



TUGAS AKHIR - SS141501

**ANALISIS SURVIVAL LAJU PERBAIKAN KLINIS
PASIEN PENYAKIT JANTUNG KORONER
DI RSUD dr. SOETOMO SURABAYA
DENGAN PENDEKATAN *MULTIPLE PERIOD LOGIT***

HESTIN NURINDAH LESTARI
NRP 1312 100 021

Dosen Pembimbing
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si
Dra. Wiwiek Setya Winahyu, MS

PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016



FINAL PROJECT - SS141501

**SURVIVAL ANALYSIS OF RECOVERY RATE
OF CORONARY HEART DISEASE PATIENTS
IN RSUD dr. SOETOMO SURABAYA WITH
MULTIPLE PERIOD LOGIT APPROXIMATION**

**HESTIN NURINDAH LESTARI
NRP 1312 100 021**

Supervisor
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si
Dra. Wiwiek Setya Winahyu, MS

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016**

LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISIS SURVIVAL LAJU PERBAIKAN KLINIS
PASIEN PENYAKIT JANTUNG KORONER
DI RSUD dr.SOETOMO SURABAYA
DENGAN PENDEKATAN MULTIPLE PERIOD LOGIT**

TUGAS AKHIR

**Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains**

pada

**Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**HESTIN NURINDAH LESTARI
NRP. 1312 100 021**

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

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

**Dra. Wiwiek Setya Winahyu, MS
NIP. 19560424 198303 2 001**

Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Suhartono, M.Sc

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2016



**ANALISIS SURVIVAL LAJU PERBAIKAN KLINIS PASIEN
 PENYAKIT JANTUNG KORONER DI RSUD dr.SOETOMO
 SURABAYA DENGAN PENDEKATAN
 MULTIPLE PERIOD LOGIT**

Nama : Hestin Nurindah Lestari
NRP : 1312100021
Jurusan : Statistika FMIPA – ITS
Dosen Pembimbing : Dr. rer. pol. Dedy Dwi P, S.Si, M.Si
Co. Dosen Pembimbing : Dra. Wiwiek Setya W, MS

ABSTRAK

Penyakit Jantung Koroner (PJK) merupakan salah satu dari sepuluh penyakit yang berbahaya di dunia. Terdapat berbagai macam faktor yang dapat menyebabkan PJK. Dengan banyaknya angka penderita PJK maka diperlukan penanganan yang tepat. Kualitas dari penanganan dapat dilihat dari waktu yang dibutuhkan pasien hingga mengalami perbaikan klinis dan dinyatakan keluar dari rumah sakit. Pada penitian ini dibahas mengenai laju perbaikan klinis penderita PJK menggunakan analisis survival dengan pendekatan model multiple period logit. Kasus yang diangkat dalam penelitian ini adalah laju perbaikan klinis pasien rawat inap PJK di RSUD dr. Soetomo Surabaya. Laju perbaikan klinis dilihat dari pasien keluar rumah sakit dengan kondisi sembuh atau membaik. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari data rekam medis pasien rawat inap PJK di RSUD dr. Soetomo Surabaya pada tahun 2015. Variabel yang digunakan terdiri dari waktu dan status pasien sebagai variabel respon dan dua belas variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap laju perbaikan klinis. Model terbaik diperoleh dengan menggunakan metode stepwise dengan menggunakan tiga variabel. Dan didapatkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap laju perbaikan klinis adalah variabel laju pernapasan.

Kata Kunci : Model Hazard, Multiple Period Logit, Penyakit Jantung Koroner, dan Survival Analysis

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**SURVIVAL ANALYSIS OF RECOVERY RATE OF
CORONARY HEART DISEASE PATIENTS IN RSUD
dr. SOETOMO SURABAYA WITH MULTIPLE PERIOD
LOGIT APPROXIMATION**

Name	:	Hestin Nurindah Lestari
NRP	:	1312100021
Department	:	Statistics FMIPA – ITS
Supervisor	:	Dr. rer. pol. Dedy Dwi P, S.Si, M.Si
Co. Supervisor	:	Dra. Wiwiek Setya W, MS

ABSTRACT

Coronary Heart Disease (CHD) is one of ten most deadly diseases in this world. There are so many factors that cause Coronary Heart Disease. We need best treatment to treat CHD victim, because their number increasing. We can see CHD treatment quality from how much treatment time for patients until they discharged from hospital. In that case, this research discussed about survival analysis of the rate clinical healing improvement CHD patients with multiple period logit model approximation. This research appoint to the recovery rate of CHD hospitalized patients in Dr. Soetomo public hospital, Surabaya. This research using secondary data that acquired from medical records of CHD hospitalized patients in Dr. Soetomo public hospital at 2015. Variables that used are consisting of time and patient's condition as response variable, and twelve predictor variable that suspected to affect the rate of clinical improvement. The best model obtainable by stepwise method that using three variable. This research also gained a variable that has significant influence to rate of clinical improvement is rate of respiration variable.

