) & \sum_{i=1}^n x_{ik} x_{i2} h_i(1-h_i) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 h_i(1-h_i) \end{bmatrix}\end{aligned}\quad (2.28)$$

Dari persamaan 2.28 dapat dilakukan prosedur *Newton-Raphson* untuk mencari taksiran  $\theta$  sehingga dicapai nilai yang konvergen sebagaimana berikut,

$$\hat{\theta}^{(t+1)} = \hat{\theta}^{(t)} - \left( \mathbf{H}(\hat{\theta}^t) \right)^{-1} \mathbf{g}^t, \quad t = 1, 2, \dots, k+1 \quad (2.29)$$

Dengan  $\mathbf{g}^t = \left( \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_0}, \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_1}, \dots, \frac{\partial L(\theta)}{\partial \theta_k} \right)$  dan **H** merupakan matrik Hessian

dengan  $h_{ju} = \frac{\partial^2 L(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_u}$ , dan  $j, u = 1, 2, \dots, k$ .

Langkah-langkah iterasi *Newton-Raphson* adalah :

1. Menentukan nilai awal estimasi parameter  $\hat{\theta}^{(0)}$ .

2. Membentuk vektor gradient  $g$  dan matrik Hessian  $\mathbf{H}$ .
3. Memasukkan nilai  $\hat{\theta}^{(0)}$  pada elemen  $g$  dan  $\mathbf{H}$  sehingga memperoleh  $g(\hat{\theta}^{(0)})$  dan  $\mathbf{H}(\hat{\theta}^{(0)})$ .
4. Iterasi dimulai dari  $t = 0$  menggunakan persamaan 2.29 dan nilai dari  $\hat{\theta}^{(t)}$  merupakan sekumpulan penaksir yang konvergen pada iterasi ke- $t$ .
5. Apabila belum diperoleh estimasi parameter yang konvergen maka langkah (3) diulang kembali sampai nilai  $\|\hat{\theta}^{(t+1)} - \hat{\theta}^{(t)}\| \leq \varepsilon$ , dengan  $\varepsilon$  merupakan nilai yang sangat kecil. Hasil etimasi parameter terletak pada iterasi terakhir yang dilambangkan dengan  $\hat{\theta}^{(t+1)}$ .

## 2.8 Pengujian Parameter

Sebuah model dikatakan signifikan jika model sudah diuji secara serentak dan parsial. Adapun penjelasan pengujian parameter secara serentak dan parsial adalah sebagaimana dipaparkan oleh Hosmer & Lomeshow (2000):

### a. Pengujian secara serentak/simultan

Pengujian secara serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood. Adapun hipotesisnya adalah,

$$H_0 : \theta_1 = \theta_2 = \dots = \theta_k = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \theta_k \neq 0 \quad , k=1,2,\dots,k$$

Statistik uji :

$$\begin{aligned} \chi^2_{hitung} &= -2 \left( \frac{\text{likelihood tanpa variabel prediktor}}{\text{likelihood dengan variabel prediktor}} \right) \\ &= -2 \left[ \frac{\left( \frac{\sum_i y_i}{n} \right)^{\sum_i y_i} \left( \frac{\sum_i (1-y_i)}{n} \right)^{\sum_i (1-y_i)}}{\prod_{i=1}^n \hat{h}_i^{y_i} (1-\hat{h}_i)^{1-y_i}} \right] \end{aligned} \quad (2.30)$$

Keputusan tolak  $H_0$  jika nilai  $\chi^2_{hitung}$  lebih besar dari  $\chi^2_{\alpha}$  atau  $p$ -value kurang dari  $\alpha$ .

### b. Pengujian secara parsial

Pengujian secara parsial atau individu dilakukan dengan menggunakan uji wald dengan hipotesis sebagaimana berikut,

$$H_0 : \theta_k = 0$$

$$H_1 : \theta_k \neq 0 \quad , k=1,2,\dots,k$$

Statistik uji :

$$W_k = \left[ \frac{\hat{\theta}_k}{SE(\hat{\theta}_k)} \right]^2 \quad (2.31)$$

Pengambilan keputusan akan tolak  $H_0$  jika nilai dari  $W_k$  lebih besar dari nilai  $\chi^2_\alpha$  atau dengan melihat nilai  $p$ -value kurang dari  $\alpha$ .

## 2.9 Uji Kesesuaian Model

Uji kebaikan atau *goodness of fit* dari model digunakan untuk mendapatkan model terbaik yang menggambarkan hubungan antar variabel respon dengan variabel prediktor. Untuk mendapatkan model terbaik dapat melihat berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Tirta (2009) menyatakan bahwa kriteria informasi akaike (AIC) menghitung perimbangan antara besarnya likelihood dengan banyaknya variabel dalam model. Besarnya nilai AIC didapatkan berdasarkan rumus:

$$AIC = -2l(\hat{\theta}) + 2q \quad (2.32)$$

dengan  $l(\hat{\theta})$  merupakan nilai *likelihood* dari model dan  $q$  adalah jumlah parameter  $\theta$  pada setiap model. Secara umum, semakin kecil nilai AIC model yang dipakai semakin cocok. Model yang dianggap terbaik adalah model yang memiliki nilai AIC minimum.



**ANALISIS SURVIVAL DENGAN PENDEKATAN *MULTI-PERIOD LOGIT* PADA LAJU KESEMBUHAN PASIEN  
DBD DI RUMAH SAKIT PERKEBUNAN  
JEMBER KLINIK**

**TESIS**

Oleh :

**Miftahul Ulum  
NIM 151820101016**

**PROGRAM STUDI PASCA SARJANA MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS JEMBER  
2017**



### BAB 3. METODELOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan data pasien yang terjangkit penyakit DBD atau juga disebut dengan *Dengue Hemorrhagic Fever* (DHF) sebanyak 100 pasien yang digunakan sebagai subjek observasi. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mendapatkan variabel yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien penyakit DBD.

#### 3.1 Sumber Data

Data penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah data pasien DBD yang pernah menjalani perawatan di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik pada bulan September-Desember 2016 sebanyak 100 pasien. Data pasien DBD diperoleh dari rekam medis Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik.

#### 3.2 Identifikasi Variabel

Variabel yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari variabel respon dan variabel prediktor (penjelas) yang diuraikan sebagaimana berikut ;

##### 1. Variabel Respon

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah waktu survival. Waktu survival merupakan waktu yang diperlukan pasien untuk bertahan hidup dari waktu awal pasien DBD masuk di Rumah Sakit (*Start point*) sampai pasien dinyatakan sembuh atau meninggal dan diijinkan keluar dari Rumah Sakit (*End point/Failure time*). Waktu survival yang merupakan variabel respon dalam penelitian ini dilambangkan dengan huruf  $T$  dengan satuan waktunya dalam hari.

##### 2. Variabel Prediktor

Variabel prediktor yang digunakan pada penelitian ini berupa data faktor-faktor yang diprediksi mempengaruhi ketahanan hidup penderita penyakit DBD yang diuraikan sebagaimana berikut :

## a. Usia

Variabel usia merupakan usia pasien DBD ketika awal masuk Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik untuk mendapatkan perawatan. Variabel usia dilambangkan dengan  $X_1$ .

## b. Hemoglobin

Variabel hemoglobin merupakan kadar hemoglobin ketika awal pasien DBD masuk dan mendapat perawatan di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. Variabel usia dilambangkan dengan  $X_2$ .

## c. Hematokrit

Variabel hematokrit merupakan presentase hematokrit saat awal pasien DBD masuk dan mendapat perawatan di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. Variabel usia dilambangkan dengan  $X_3$ .

## d. Trombosit

Variabel trombosit merupakan jumlah trombosit saat awal pasien DBD masuk dan mendapat perawatan di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. Variabel trombosit dilambangkan dengan  $X_4$ . Berikut detail dari variabel yang digunakan pada penelitian ini sebagaimana Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel penelitian analisis survival

Variabel	Keterangan	Tipe
$T$	Lama (waktu <i>survival</i> ) pasien DBD yang dirawat di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik, yaitu mulai dirawat sampai dinyatakan sembuh.	Kontinue
$X_1$	Usia pasien DBD ketika masuk Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik	Kontinue
$X_2$	Jumlah hemoglobin pasien DBD ketika pertama kali masuk di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik	Kontinue
$X_3$	Presentase hematokrit pasien DBD ketika pertama kali masuk di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik	Kontinue
$X_4$	Jumlah trombosit pasien DBD ketika pertama kali masuk di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik	Kontinue

### 3.3 Struktur Data Penelitian

Struktur penelitian data ini adalah sebagaimana yang ditampilkan pada Tabel 3.2,

Tabel 3.2 Struktur data penelitian

Pasien	$T$	$y$	$X_1$	$X_2$	...	$X_4$
1	1	$y_{11}$	$X_{111}$	$X_{211}$	...	$X_{411}$
	2	$y_{12}$	$X_{112}$	$X_{212}$	...	$X_{412}$
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	$\vdots$
	$T_1$	$y_{11}$	$X_{11T_1}$	$X_{21T_1}$	...	$X_{41T_1}$
2	1	$y_{11}$	$X_{121}$	$X_{221}$	...	$X_{421}$
	2	$y_{11}$	$X_{122}$	$X_{222}$	...	$X_{422}$
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	$\vdots$
	$T_2$	$y_{11}$	$X_{12T_2}$	$X_{22T_2}$	...	$X_{42T_2}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
N	1	$y_{11}$	$X_{1n1}$	$X_{2n1}$	...	$X_{4n1}$
	2	$y_{11}$	$X_{1n2}$	$X_{2n2}$	...	$X_{4n2}$
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	...	$\vdots$
	$T_n$	$y_{11}$	$X_{1nT_n}$	$X_{2nT_n}$	...	$X_{4nT_n}$

Tabel 3.2 menunjukkan bahwa data tersebut merupakan data panel. Data panel merupakan data gabungan dari data *cross section* dan data *times series*. Elemen data pada Tabel 3.2 menunjukkan bahwa  $T$  merupakan waktu *survival*,  $y_{11}$  merupakan nilai  $y$  (status pasien) dari pasien pertama pada saat  $t = 1$ , sedangkan  $X_{12T_2}$  merupakan nilai dari variabel  $X_1$  dari pasien kedua pada saat  $t = T_2$ . Variabel  $y$  menunjukkan status pasien. Pada penelitian *survival*, variabel  $y$  atau status merupakan variabel yang terikat dengan waktu *survival* sehingga keberadaannya sangat dibutuhkan tetapi tidak termasuk dalam variabel respon maupun prediktor.