Keywords: *Model Hazard, Multiple Period Logit, Coronary Heart Disease, and Survival Analysis*

(This page intentionally left blank)



TUGAS AKHIR - SS141501

**ANALISIS SURVIVAL LAJU PERBAIKAN KLINIS
PASIEN PENYAKIT JANTUNG KORONER
DI RSUD dr. SOETOMO SURABAYA
DENGAN PENDEKATAN *MULTIPLE PERIOD LOGIT***

HESTIN NURINDAH LESTARI
NRP 1312 100 021

Dosen Pembimbing
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si
Dra. Wiwiek Setya Winahyu, MS

PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016



FINAL PROJECT - SS141501

**SURVIVAL ANALYSIS OF RECOVERY RATE
OF CORONARY HEART DISEASE PATIENTS
IN RSUD dr. SOETOMO SURABAYA WITH
MULTIPLE PERIOD LOGIT APPROXIMATION**

**HESTIN NURINDAH LESTARI
NRP 1312 100 021**

Supervisor
Dr. rer. pol. Dedy Dwi Prastyo, S.Si, M.Si
Dra. Wiwiek Setya Winahyu, MS

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016**

LEMBAR PENGESAHAN

**ANALISIS SURVIVAL LAJU PERBAIKAN KLINIS
PASIEN PENYAKIT JANTUNG KORONER
DI RSUD dr.SOETOMO SURABAYA
DENGAN PENDEKATAN MULTIPLE PERIOD LOGIT**

TUGAS AKHIR

**Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains**

pada

**Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember**

Oleh :

**HESTIN NURINDAH LESTARI
NRP. 1312 100 021**

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

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

**Dra. Wiwiek Setya Winahyu, MS
NIP. 19560424 198303 2 001**




Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

**Dr. Suhartono, M.Sc
NIP. 19710929 199512 1 001**

SURABAYA, JULI 2016



**ANALISIS SURVIVAL LAJU PERBAIKAN KLINIS PASIEN
 PENYAKIT JANTUNG KORONER DI RSUD dr.SOETOMO
 SURABAYA DENGAN PENDEKATAN
 MULTIPLE PERIOD LOGIT**

Nama : Hestin Nurindah Lestari
NRP : 1312100021
Jurusan : Statistika FMIPA – ITS
Dosen Pembimbing : Dr. rer. pol. Dedy Dwi P, S.Si, M.Si
Co. Dosen Pembimbing : Dra. Wiwiek Setya W, MS

ABSTRAK

Penyakit Jantung Koroner (PJK) merupakan salah satu dari sepuluh penyakit yang berbahaya di dunia. Terdapat berbagai macam faktor yang dapat menyebabkan PJK. Dengan banyaknya angka penderita PJK maka diperlukan penanganan yang tepat. Kualitas dari penanganan dapat dilihat dari waktu yang dibutuhkan pasien hingga mengalami perbaikan klinis dan dinyatakan keluar dari rumah sakit. Pada penitian ini dibahas mengenai laju perbaikan klinis penderita PJK menggunakan analisis survival dengan pendekatan model multiple period logit. Kasus yang diangkat dalam penelitian ini adalah laju perbaikan klinis pasien rawat inap PJK di RSUD dr. Soetomo Surabaya. Laju perbaikan klinis dilihat dari pasien keluar rumah sakit dengan kondisi sembuh atau membaik. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari data rekam medis pasien rawat inap PJK di RSUD dr. Soetomo Surabaya pada tahun 2015. Variabel yang digunakan terdiri dari waktu dan status pasien sebagai variabel respon dan dua belas variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap laju perbaikan klinis. Model terbaik diperoleh dengan menggunakan metode stepwise dengan menggunakan tiga variabel. Dan didapatkan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap laju perbaikan klinis adalah variabel laju pernapasan.