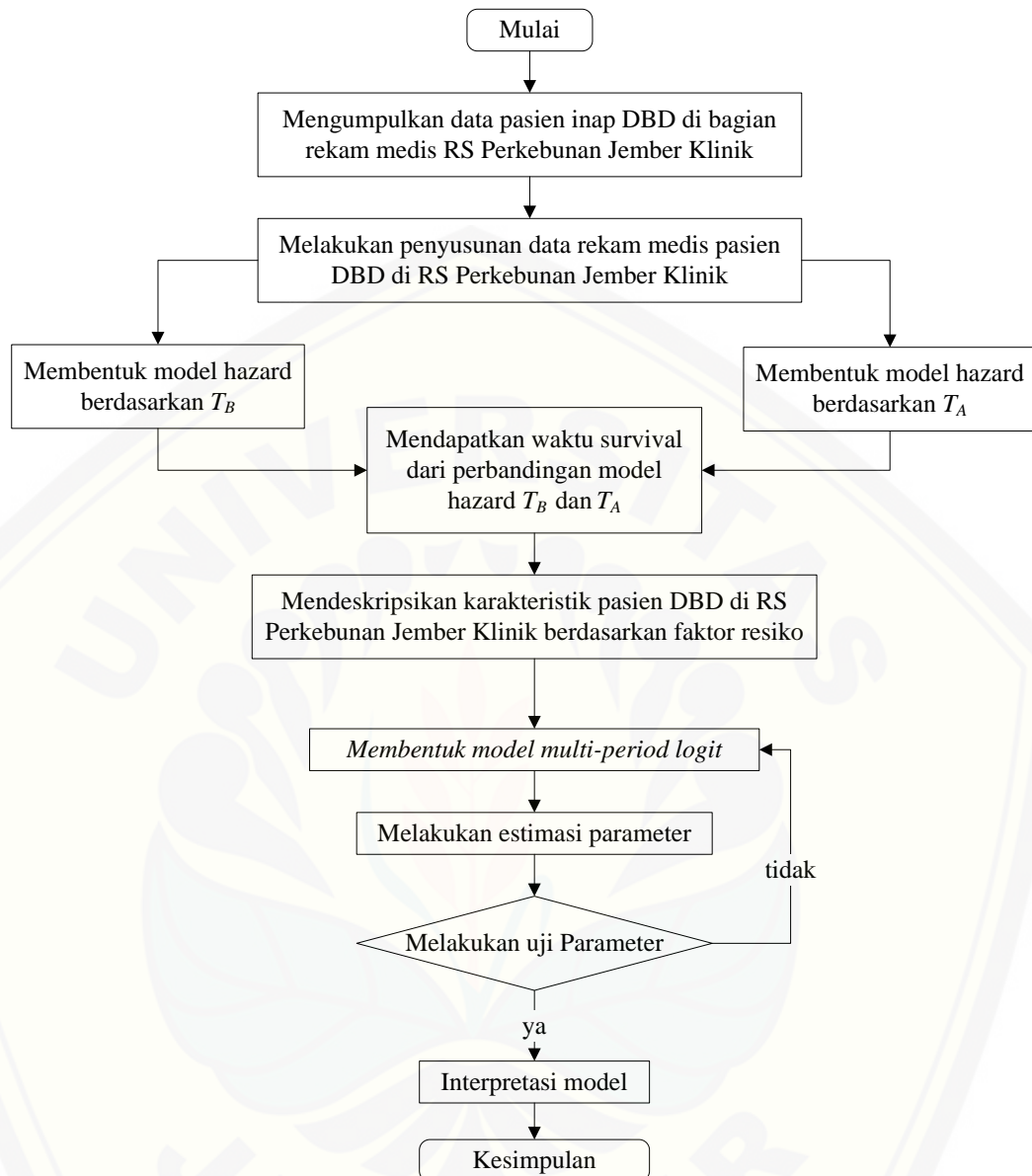
### 3.4 Langkah-Langkah Penelitian

Pada penelitian ini, analisis data panel dalam penelitian analisis *survival* laju kesembuhan pasien demam berdarah *dengue* di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik dengan pendekatan model *multi-period logit* adalah sebagai berikut:

1. Mengumpulkan data rekam medis pasien rawat inap penyakit DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik.

2. Merekap data pasien DBD dari Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik disusun kedalam 3 bentuk data, yaitu: data dengan  $T_A$  didefinisikan sebagai awal masuk sampai keluar rumah sakit, data dengan  $T_B$  didefinisikan sebagai awal masuk sampai akhir diagnosis rekam medis, dan data panel yang dapat dilihat ada Lampiran A.
3. Melakukan analisis survival *Cox Propotional Hazard (Cox PH)* pada data  $T_A$  dan data  $T_B$ . Kemudian melakukan perbandingan model Cox PH dari kedua waktu sehingga dengan mendapatkan model yang lebih baik. Waktu survival pada Model yang lebih baik digunakan untuk melakukan mengetahui karakteristik pasien DBD dan analisis survival dengan pendekatan *multi-period logit*.
4. Mendeskripsikan karakteristik pasien rawat inap DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik berdasarkan faktor resiko penyebab penyakit DBD yang diderita dengan menggunakan kurva *Kaplan-Meier* dan statistik deskriptif.
5. Melakukan analisis survival dengan pendekatan *multi-period logit* pada data panel berdasarkan waktu yang dihasilkan dari model Cox PH yang lebih baik.
6. Melakukan estimasi parameter pada model *multi-period logit* dengan memaksimumkan fungsi *likelihood*. Untuk mempermudah memaksimumkan fungsi *likelihood* diubah kedalam bentuk logaritma natural kemudian dilakukan turunan pertama dari fungsi *likelihood*. Kemudian untuk mendapatkan hasil yang eksplisit dari  $\theta$  dapat menggunakan metode numerik. Metode numerik yang digunakan untuk menaksir  $\theta$  adalah dengan menggunakan metode *Newton-Raphson*.
7. Melakukan pengujian parameter dari model *multi-period logit* secara simultan (serentak) dan parsial berdasarkan hipotesis pada bab 2.
8. Melakukan evaluasi model *multi-period logit* dengan melihat nilai AIC yang paling kecil.
9. Menyimpulkan hasil analisis.

Berdasarkan langkah-langkah penelitian tersebut maka dapat digambarkan diagram alur penelitian yang disajikan pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1 Langkah-langkah penelitian

## BAB 5. PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagaimana berikut:

- Waktu survival yang digunakan dalam penelitian *Multi-Period Logit* merupakan lama waktu rekam medis. Hal ini didapatkan dari hasil perbandingan model *Cox PH* yang menyatakan bahwa model *Cox PH* berdasarkan lama waktu rekam medis lebih baik daripada model *Cox PH* berdasarkan lama waktu menjalani rawat inap pasien DBD. Hal ini ditunjukkan dengan nilai dari R-square, Likelihood rasio test, Wald *Tes*, *Chi-square*, dan AIC dari model *Cox PH* berdasarkan lama waktu rekam medis lebih baik.
- Karakteristik pasien BDB dengan melihat kurva *Kaplan-Meier* menunjukkan bahwa semakin besar waktu survival ( $T$ ) maka peluang survival ( $S(t)$ ) semakin menurun. Hal ini menunjukkan bahwa pasien yang tidak mengalami perbaikan klinis hingga waktu ke- $T$  semakin kecil. Selain itu, didapatkan rata-rata waktu survival pasien DBD selama 4 hari dan waktu survival pasien paling lama 9 hari.
- Model *Multi-Period Logit* yang didapatkan dari tiga variabel yang berubah-ubah setiap waktunya adalah

$$\hat{h}(t_i, X) = \frac{\exp(-2,539 - 1,858 x_{2it} + 0,0486 x_{3it} + 0,1661 \cdot 10^{-4} x_{4it})}{1 + \exp(-2,539 - 1,858 x_{2it} + 0,0486 x_{3it} + 0,1661 \cdot 10^{-4} x_{4it})}$$

Model tersebut menjelaskan variabel hemoglobin memberikan pengaruh yang negatif terhadap laju perbaikan klinis sedangkan variabel hematokrit dan trombosit memberikan pengaruh yang positif terhadap laju perbaikan klinis pasien DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. Hal ini berarti bahwa semakin tinggi presentase hematokrit dan jumlah trombosit maka peluang pasien DBD mengalami perbaikan klinis semakin besar atau bisa dikatakan peluang pasien keluar rumah sakit semakin besar. Sedangkan pada kadar hemoglobin, semakin tinggi kadar hemoglobin maka berlaku sebaliknya. Ketika dilakukan pengujian model secara parsial dan simultan. Secara parsial variabel yang

mempengaruhi terhadap model adalah variabel trombosit dengan melihat nilai dari *p-value* kurang dari 0,05 dan secara simultan semua variabel memberikan pengaruh terhadap model dengan melihat nilai dari rasio *likelihood* yang lebih besar dari nilai  $\chi^2_{0.05;4}$ .

## 5.2 Saran

Berdasarkan penelitian ini, disarankan kepada pihak Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik dalam menangani pasien DBD sebaiknya terfokus pada variabel trombosit. Selain itu untuk peneliti selanjutnya, dapat mengembangkan analisis *survival* dengan pendekatan *Multi-Period Logit* dalam bidang lain misalnya pada bidang ekonomi seperti perbankan, asuransi, *finance*, dan sebagainya dengan variabel prediktor lebih kompleks. Selain itu, dalam kasus *time dependent* dapat menggunakan metode regresi cox PH dengan *time dependent*, *extended cox PH* serta *Multi-Period Logit* dengan pendekatan bayesian.

**DAFTAR PUSTAKA**

- Aditama, T. Y. 2011. *Modul Pengendalian Demam Berdarah Dengue*. Jakarta: Kementrian Kesehatan RI.
- Agresti, A. 2002. *Categorical Data Analysis*. 2<sup>nd</sup> ed. New York: John Wiley and Sons.
- Ahmed, F. E., P. W. Vos, dan D. Holbert. 2007. Modeling Survival in Colon Cancer: A Methodological Review. *Molecular Cancer*. 6(12):1-12.
- Armitage, P., G. Berry, dan J. N. S. Matthews. 2002. *Statistical Methods in Medical Research*. 4<sup>th</sup> ed. Inggris: Blackwell Science.
- Candra, A. 2010. Demam Berdarah Dengue: Epidemiologi, Patogenesis, dan Faktor Risiko Penularan. *Aspirator*. 2: 110 –119.
- Chen, M. H. 2007. *Statistical Analysis of Multivariate Interval-Censored Failure Time Data*. Colombia: University of Missouri.
- Collet, D. 1994. *Modelling Survival Data in Medical Research*. London: Chapman and Hall.
- Cox, D. R. 1972. Regression Model and Life Table. *Journal of the Royal Statistical Society series B*. 34: 187-202.
- Cox, D. R. dan D. Oakes. 1984. *Analysis of Survival Data*. New York: Chapman & Hall.
- Depkes RI. 2009. Profil Kesehatan Indonesia. Jakarta: Depertemen Republik Indonesia
- Efron, B. 1987. Logistic Regression, Survival Analysis, and the Kaplan-Meier Curve. *Technical Report*.115:1-36.
- Ernawatiningsih, N. P. L. 2013. Analisis Survival dengan Model Regresi Cox Lognormal dan Weibull. *Tesis*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- Hanni, T dan T. Wuryandari. 2013. Model Regesi Cox Proporsional Hazard pada Data Ketahanan Hidup. *Media Statistika*. 6(1): 11-20.
- Hardianto, M. R., W. S. Winahju, dan D. D. Prastyo. 2016. Analisis Survival untuk Memodelkan Delisting Perusahaan Sektor Manufaktur yang Terdaftar di BEI



Menggunakan Multiperiod Logit. *Skripsi*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.

- Hosmer, D. dan S. Lemeshow. 2000. *Applied Logistic Regression*. 2<sup>nd</sup> ed. New Jersey: John Wiley and Sons.
- Jatin, M. V. 2013. Media Plus. <http://www.nlm.nih.gov/medlineplus/ency/article/001374.html>. [Diakses pada 26 Februari 2017]
- Kementerian Kesehatan RI. 2014. Demam Berdarah Dengue. *Buletin Jendela Epidemiologi* (2). Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.
- Kementerian Kesehatan RI. 2016. Wilayah KLB DBD ada di 11 Provinsi. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI. <http://www.depkes.go.id/article/print/16030700001/wilayah-klb-dbd-ada-di-11-provinsi.html>. [Diakses pada 26 Februari 2017]
- Klienbaum, D. G. dan M. Klien. 2005. *Survival Analysis: a Self-Learning Text*. 2<sup>nd</sup> ed. USA: Springer Sciences + Business Media Inc.
- Klienbaum, D G. dan M. Klien. 2012. *Survival Analysis: a Self-Learning Text*. 3<sup>rd</sup> ed. USA: Springer Sciences + Business Media Inc.
- Korosteleva, O. 2009. *Clinical Statistics: Introducing Clinical Trials, Survival Analysis, and Longitudinal Data Analysis*. USA: Jones and Barlett series.
- Kusriastuti, R. 2011. Modul Pengendalian Demam Berdarah Dengue. Jakarta : Kementerian Kesehatan RI. <http://iwanprasetyono.blogspot.co.id/2015/04/hemoglobin-hb-hematokrit-ht-trombosit.html> [diakses tanggal 3 Mei 2017]
- Hadinegoro, S. R. H. 2004. *Tata Laksana Demam Dengue di Indonesia*. Jakarta: Kementerian Kesehatan RI.
- Lawless, J.K. 1982. *Statistics Model and Methods for Lifetime Data*. New York: John Willey and Sons.
- Lestari, H. N. 2016. Analisis Survival Laju Perbaikan Klinis Pasien Penyakit Jantung Koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya dengan Pendekatan Multiple Period Logit. *Skripsi*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- Li, J. dan S. Ma. 2013. *Survival Analysis in Medicine and Genetics*. Boca Raton: Taylor and Francis Group.
- Moore, D. F. 2016. *Applied Survival Analysis Using R*. USA: Departement of Biostatistics.

- Rena, N. M. R. A., S. Utama, dan T. P. Merati. 2009. Kelainan Hematologi Pada Demam Berdarah Dengue. *Journal of Internal Medicine*. 10: 218-225.
- Shumway, T. 2001. Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*. 74: 101-124.
- Tirta, I. M. 2009. *Analisis Regresi Dengan R*. Jember : Universitas Jember.
- Thamrin, S. A. 2008. Penggunaan Model Resiko Proportional Cox dengan Pendekatan Bayesian Semiparametrik Menggunakan Prior Gamma. *Paradigma*. 12(1): 29-38.
- Walewangko, G., D. N. Rombot, dan N. H. Kapantow. 2014. Faktor-Faktor yang Berhubungan dengan Tindakan Pencegahan Demam Berdarah *Dengue* (DBD) di Desa Wineru Kecamatan Likupang Timur Kabupaten Minahasa Utara. Manado: Universitas Sam Ratulangi. <http://fkm.unsrat.ac.id/wp-content/uploads/2015/02/Jurnal-Grace-Walewangko-2-1.pdf> [Diakses pada 26 Februari 2017]
- WHO. 2009. *Pelayanan Kesehatan Anak di Rumah Sakit Pedoman Bagi Rumah Sakit Rujukan Tingkat Pertama di Kabupaten/Kota*. Jakarta: Gedung Bina Mulia 1.

**LAMPIRAN**

**Lampiran 1. Data Penelitian**

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 1	1	0	4	11.8	176,000	36.4
	2	0	4	12.2	118,000	37.8
	3	0	4	11.8	124,000	36
	4	0	4	10.8	144,000	33.0
	5	0	4	11.3	120,000	34.9
	6	0	4	10.4	137,000	31.5
	7	1	4	11.2	142,000	33.8
Pasien 2	1	0	1	11.8	69,000	37.7
	2	0	1	11.2	48,000	35.2
	3	0	1	10.4	42,000	33.5
	4	0	1	10.6	81,000	33.4
	5	1	1	11.0	196,000	35.7
Pasien 3	1	0	17	12.6	151,000	40.3
	2	0	17	11.5	97,000	37.2
	3	0	17	11.8	100,000	36.7
	4	0	17	11.1	142,000	34.6
	5	1	17	11.0	221,000	35.5
Pasien 4	1	0	9	16.2	62,000	48.0
	2	0	9	17.2	35,000	53.9
	3	0	9	13.9	30,000	43.6
	4	1	9	13.4	58,000	42.3
Pasien 5	1	0	5	11.9	209,000	37.1
	2	0	5	12.7	112,000	40.1
	3	0	5	11.9	148,000	37.3
	4	1	5	13.2	197,000	36.6
Pasien 6	1	0	53	14.6	138,000	46.4
	2	0	53	15.6	127,000	46.1
	3	0	53	15.9	81,000	48.0
	4	0	53	15.9	42,000	49.4
	5	0	53	15.4	41,000	45.7
	6	0	53	15.3	99,000	48.5
	7	0	53	15.7	130,000	47
	8	1	53	14.7	176,000	46.9