Kata Kunci : Model Hazard, Multiple Period Logit, Penyakit Jantung Koroner, dan Survival Analysis

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

**SURVIVAL ANALYSIS OF RECOVERY RATE OF
CORONARY HEART DISEASE PATIENTS IN RSUD
dr. SOETOMO SURABAYA WITH MULTIPLE PERIOD
LOGIT APPROXIMATION**

Name	:	Hestin Nurindah Lestari
NRP	:	1312100021
Department	:	Statistics FMIPA – ITS
Supervisor	:	Dr. rer. pol. Dedy Dwi P, S.Si, M.Si
Co. Supervisor	:	Dra. Wiwiek Setya W, MS

ABSTRACT

Coronary Heart Disease (CHD) is one of ten most deadly diseases in this world. There are so many factors that cause Coronary Heart Disease. We need best treatment to treat CHD victim, because their number increasing. We can see CHD treatment quality from how much treatment time for patients until they discharged from hospital. In that case, this research discussed about survival analysis of the rate clinical healing improvement CHD patients with multiple period logit model approximation. This research appoint to the recovery rate of CHD hospitalized patients in Dr. Soetomo public hospital, Surabaya. This research using secondary data that acquired from medical records of CHD hospitalized patients in Dr. Soetomo public hospital at 2015. Variables that used are consisting of time and patient's condition as response variable, and twelve predictor variable that suspected to affect the rate of clinical improvement. The best model obtainable by stepwise method that using three variable. This research also gained a variable that has significant influence to rate of clinical improvement is rate of respiration variable.

Keywords: *Model Hazard, Multiple Period Logit, Coronary Heart Disease, and Survival Analysis*

(This page intentionally left blank)

DAFTAR ISI

halaman

HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vii
KATA PENGANTAR	ix
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	4
1.3 Tujuan	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Analisis <i>Survival</i>	7
2.1.1 Fungsi <i>Survival</i> dan Fungsi <i>Hazard</i>	8
2.1.2 Kurva <i>Survival Kaplan-Meier</i> dan <i>Log-Rank</i>	9
2.2 <i>Multiple Period Logit</i>	11
2.2.1 Fungsi Likelihood.....	12
2.2.2 Penaksiran Parameter.....	13
2.2.3 Uji Signifikansi Parameter.....	15
2.2.4 Seleksi Model Terbaik.....	16
2.2.5 Interpretasi Parameter.....	16
2.3 Penyakit Jantung Koroner.....	17
2.1.1 Faktor Resiko Penyakit Jantung Koroner	17
2.1.2 Pemeriksaan Fisik	18
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	21
3.1 Sumber Data	21
3.2 Variabel Penelitian.....	21

3.3 Struktur Data Penelitian	23
3.4 Langkah Penelitian.....	24
3.5 Diagram Alir Penelitian	24
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	29
4.1 Karakteristik Pasien Penyakit Jantung Koroner	29
4.1.1 Kurva <i>Survival Kaplan-Meier</i>	29
4.1.2 Statistika Deskriptif	32
4.1.3 Karakteristik Variabel Pemeriksaan Tanda Vital.....	34
4.1.4 Karakteristik Variabel Pemeriksaan Laboratorium	36
4.2 Pemodelan <i>Multiple Period Logit</i> secara Univariat	41
4.2.1 Variabel Tekanan Darah <i>Systole</i>	41
4.2.2 Variabel Tekanan Darah <i>Diastole</i>	42
4.2.3 Variabel Laju Pernapasan (<i>Respiratory Rate</i>) ..	43
4.2.4 Variabel Laju Detak Jantung (<i>Heart Rate</i>)	44
4.2.5 Variabel Kadar Gula Darah	44
4.2.6 Variabel BUN (<i>Blood Urea Nitrogen</i>)	45
4.2.7 Variabel Kretinin Serum	46
4.2.8 Variabel WBC (<i>White Blood Cell</i>)	46
4.2.9 Variabel RBC (<i>Red Blood Cell</i>)	47
4.2.10 Variabel HGB (<i>Hemoglobin</i>)	48
4.2.11 Variabel HCT (<i>Hematrocit</i>)	48
4.2.12 Variabel PLT (Trombosit)	49
4.3 Pemodelan <i>Multiple Period Logit</i> secara Multivariat.	50
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	57
5.1 Kesimpulan	57
5.2 Saran	58
DAFTAR PUSTAKA	59
LAMPIRAN	61

DAFTAR GAMBAR

halaman

Gambar 3.1	Diagram Alir Penelitian	25
Gambar 4.1	Kurva <i>Survival Kaplan-Meier</i> Penderita PJK	30
Gambar 4.2	Kurva <i>Survival Kaplan-Meier</i> Penderita PJK berdasarkan Jenis Kelamin.....	31
Gambar 4.3	<i>Matrix Plot</i> Variabel Pemeriksaan Tanda Vital	35
Gambar 4.4	<i>Boxplot</i> Variabel Gula Darah	37
Gambar 4.5	<i>Boxplot</i> Variabel BUN	37
Gambar 4.6	<i>Boxplot</i> Variabel Kreatinin Serum	38
Gambar 4.7	<i>Boxplot</i> Variabel WBC	38
Gambar 4.8	<i>Boxplot</i> Variabel RBC	39
Gambar 4.9	<i>Boxplot</i> Variabel HGB	40
Gambar 4.10	<i>Boxplot</i> Variabel HCT	40
Gambar 4.11	<i>Boxplot</i> Variabel PLT	41