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 7	1	0	6	12.2	108,000	36.9
	2	0	6	11.7	106,000	37.7
	3	0	6	12.6	95,000	38.8
	4	1	6	12.4	107,000	39.9
Pasien 8	1	0	18	13.0	163,000	39.1
	2	0	18	12.4	46,000	38.4
	3	0	18	13.6	24,000	42.9
	4	0	18	14.8	5000	47.1
	5	0	18	13.4	9000	44
	6	0	18	13.3	5000	41.6
	7	0	18	13.7	12,000	43.2
	8	0	18	13.2	57,000	40.4
	9	1	18	13.8	128,000	45.9
Pasien 9	1	0	1	11.9	49,000	36.4
	2	0	1	11.2	23,000	35.8
	3	0	1	11.2	22,000	35.8
	4	0	1	11.1	27,000	33.3
	5	0	1	9.9	33,000	31.9
	6	1	1	11.4	87,000	34.5
Pasien 10	1	0	4	13	42,000	38.4
	2	0	4	12.6	44,000	37
	3	0	4	11.5	70,000	34.4
	4	1	4	11.3	135,000	34.6
Pasien 11	1	0	4	12.9	134,000	37.8
	2	0	4	12.4	99,000	38.1
	3	1	4	13.0	122,000	39.8
Pasien 12	1	0	24	14.7	142,000	45.1
	2	0	24	14.5	135,000	43.7
	3	0	24	14.2	153,000	42.6
	4	0	24	15	141,000	45
	5	0	24	14.1	132,000	41.3
	6	0	24	14.7	163,000	43.1
	7	1	24	13.9	200,000	40.5
Pasien 13	1	0	10	12.8	148,000	37.7
	2	0	10	11.5	87,000	35.4
	3	0	10	11.5	72,000	11.4
	4	0	10	11.4	51,000	35.5
	5	0	10	11.4	98,000	35.7
	6	1	10	11.9	98,000	35.7

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 14	1	0	4	10.9	223,000	33.3
	2	0	4	12.3	178,000	36.9
	3	0	4	11.3	132,000	34.1
	4	0	4	11.6	157,000	35.5
	5	1	4	11.6	157,000	35.5
Pasien 15	1	0	16	13.7	63,000	42.5
	2	0	16	13.8	67,000	42.7
	3	0	16	13	104,000	41.6
	4	1	16	12.4	90,000	40.7
Pasien 16	1	0	1	10.5	125,000	31.4
	2	0	1	10.3	122,000	32.5
	3	1	1	10.3	162,000	33
Pasien 17	1	0	47	12.7	135,000	37.4
	2	0	47	12.1	69,000	36.4
	3	0	47	12.8	32,000	39.2
	4	0	47	13	36,000	40.8
	5	0	47	13.0	19,000	40
	6	0	47	13.0	62,000	41.8
	7	0	47	13.1	61,000	40.5
	8	0	47	12.7	79,000	39.4
Pasien 18	1	0	29	13.9	124,000	42.5
	2	0	29	13.1	124,000	39
	3	1	29	13.1	127,000	38
Pasien 19	1	0	13	15.5	166,000	45.8
	2	1	13	14.6	176,000	46
Pasien 20	1	0	1	10.6	100,000	34.6
	2	0	1	10.8	80,000	33.3
	3	1	1	11.3	121,000	33.1
Pasien 21	1	0	16	15.7	154,000	47.2
	2	0	16	15.7	144,000	48.3
	3	0	16	14.0	122,000	43.0
	4	0	16	13.4	118,000	39.3
	5	0	16	12.9	142,000	34.5
	6	0	16	12.7	200,000	37.8
	7	1	16	13.3	271,000	41.5
Pasien 22	1	0	16	14.5	108,000	43.7
	2	0	16	14.8	32,000	45.6
	3	0	16	14.5	13,000	46.2
	4	1	16	13	42,000	41.5

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 23	1	0	28	13.4	248,000	41.1
	2	0	28	10.9	187,000	33
	3	0	28	11.8	90,000	36.3
	4	0	28	12	65,000	38.6
	5	0	28	11.7	61,000	38.5
	6	0	28	10.5	35,000	34.7
	7	0	28	10.5	62,000	35.2
	8	1	28	10.7	98,000	35.1
Pasien 24	1	0	21	14.6	30,000	44.3
	2	0	21	14.9	61,000	45
	3	0	21	13.1	110,000	40.2
	4	1	21	13.2	143,000	39.8
Pasien 25	1	0	13	13.9	104,000	41.8
	2	0	13	14.9	80,000	47.4
	3	0	13	15	85,000	46.4
	4	0	13	14.6	102,000	43.7
	5	1	13	14.6	157,000	45.4
Pasien 26	1	0	17	14.4	142,000	42.3
	2	0	17	13.8	135,000	41.1
	3	0	17	14.7	155,000	40.8
	4	0	17	14.1	177,000	40.1
	5	1	17	15.3	195,000	43.9
Pasien 27	1	0	22	14.2	187,000	40.1
	2	0	22	12.4	108,000	39.7
	3	0	22	12.6	132,000	35.9
	4	0	22	13.2	150,000	40.1
	5	1	22	13.5	192,000	39.5
Pasien 28	1	0	26	18.1	8,000	51.9
	2	0	26	17.6	6,000	51.3
	3	0	26	16.3	7,000	50.7
	4	0	26	16.3	13,000	46.3
	5	0	26	16	57,000	50
	6	0	26	15.5	117,000	47.5
	7	1	26	14.7	165,000	45.5
Pasien 29	1	0	51	14.6	68,000	42
	2	0	51	14.7	58,000	41.1
	3	1	51	14.2	72,000	42.3

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 30	1	0	34	14.8	81,000	42.7
	2	0	34	14.2	64,000	41.6
	3	0	34	15	67,000	42.4
	4	0	34	14.2	57,000	42.6
	5	0	34	14.2	73,000	41.2
	6	1	34	13.8	112,000	43.5
Pasien 31	1	0	17	13.7	172,000	43.1
	2	0	17	14.6	149,000	41.6
	3	0	17	14.4	107,000	41.1
	4	0	17	13.6	126,000	42.7
	5	1	17	14.6	158,000	41.8
Pasien 32	1	0	17	12.9	69,000	40.3
	2	0	17	11.6	63,000	37.1
	3	0	17	11.1	60,000	35.2
	4	0	17	11.5	68,000	34.8
	5	1	17	11.4	111,000	34.4
Pasien 33	1	0	1	11.1	10,000	37.4
	2	0	1	10.9	24,000	32
	3	0	1	9.7	32,000	30.9
	4	1	1	11.3	100,000	34.9
Pasien 34	1	0	1	13.1	40,000	38.4
	2	0	1	12.3	53,000	37.1
	3	1	1	11.0	123,000	36.4
Pasien 35	1	0	9	10.8	121,000	31
	2	0	9	11.2	128,000	34.6
	3	0	9	10.8	149,000	30.8
	4	1	9	11.1	197,000	34.6
Pasien 36	1	0	7	11.9	130,000	34.2
	2	0	7	10.9	125,000	35
	3	1	7	11.9	177,000	35
Pasien 37	1	0	27	13.8	79,000	43.3
	2	0	27	14.8	39,000	42.8
	3	0	27	15	20,000	47.4
	4	1	27	12.4	32,000	39.4
Pasien 38	1	0	1	13.8	81,000	42.9
	2	0	1	12.4	89,000	36.6
	3	1	1	10.9	158,000	32.2

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 39	1	1	29	13.4	101,000	40.9
Pasien 40	1	0	43	15.9	19,000	50.3
	2	0	43	16.1	56,000	48.5
	3	1	43	15	112,000	46.6
Pasien 41	1	0	14	15.7	16,000	44.8
	2	0	14	14	16,000	45.1
	3	0	14	13.8	38,000	41.2
	4	0	14	14.1	76,000	41.0
	5	1	14	13.6	121,000	38.6
Pasien 42	1	0	38	13.6	147,000	40.7
	2	0	38	11.7	128,000	36.7
	3	0	38	10.4	120,000	30.9
	4	1	38	10.5	176,000	31.0
Pasien 43	1	0	37	13.4	101,000	40.9
	2	0	37	13.5	60,000	42.5
	3	0	37	13.8	13,000	41.5
	4	0	37	13.5	13,000	41.7
	5	0	37	13.3	24,000	40
	6	0	37	13.2	56,000	39.5
	7	0	37	13	117,000	37.7
	8	0	37	13.7	205,000	38.8
	9	1	37	13.1	325,000	40.5
Pasien 44	1	0	18	12.6	91,000	39.9
	2	0	18	13.2	95,000	39.2
Pasien 45	1	0	43	13.4	126,000	39.5
	2	0	43	12.6	101,000	38.5
	3	0	43	12.3	88,000	37.8
	4	0	43	12.6	81,000	38.0
	5	0	43	12.0	76,000	37.8
	6	0	43	12.6	70,000	38.2
	7	0	43	12.5	85,000	37.7
	8	1	43	13.3	132,000	39.3
Pasien 46	1	0	49	16.2	17,000	49.8
	2	0	49	15.5	7,000	46.2
	3	0	49	15.2	5,000	44
	4	0	49	13.7	18,000	41
	5	0	49	13.7	47,000	41
	6	1	49	13.7	74,000	40.1



Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 47	1	0	16	14	66,000	43.4
	2	0	16	14.8	75,000	45.1
	3	0	16	15.2	50,000	45.4
	4	0	16	14.2	27,000	43.5
	5	0	16	14.5	35,000	41.9
	6	0	16	14.7	62,000	44.5
	7	0	16	14.5	117,000	43.9
	8	1	16	14.9	200,000	43.9
Pasien 48	1	1	1	14.5	19,000	45.1
Pasien 49	1	0	1	11	95,000	34.4
	2	0	1	10.4	65,000	33.3
	3	0	1	10.3	77,000	33.3
	4	1	1	11.5	149,000	33.8
Pasien 50	1	0	2	11.3	42,000	34.9
	2	0	2	11.2	53,000	34.4
	3	0	2	11.5	64,000	34.6
	4	1	2	11	105,000	33.7
Pasien 51	1	0	13	12.7	35,000	38.9
	2	1	13	13.1	84,000	40.2
Pasien 52	1	0	59	13.4	95,000	39.9
	2	0	59	13.3	75,000	38.8
	3	0	59	12.3	72,000	36.9
	4	0	59	13.6	62,000	41.8
	5	0	59	12.1	56,000	37.1
	6	0	59	11.3	46,000	34.3
	7	0	59	13.3	55,000	41.1
	8	0	59	11.2	80,000	34.5
	9	1	59	11.5	151,000	34.1
Pasien 53	1	0	9	12.6	58,000	38.8
	2	0	9	13.1	79,000	40
	3	1	9	12.9	90,000	38.9
Pasien 54	1	0	3	10.8	56,000	33.3
	2	0	3	11.3	84,000	35.7
	3	1	3	11.6	152,000	35.7

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 55	1	0	21	14	103,000	40.3
	2	0	21	13.9	125,000	40.7
	3	0	21	12.8	122,000	37.2
	4	0	21	12.6	117,000	39.2
	5	0	21	12.2	86,000	37.8
	6	1	21	12.1	103,000	37.6
Pasien 56	1	0	6	11.6	363,000	34.4
	2	0	6	13	168,000	39.7
	3	0	6	13.8	98,000	41
	4	0	6	14.9	50,000	45.9
	5	0	6	13.8	44,000	40.5
	6	1	6	14.0	84,000	41.5
Pasien 57	1	0	59	13.6	62,000	41.8
	2	0	59	12.1	56,000	37.1
	3	0	59	11.3	46,000	34.3
	4	0	59	13.9	55,000	41.1
	5	0	59	11.2	80,000	34.5
	6	1	59	11.5	151,000	34.1
Pasien 58	1	0	45	13.7	146,000	41.5
	2	0	45	11.2	135,000	35.1
	3	0	45	11.2	161,000	35.4
	4	1	45	11	201,000	35.5
Pasien 59	1	0	3	13.6	84,000	44.2
	2	1	3	13.1	119,000	41.2
Pasien 60	1	0	16	16.0	174,000	46.7
	2	0	16	14.6	163,000	44.9
	3	0	16	12.8	132,000	39.4
	4	0	16	12.6	148,000	38
	5	1	16	13.7	207,000	43.2
Pasien 61	1	0	14	12.5	103,000	37.2
	2	1	14	12.3	118,000	37.4
Pasien 62	1	0	13	15.6	46,000	48.3
	2	0	13	16.1	36,000	51.1
	3	0	13	17.1	80,000	50.6
	4	1	13	17.3	109,000	52.4

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 63	1	0	13	13.9	109,000	40.2
	2	0	13	15.1	75,000	44.6
	3	0	13	15.7	25,000	48.5
	4	0	13	15.9	28,000	47.4
	5	0	13	15.1	49,000	44.9
	6	1	13	14.1	123,000	41.6
Pasien 64	1	0	32	15.7	80,000	46.8
	2	1	32	15.9	85,000	32.0
Pasien 65	1	0	33	15.4	93,000	46.8
	2	0	33	16.4	121,000	49.1
	3	1	33	16.7	152,000	49.1
Pasien 66	1	0	6	15.2	114,000	44.9
	2	0	6	15.4	118,000	47.1
	3	0	6	13.3	80,000	41.7
	4	0	6	12.9	78,000	39.2
	5	0	6	12.2	103,000	36.2
	6	1	6	11.9	157,000	38.2
Pasien 67	1	0	4	12.1	167,000	37.3
	2	0	4	11.5	155,000	33.0
	3	0	4	12.5	72,000	39.8
	4	0	4	12	36,000	36.9
	5	0	4	13.4	49,000	40.5
	6	1	4	13.3	70,000	40.7
Pasien 68	1	0	16	16.1	134,000	48.4
	2	0	16	16.7	95,000	50.3
	3	0	16	17.7	103,000	54.4
	4	1	16	16.0	127,000	46.8
Pasien 69	1	0	7	12.9	38,000	40.7
	2	0	7	13.1	30,000	42.2
	3	0	7	12.9	27,000	28.8
	4	0	7	13.5	41,000	42.3
	5	0	7	12.7	62,000	38.0
	6	1	7	12.3	102,000	37.6
Pasien 70	1	0	33	13.6	118,000	39.2
	2	0	33	13.3	121,000	39.6
	3	1	33	12.7	156,000	39.8
Pasien 71	1	0	25	15.6	160,000	45.2
	2	0	25	14.4	119,000	42.8
	3	0	25	14.7	102,000	43.2
	4	1	25	14.9	107,000	44.4

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 72	1	0	40	15.6	42,000	48.2
	2	0	40	16.0	32,000	48.2
	3	1	40	15.3	69,000	45.3
Pasien 73	1	0	4	12.2	84,000	38.9
	2	0	4	11.8	85,000	36.6
	3	0	4	13	87,000	39.2
	4	1	4	11.6	134,000	37.2
Pasien 74	1	0	52	14.5	53,000	44.8
	2	0	52	14.7	33,000	43.5
	3	0	52	14.4	81,000	42.6
	4	1	52	13.7	140,000	43.2
Pasien 75	1	0	12	12.1	107,000	37
	2	0	12	12.2	70,000	38.7
	3	0	12	12.4	44,000	38.2
	4	0	12	13.3	25,000	40.8
	5	0	12	13.3	56,000	40.6
	6	1	12	13.0	120,000	39.1
Pasien 76	1	0	1	12	109,000	36.2
	2	0	1	12.4	53,000	38.3
	3	0	1	14.5	34,000	43.3
	4	0	1	13.4	34,000	42.9
	5	0	1	12.1	32,000	39.8
	6	1	1	12.1	75,000	38.4
Pasien 77	1	0	9	12.9	148,000	37.9
	2	0	9	12.7	140,000	36.9
	3	1	9	13.1	144,000	36.5
Pasien 78	1	0	34	13.7	101,000	40.3
	2	1	34	12.9	169,000	40
Pasien 79	1	0	22	14.9	44,000	44.2
	2	0	22	15.6	24,000	47.3
	3	0	22	16.8	33,000	50.3
	4	1	22	14.8	64,000	46
Pasien 80	1	0	27	13.3	131,000	41.6
	2	0	27	13.0	125,000	38.2
	3	0	27	12.9	104,000	38.5
	4	1	27	13	101,000	38.2

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 81	1	0	4	10.4	65,000	33.6
	2	0	4	11.1	64,000	34.8
	3	0	4	12	108,000	37.6
	4	0	4	11.4	115,000	36.0
	5	0	4	10.7	157,000	34.4
	6	1	4	12	219,000	37
Pasien 82	1	0	14	15.2	11,000	46.8
	2	0	14	14.6	19,000	43.6
	3	0	14	14.6	36,000	44.5
	4	0	14	14.5	58,000	44.3
	5	1	14	14.2	114,000	42.6
Pasien 83	1	0	11	13.7	93,000	43.7
	2	0	11	13.2	40,000	43.0
	3	0	11	13.7	28,000	45.0
	4	0	11	14.6	28,000	46
	5	1	11	13.5	51,000	42.7
Pasien 84	1	0	24	16.3	148,000	52.0
	2	0	24	14.5	114,000	42.4
	3	1	24	14.8	146,000	43.5
Pasien 85	1	0	21	14.5	124,000	43.6
	2	1	21	12.7	136,000	40
Pasien 86	1	0	11	14.7	95,000	46.0
	2	0	11	15.3	62,000	46.5
	3	0	11	16.7	65,000	50
	4	1	11	15.2	65,000	48.3
Pasien 87	1	0	39	17.1	104,000	53.3
	2	1	39	16.2	41,000	49.3
Pasien 88	1	0	22	12.0	158,000	36.2
	2	0	22	11.2	137,000	33.9
	3	0	22	11.0	144,000	32.8
	4	1	22	11.4	147,000	33.8
Pasien 89	1	0	58	13	115,000	42.2
	2	0	58	11.9	126,000	39.0
	3	0	58	11.9	120,000	35.0
	4	1	58	12	148,000	35.1
Pasien 90	1	0	7	13.1	146,000	38.4
	2	1	7	12.7	215,000	37.8

Kode Pasien	Waktu	Status	Usia	Hemoglobin	Trombosit	Hematokrit
Pasien 91	1	0	46	13.8	52,000	41.3
	2	0	46	13.6	36,000	40.5
	3	1	46	12	44,000	36.6
Pasien 92	1	0	22	12.5	118,000	36.2
	2	0	22	12.1	93,000	35.4
	3	0	22	11.2	79,000	32.8
	4	0	22	10.9	74,000	34.1
	5	0	22	10.7	70,000	31.8
	6	0	22	11.2	89,000	34.5
Pasien 93	1	0	22	13.9	170,000	40.1
	2	0	22	13	120,000	37.2
	3	0	22	12.8	107,000	37.1
	4	1	22	12.4	100,000	34.9
Pasien 94	1	0	16	15.6	100,000	44.8
	2	0	16	14.9	96,000	45.7
	3	0	16	14.9	114,000	45.3
	4	0	16	15.6	143,000	44.9
	5	1	16	15.5	170,000	45.0
Pasien 95	1	0	1	11.9	25,000	35
	2	0	1	11.5	40,000	33.8
	3	0	1	9.0	97,000	30.9
	4	1	1	9.8	221,000	32.4
Pasien 96	1	0	7	10.9	22,000	33.9
	2	1	7	11.2	28,000	33.5
Pasien 97	1	0	37	15	57,000	44.3
	2	0	37	14.3	127,000	42.9
	3	1	37	13.5	144,000	39.8
Pasien 98	1	0	28	13.7	135,000	39.3
	2	1	28	11.5	151,000	35.9
Pasien 99	1	0	1	11.2	101,000	33.1
	2	0	1	11	98,000	37.9
	3	1	1	11.2	160,000	37.8
Pasien 100	1	0	9	12.6	90,000	39.2
	2	1	9	12.2	91,000	37.2

## Lampiran 2. Keterangan Skrip Program

Pada penulisan tugas akhir ini, penulis menggunakan fungsi `coxph()`, `survfit()`, dan `glm()` sebagai sarana dalam melakukan analisis survival dengan metode multi-period logit pada data pasien penyakit DBD di Rumah Sakit Perkebunan Jember Klinik. Adapun struktur fungsi `coxph()`, `survfit()`, dan `glm()` adalah sebagaimana berikut.

### 2.1. Struktur fungsi `coxph()`

```
coxph(formula, data=, weights, subset, na.action, init, control,
      ties=c("efron", "breslow", "exact"), singular.ok=TRUE,
      robust=FALSE, model=FALSE, x=FALSE, y=TRUE, tt, method, ...)
```

#### Keterangan:

<code>formula</code>	: Untuk mengekstrak rumusan model dengan menggunakan fungsi <code>surv</code> .
<code>data</code>	: Sebuah data dalam bentuk tabel yang menginterpretasikan nama variabel pada <code>formula</code> .
<code>weights</code>	: Berupa vektor pembobotan.
<code>subset</code>	: Sebuah pernyataan yang mengindikasikan bagian pada baris data yang harus digunakan pada <code>fit</code> .
<code>na.action</code>	: Sebuah fungsi yang menjaring data <i>missing data</i> .
<code>init</code>	: Sebuah vektor yang berisi nilai dari iterasi..
<code>Control</code>	: Sebuah objek dari kelas <code>coxph.control</code> yang berfungsi untuk membatasi iterasi dan membatasi yang lain.
<code>Ties</code>	: Sebuah karakter string yang menetapkan metode untuk <i>tie handling</i> . Biasanya pada program regresi cox menggunakan metode <i>Breslow</i> sebagai <i>default</i> . Tetapi tidak hanya itu aproksimasi <i>efron</i> juga merupakan <i>default</i> pada program dikarenakan lebih akurat pada dealing dengan tied death times dan efisien. <i>Exact partial likelihood</i> lebih tepat pada kondisi model logistic dan tepat digunakan ketika waktu berupa data diskrit.
<code>Singular.ok</code>	: Sebuah nilai logis yang digunakan untuk mengatasi kolonieritas pada matrik model.
<code>Robust</code>	: Untuk mendapatkan varian <i>robust</i> .
<code>Model</code>	: Sebuah nilai logis untuk mengembalikan bagian model.
<code>X</code>	: Sebuah nilai logis yang mengembalikan bagian matrik <code>x</code> .
<code>Y</code>	: Sebuah nilai logis yang mengembalikan bagian vektor respon dari <code>y</code> .
<code>Method</code>	: Sebuah alternative untuk argumen <code>ties</code> .
<code>Plot</code>	: Untuk menghasilkan grafik dari model.

## 2.2. Struktur fungsi `survfit()`

```
survfit(formula, data, weights, subset, na.action,
        etype, id, istate, ...)
plot(x, conf.int=, mark.time=FALSE,
     mark=3, col=1, lty=1, lwd=1, cex=1, log=FALSE, xscale=1,
     yscale=1, firstx=0, firsty=1, xmax, ymin=0, fun, xlab="",
     ylab="", xaxs="S", conf.times, conf.cap=.005,
     conf.offset=.012, ...)
```

### Keterangan:

- `formula` : Sebuah formula objek dengan objek survival sebagai respon.
- `data` : Sebuah data berupa tabel yang menginterpretasikan nama variabel pada *formula*, *subset* dan bobot
- `weights` : Bobotnya harus tidak negatif dan sangat disarankan agar benar-benar positif, karena bobot nol ambigu, dibandingkan dengan penggunaan argumen subset.
- `subset` : Ungkapan mengatakan bahwa hanya sebagian dari baris data yang harus digunakan dalam keadaan fit.
- `na.action` : Fungsi filter data yang hilang, diterapkan pada kerangka model, setelah argumen subset digunakan. default pilihan adalah `$na.action`.
- `etype` : Sebuah variabel yang memberikan jenis event. Ini telah digantikan oleh obyek Survival multi-state
- `Id` : Mengidentifikasi subjek individu, bila seseorang dapat memiliki banyak jalur data.
- `istate` : Untuk model multi-state, mengidentifikasi keadaan awal setiap subjek.



### 2.3. Struktur fungsi `glm()`

```
glm(formula, family = gaussian, data, weights, subset,
    na.action, start = NULL, etastart, mustart, offset,
    control = list(...), model = TRUE, method = "glm.fit",
    x = FALSE, y = TRUE, contrasts = NULL, ...)
```

#### Keterangan:

<code>formula</code>	: Untuk mengekstrak rumusan model yang digunakan.
<code>coef</code>	: Untuk mengekstrak koefisien $\hat{\beta}$ .
<code>deviance</code>	: Untuk mengekstrak jumlah kuadrat sisa.
<code>family</code>	: Menggambarkan sebuah distribusi eror dan fungsi link yang digunakan model.
<code>data</code>	: Sebuah objek yang berisi variabel-variabel dalam model.
<code>model</code>	: Sebuah nilai logis yang mengindikasikan apakah kerangka model harus dimasukkan sebagai komponen dari nilai yang dikembalikan.
<code>summary</code>	: Untuk mencetak lengkap hasil dari objek.
<code>AIC</code>	: Untuk mendapatkan nilai AIC dari model.
<code>logLik</code>	: Untuk mendapatkan nilai log likelihood dari model.
<code>weights</code>	: Vektor opsional 'bobot prior' untuk digunakan dalam proses pemasangan. Harus NULL atau vektor numerik.
<code>subset</code>	: Sebuah vektor opsional yang menentukan subset pengamatan yang akan digunakan dalam proses fitting.
<code>na.action</code>	: Sebuah fungsi yang menunjukkan apa yang harus terjadi bila data mengandung NA.
<code>start</code>	: Nilai awal untuk parameter dalam prediktor linier
<code>etstart</code>	: Nilai awal untuk prediktor linier.
<code>mustart</code>	: Nilai awal untuk vektor mean.
<code>offset</code>	: digunakan untuk menentukan sebuah komponen yang diketahui secara priori untuk dimasukkan dalam prediktor linier selama pemasangan
<code>control</code>	: Daftar parameter untuk mengendalikan proses fitting.
<code>method</code>	: Metode yang akan digunakan dalam fitting model.
<code>X, y</code>	: Untuk glm: nilai logis yang menunjukkan apakah matriks respon dan matriks model yang digunakan dalam proses pemasangan harus dikembalikan sebagai komponen dari nilai yang dikembalikan.

**Lampiran 3. Skrip dan Output Program R**

```

library(survival)
>
> ###perbandingan model hazard untuk mendapatkan###
> ###waktu survival yang baik secara klinis###
> data(KDP)
> data(tak)
> data(arm)
> mod01<- coxph(Surv(T.ak,status)~Age+Hemog+PCV1+TR,tak)
> mod02<- coxph(Surv(T.arm.,y)~Usia+HB+PCV+TROMBO,arm)
> summary(mod01)
Call:
coxph(formula = Surv(T.ak, status) ~ Age + Hemog + PCV1 + TR,
      data = tak)

n= 100, number of events= 98

              coef exp(coef)    se(coef)      z Pr(>|z|)
Age   -3.421e-03  9.966e-01  7.488e-03 -0.457  0.648
Hemog -6.521e-02  9.369e-01  2.001e-01 -0.326  0.744
PCV1   1.695e-02  1.017e+00  6.932e-02  0.245  0.807
TR     -3.146e-06  1.000e+00  2.008e-06 -1.567  0.117

              exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
Age              0.9966      1.0034   0.9821   1.011
Hemog            0.9369      1.0674   0.6330   1.387
PCV1             1.0171      0.9832   0.8879   1.165
TR               1.0000      1.0000   1.0000   1.000

Concordance= 0.572 (se = 0.047 )
Rsquare= 0.033 (max possible= 0.999 )
Likelihood ratio test= 3.33 on 4 df, p=0.5047
Wald test              = 3.28 on 4 df, p=0.5124
Score (logrank) test = 3.28 on 4 df, p=0.5121

> summary(mod02)
Call:
coxph(formula = Surv(T.arm., y) ~ Usia + HB + PCV + TROMBO, data =
      arm)

n= 100, number of events= 98

              coef exp(coef)    se(coef)      z Pr(>|z|)
Usia   -1.754e-02  9.826e-01  7.566e-03 -2.319  0.0204 *
HB     -5.699e-02  9.446e-01  2.186e-01 -0.261  0.7944
PCV    3.643e-02  1.037e+00  7.985e-02  0.456  0.6482
TROMBO -2.819e-06  1.000e+00  1.831e-06 -1.540  0.1236
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

              exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
Usia    0.9826      1.0177   0.9681   0.9973
HB      0.9446      1.0586   0.6154   1.4499
PCV     1.0371      0.9642   0.8869   1.2128
TROMBO  1.0000      1.0000   1.0000   1.0000

```

```

Concordance= 0.565 (se = 0.045 )
Rsquare= 0.088 (max possible= 0.999 )
Likelihood ratio test= 9.2 on 4 df, p=0.05637
Wald test = 8.78 on 4 df, p=0.06689
Score (logrank) test = 8.92 on 4 df, p=0.06302

> kelompok_<-as.factor(KDP$kelompok_usia)
> mod1<-
coxph(Surv(Ta, Status)~kelompok_+HBm+Hematokritm+Trombositm,KDP)
> mod2<-
coxph(Surv(Tb, Status)~kelompok_+HBk+hematokritk+Trombositk,KDP)
>
> summary(mod1)
Call:
coxph(formula = Surv(Ta, Status) ~ kelompok_ + HBm + Hematokritm +
      Trombositm, data = KDP)

n= 100, number of events= 98

              coef exp(coef) se(coef) z Pr(>|z|)
kelompok_Balita -1.994e-01  8.192e-01  3.745e-01 -0.532  0.594
kelompok_Dewasa -3.712e-01  6.899e-01  4.494e-01 -0.826  0.409
kelompok_Lansia -3.363e-01  7.144e-01  4.319e-01 -0.779  0.436
kelompok_Remaja -2.439e-01  7.836e-01  3.136e-01 -0.778  0.437
HBm               -8.934e-02  9.145e-01  2.200e-01 -0.406  0.685
Hematokritm       2.542e-02  1.026e+00  7.146e-02  0.356  0.722
Trombositm        -3.336e-06  1.000e+00  2.082e-06 -1.602  0.109

              exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
kelompok_Balita    0.8192    1.2207    0.3932    1.707
kelompok_Dewasa    0.6899    1.4495    0.2859    1.665
kelompok_Lansia    0.7144    1.3997    0.3064    1.666
kelompok_Remaja    0.7836    1.2762    0.4238    1.449
HBm                  0.9145    1.0934    0.5942    1.408
Hematokritm         1.0257    0.9749    0.8917    1.180
Trombositm          1.0000    1.0000    1.0000    1.000

Concordance= 0.578 (se = 0.047 )
Rsquare= 0.04 (max possible= 0.999 )
Likelihood ratio test= 4.06 on 7 df, p=0.7725
Wald test = 4.04 on 7 df, p=0.7746
Score (logrank) test = 4.07 on 7 df, p=0.7722

> summary(mod2)
Call:
coxph(formula = Surv(Tb, Status) ~ kelompok_ + HBk + hematokritk +
      Trombositk, data = KDP)

n= 100, number of events= 98

              coef exp(coef) se(coef) z Pr(>|z|)
kelompok_Balita  1.465e-01  1.158e+00  3.504e-01  0.418  0.6760
kelompok_Dewasa -2.541e-01  7.756e-01  4.898e-01 -0.519  0.6039
kelompok_Lansia -1.053e+00  3.488e-01  4.573e-01 -2.303  0.0213 *

```

```
kelompok_Remaja -3.056e-01  7.367e-01  3.186e-01 -0.959  0.3374
HBk              3.912e-01  1.479e+00  1.603e-01  2.441  0.0147 *
hematokritk     -1.145e-01  8.918e-01  5.307e-02 -2.158  0.0309 *
Trombositk      -4.099e-06  1.000e+00  2.048e-06 -2.001  0.0454 *
```

```
---
```

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

```

              exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
kelompok_Balita  1.1577    0.8638    0.5825    2.3009
kelompok_Dewasa  0.7756    1.2893    0.2970    2.0257
kelompok_Lansia  0.3488    2.8673    0.1423    0.8546
kelompok_Remaja  0.7367    1.3575    0.3946    1.3754
HBk               1.4787    0.6762    1.0801    2.0246
hematokritk       0.8918    1.1213    0.8037    0.9895
Trombositk        1.0000    1.0000    1.0000    1.0000
```

```
Concordance= 0.602 (se = 0.045 )
```

```
Rsquare= 0.149 (max possible= 0.999 )
```

```
Likelihood ratio test= 16.16 on 7 df, p=0.0237
```

```
Wald test = 15.74 on 7 df, p=0.02756
```

```
Score (logrank) test = 15.65 on 7 df, p=0.02848
```

```
> AIC(mod1)
```

```
[1] 719.0764
```

```
> AIC(mod2)
```

```
[1] 711.2809
```

```
> qchisq(0.95,7)
```

```
[1] 14.06714
```

```
> ####Gambaran Data Pasien DBD####
```

```
> data(period)
```

```
> summary(period)
```

Time	Status	Usia	HB2
Min. :1.000	Min. :0.0000	Min. : 1.00	Min. : 9.0
1st Qu.:2.000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.: 7.00	1st Qu.:11.9
Median :3.000	Median :0.0000	Median :16.00	Median :13.1
Mean :3.093	Mean :0.2227	Mean :20.38	Mean :13.2
3rd Qu.:4.000	3rd Qu.:0.0000	3rd Qu.:28.00	3rd Qu.:14.5
Max. :9.000	Max. :1.0000	Max. :59.00	Max. :18.1

TR2	PCV2	Kategori
Min. : 5000	Min. :11.40	Min. :1.000
1st Qu.: 56750	1st Qu.:36.40	1st Qu.:1.000
Median : 96500	Median :39.85	Median :2.000
Mean : 97057	Mean :40.06	Mean :2.066
3rd Qu.:132000	3rd Qu.:43.42	3rd Qu.:3.000
Max. :363000	Max. :54.40	Max. :4.000

```
>
```

```
> umur = as.factor(period$Kategori)
```

```
> ####Karakteristik Data Berdasarkan Kurva Kaplan-Meier
```

```
> data(KMgen)
```

```
> DBD.Surv <- survfit(Surv(Waktu,Status==1)~1, data = KMgen)
```

```
> plot(DBD.Surv,
conf.int=F,col="black",xlab="hari(t)",ylab=c("Probabilitas
Survival",
```

```
+ "(Tidak Mengalami Perbaikan Klinis)"))
```

```
> summary(DBD.Surv)
```

```
Call: survfit(formula = Surv(Waktu, Status == 1) ~ 1, data =
KMgen)
```

time	n.risk	n.event	survival	std.err	lower 95% CI	upper 95% CI
1	100	2	0.9800	0.0140	0.9529	1.000
2	98	12	0.8600	0.0347	0.7946	0.931
3	85	19	0.6678	0.0473	0.5812	0.767
4	66	26	0.4047	0.0493	0.3187	0.514
5	40	13	0.2732	0.0448	0.1981	0.377
6	27	14	0.1315	0.0340	0.0793	0.218
7	12	4	0.0877	0.0289	0.0460	0.167
8	8	4	0.0438	0.0212	0.0170	0.113
9	4	4	0.0000	NaN	NA	NA

```
> ##Plot Kurva KM berdasarkan Gender##
> KM <- survfit(Surv(Waktu,Status==1)~Gender, data = KMgen)
>
> plot(KM, conf.int=F, lty=1:3,xlab="hari(t)", ylab=c("Survival
Probability",
+ "(Tidak Mengalami Perbaikan Klinis)"), col=c("green","black"))
> legend(6.3,0.95,c("Laki-
Laki","Perempuan"),col=c("green","black"),
+ lty=c(1,3),title="Jenis Kelamin",lwd=0.4,cex=0.58)
>
> summary(KM)
Call: survfit(formula = Surv(Waktu, Status == 1) ~ Gender, data =
KMgen)
```

Gender=1							
time	n.risk	n.event	survival	std.err	lower 95% CI	upper 95% CI	
1	58	1	0.9828	0.0171	0.94982	1.000	
2	57	6	0.8793	0.0428	0.79935	0.967	
3	51	12	0.6724	0.0616	0.56186	0.805	
4	39	16	0.3966	0.0642	0.28868	0.545	
5	23	8	0.2586	0.0575	0.16727	0.400	
6	15	7	0.1379	0.0453	0.07248	0.262	
7	7	4	0.0591	0.0323	0.02027	0.172	
8	3	2	0.0197	0.0194	0.00287	0.135	
9	1	1	0.0000	NaN	NA	NA	

Gender=2							
time	n.risk	n.event	survival	std.err	lower 95% CI	upper 95% CI	
1	42	1	0.9762	0.0235	0.9312	1.000	
2	41	6	0.8333	0.0575	0.7279	0.954	
3	34	7	0.6618	0.0737	0.5321	0.823	
4	27	10	0.4167	0.0770	0.2900	0.599	
5	17	5	0.2941	0.0712	0.1829	0.473	
6	12	7	0.1225	0.0513	0.0539	0.278	
8	5	2	0.0735	0.0409	0.0247	0.218	
9	3	3	0.0000	NaN	NA	NA	

```
>
```

```
> ##Pengujian perbedaan dua kurva survival##
```

```

> curva_test<-survdifff(formula=Surv(Waktu,Status==1)~Gender,
data=KMgen)
> curva_test
Call:
survdifff(formula = Surv(Waktu, Status == 1) ~ Gender, data =
KMgen)

          N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
Gender=1 58         57        55    0.0735    0.258
Gender=2 42         41        43    0.0940    0.258

  Chisq= 0.3  on 1 degrees of freedom, p= 0.612
>
> ###Plot karakteristik setiap variabel berdasarkan statistika
deskriptif###
>
> summary(KDP[,c(4,7)])
      HBm          HBk
Min.   :10.40   Min.   : 9.80
1st Qu.:12.50   1st Qu.:11.57
Median :13.60   Median :13.00
Mean   :13.55   Mean   :12.94
3rd Qu.:14.60   3rd Qu.:13.82
Max.   :18.10   Max.   :17.30
> summary(KDP[,c(5,8)])
      Trombositm   Trombositk
Min.   : 8000     Min.   : 19000
1st Qu.: 62000   1st Qu.: 98000
Median :102000   Median :127500
Mean   :103750   Mean   :131520
3rd Qu.:139000   3rd Qu.:158500
Max.   :363000   Max.   :325000
> summary(KDP[,c(6,9)])
      Hematokritm   hematokritk
Min.   :31.00     Min.   :31.00
1st Qu.:37.62     1st Qu.:35.50
Median :40.50     Median :39.00
Mean   :41.02     Mean   :39.28
3rd Qu.:44.30     3rd Qu.:42.30
Max.   :53.30     Max.   :52.40
>
> #####Model Multi-Period Logit secara Univariat####
> #####Variabel Usia####
> usia<-glm(Status~kelompok_,family="binomial",data=KDP)
> summary(usia)

Call:
glm(formula = Status ~ kelompok_, family = "binomial", data = KDP)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.49540  0.00003  0.00003  0.30154  0.30154

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  2.157e+01  7.548e+03  0.003    0.998

```

```
kelompok_Balita -8.511e-11  9.702e+03  0.000  1.000
kelompok_Dewasa  2.350e-12  1.280e+04  0.000  1.000
kelompok_Lansia -1.890e-11  1.233e+04  0.000  1.000
kelompok_Remaja -1.850e+01  7.548e+03  -0.002  0.998
```

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 19.608  on 99  degrees of freedom
Residual deviance: 16.364  on 95  degrees of freedom
AIC: 26.364
```

Number of Fisher Scoring iterations: 20

```
>
> ##Hasil Maksimum Likelihood dan CHi-Square Variabel Usia##
> hasil.reduce<-glm(Status~1, family="binomial", data=KDP)
> like.diff=logLik(usia)-logLik(hasil.reduce)
> LR=(2*like.diff)
> LR
'log Lik.' 3.243997 (df=5)
> qchisq(0.95,5)
[1] 11.0705

####Variabel Hemoglobin####
> hemoglobin<-glm(Status~HB2, family="binomial", data=period)
> summary(hemoglobin)

Call:
glm(formula = Status ~ HB2, family = "binomial", data = period)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.8738  -0.7364  -0.6846  -0.5993   1.9518

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  0.29378    0.92523   0.318  0.7508
HB2          -0.11777    0.07052  -1.670  0.0949 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 466.70  on 439  degrees of freedom
Residual deviance: 463.85  on 438  degrees of freedom
AIC: 467.85
```

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
>
> ##Hasil Maksimum Likelihood dan CHi-Square Variabel Hb##
> hasil.reduce<-glm(Status~1, family="binomial", data=period)
> like.diff=logLik(hemoglobin)-logLik(hasil.reduce)
> LR=(2*like.diff)
> LR
'log Lik.' 2.842673 (df=2)
```

```

> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
> qchisq(0.10,2)
[1] 0.210721
>
> #####Variabel Hematokrit####
> hematrokrit<-glm(Status~PCV2,family="binomial",data=period)
> summary(hematrokrit)
Call:
glm(formula = Status ~ PCV2, family = "binomial", data = period)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.0883  -0.7343  -0.6868  -0.5997   1.9369

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  0.20278    0.91530   0.222   0.825
PCV2         -0.03649    0.02296  -1.590   0.112
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 466.70  on 439  degrees of freedom
Residual deviance: 464.14  on 438  degrees of freedom
AIC: 468.14
Number of Fisher Scoring iterations: 4

> ##Hasil Maksimum Likelihood dan CHi-Square Variabel Hematokrit##
> hasil.reduce<-glm(Status~1, family="binomial", data=period)
> like.diff=logLik(hematrokrit)-logLik(hasil.reduce)
> LR=(2*like.diff)
> LR
'log Lik.' 2.556192 (df=2)
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465

> #####Variabel Trombosit####
> trombosit<-glm(Status~TR2,family="binomial",data=period)
> summary(trombosit)

Call:
glm(formula = Status ~ TR2, family = "binomial", data = period)
Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.4595  -0.7170  -0.5016  -0.3401   2.3602

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -3.036e+00  3.187e-01  -9.526 < 2e-16 ***
TR2          1.656e-05  2.533e-06   6.539 6.21e-11 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 466.70  on 439  degrees of freedom
Residual deviance: 414.17  on 438  degrees of freedom
AIC: 418.17

```



Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
>
> ##Hasil Maksimum Likelihood dan Chi-Square Variabel Trombosit##
> hasil.reduce<-glm(Status~1, family="binomial", data=period)
> like.diff=logLik(trombosit)-logLik(hasil.reduce)
> LR=(2*like.diff)
> LR
'log Lik.' 52.53064 (df=2)
> qchisq(0.95,2)
[1] 5.991465
>
```

```
> #####Model Multiple Period Logit Secara Multivariat####
> model_Mul<-
glm(Status~HB2+PCV2+TR2, family="binomial", data=period)
> summary(model_Mul)
```

Call:

```
glm(formula = Status ~ HB2 + PCV2 + TR2, family = "binomial",
     data = period)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-2.4714	-0.7293	-0.5049	-0.3305	2.3622

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )
(Intercept)	-2.540e+00	1.124e+00	-2.260	0.0238 *
HB2	-1.864e-01	2.162e-01	-0.862	0.3886
PCV2	4.879e-02	7.415e-02	0.658	0.5106
TR2	1.661e-05	2.584e-06	6.427	1.3e-10 ***

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

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

```
Null deviance: 466.7 on 439 degrees of freedom
Residual deviance: 413.2 on 436 degrees of freedom
AIC: 421.2
```

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
>
> ###Perbandingan Maksimum likelihood dg chi-square###
> hasil.reduce<-glm(Status~1, family="binomial", data=period)
> like.diff=logLik(model_Mul)-logLik(hasil.reduce)
> LR=(2*like.diff)
> LR
'log Lik.' 53.49354 (df=4)
> qchisq(0.95,7)
[1] 14.06714
> umur<-as.factor(period$Kategori)
> #####Model Multiple Period Logit Lengkap####
> model_lengkap<-
glm(Status~umur+HB2+PCV2+TR2, family="binomial", data=period)
```

```

> summary(model_lengkap)

Call:
glm(formula = Status ~ umur + HB2 + PCV2 + TR2, family =
"binomial",
    data = period)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.5584  -0.7170  -0.4967  -0.3211   2.2940

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -3.035e+00  1.201e+00  -2.528  0.0115 *
umur2       -4.205e-01  3.375e-01  -1.246  0.2127
umur3       3.041e-02  3.613e-01   0.084  0.9329
umur4      -1.813e-01  4.659e-01  -0.389  0.6972
HB2        -1.307e-01  2.179e-01  -0.600  0.5488
PCV2       4.540e-02  7.246e-02   0.627  0.5310
TR2        1.714e-05  2.660e-06   6.444 1.16e-10 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 466.70  on 439  degrees of freedom
Residual deviance: 410.95  on 433  degrees of freedom
AIC: 424.95

Number of Fisher Scoring iterations: 4

>
> ###Perbandingan Maksimum likelihood dg chi-square###
> hasil.reduce<-glm(Status~1, family="binomial", data=period)
> like.diff=logLik(model_lengkap)-logLik(hasil.reduce)
> LR=(2*like.diff)
> LR
'log Lik.' 55.74448 (df=7)
> qchisq(0.95,7)
[1] 14.06714
>

###Fungsi hazard dan fungsi Survival###
> library(coda)
> library(MASS)
>
> data(MPLs)
> head(MPLs)
  Pasien Time Status Usia  HB2    TR2 PCV2 mat
1      1    1      0    4 11.8 176000 36.4  1
2      1    2      0    4 12.2 118000 37.8  1
3      1    3      0    4 11.8 124000 36.0  1
4      1    4      0    4 10.8 144000 33.0  1
5      1    5      0    4 11.3 120000 34.9  1
6      1    6      0    4 10.4 137000 31.5  1
> setwd("D:/KULIAH_S/SayangQ/Undangan/BARU/Program")

```



#### Lampiran 4. Data Diri



Miftahul Ulum biasa dipanggil Ulum lahir di Lumajang 15 September 1991 merupakan anak dari pasangan suami istri dari Bapak Mustafa dan Ibu Nafiah. Penulis merupakan anak pertama dari dua bersaudara dengan adik yang bernama Khusnul Muasyaroh. Peneliti sekarang bertempat tinggal di jalan mawar Desa Petahunan RT/RW: 02/06 Kecamatan Sumbersuko Kabupaten Lumajang. Pendidikan formal yang telah ditempuh oleh penulis yaitu: MI Nurul Islam Petahunan (tahun 1998-2004), SMP Wahidiyah Kota Kediri (tahun 2004-2007), SMA Wahidiyah Kota Kediri (tahun 2007-2010), dan Strata 1 Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember (tahun 2010-2014). Penulis melanjutkan ke jenjang Magister di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember (tahun 2015-2017). Segala kritik dan saran yang membangun dapat dikirimkan melalui email penulis yaitu: [ulummath10@gmail.com](mailto:ulummath10@gmail.com).