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

halaman

Tabel 3.1	Variabel Penelitian	22
Tabel 3.2	Definisi Variabel	23
Tabel 3.3	Struktur Data	23
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif.....	32
Tabel 4.2	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Tekanan Darah <i>Systole</i>	42
Tabel 4.3	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Tekanan Darah <i>Diastole</i>	42
Tabel 4.4	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Laju Pernapasan	43
Tabel 4.5	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Laju Detak Jantung	44
Tabel 4.6	Estimasi Parameter Model untuk Variabel Kadar Gula Darah	44
Tabel 4.7	Estimasi Parameter Model untuk Variabel BUN ...	45
Tabel 4.8	Estimasi Parameter Model untuk Variabel SK	46
Tabel 4.9	Estimasi Parameter Model untuk Variabel WBC ...	46
Tabel 4.10	Estimasi Parameter Model untuk Variabel RBC ...	47
Tabel 4.11	Estimasi Parameter Model untuk Variabel HGB ...	48
Tabel 4.12	Estimasi Parameter Model untuk Variabel HCT	49
Tabel 4.13	Estimasi Parameter Model untuk Variabel PLT	49
Tabel 4.14	Perbandingan Seleksi Variabel Tanda Vital	51
Tabel 4.15	Perbandingan Seleksi Variabel Keseluruhan	52
Tabel 4.16	Nilai AIC dari Seleksi Variabel	52
Tabel 4.17	Estimasi Parameter model <i>Multiple Period Logit</i> ...	53

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR LAMPIRAN

halaman

Lampiran 1 Surat Pernyataan Legalitas Data	61
Lampiran 2 Data Pasien Penyakit Jantung Koroner di RSUD dr. Soetomo	62
Lampiran 3 Kurva <i>Kaplan-Meier</i>	63
Lampiran 4 Statistika Deskriptif	65
Lampiran 5 Deskripsi Variabel Tekanan Darah <i>Systole</i>	66
Lampiran 6 Deskripsi Variabel Tekanan Darah <i>Diastole</i>	70
Lampiran 7 <i>Syntax Model Multiple Period Logit</i> secara Multivariat	74
Lampiran 8 Model <i>Multiple Period Logit</i> tanpa Variabel yang Nilai Signifikansinya Paling Rendah	86
Lampiran 9 <i>Syntax Model Multiple Period Logit</i> secara Univariat	95

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Penyakit kardiovaskular merupakan salah satu penyebab kematian terbesar di dunia. Menurut badan kesehatan dunia (WHO, 2016), pada tahun 2012, diestimasikan sekitar 17,5 juta orang di dunia meninggal karena penyakit kardiovaskular. Dengan kata lain sekitar 31% dari kematian dunia disebabkan oleh penyakit kardiovaskular, dengan 80% terjadi di negara yang berpenghasilan rendah dan menengah (American Heart Association, 2015). Penyakit kardiovaskular adalah penyakit yang disebabkan oleh gangguan fungsi jantung dan pembuluh darah, seperti penyakit jantung koroner, gagal jantung, dan *stroke*. (Kementerian Kesehatan RI, 2014).

Penyakit jantung yang paling sering ditemui adalah penyakit jantung koroner dan gagal jantung/*stroke*. Dari banyaknya jumlah kematian yang disebabkan oleh penyakit jantung, 7,4 juta orang meninggal karena penyakit jantung koroner (WHO, 2015). Penyakit jantung koroner adalah suatu gangguan fungsi jantung akibat otot jantung yang kekurangan darah karena adanya penyempitan pembuluh darah koroner (Kementerian Kesehatan RI, 2013).

Menurut *American Heart Association* (AHA, 2015), faktor resiko yang menyebabkan penyakit jantung koroner antara lain adalah kebiasaan merokok, aktivitas fisik, obesitas, kolesterol tinggi, tekanan darah tinggi/hipertensi, dan kadar gula dalam darah. Anwar (2004) telah melakukan penelitian tentang faktor resiko penyakit jantung koroner. Dari penelitian tersebut didapatkan faktor utama penyakit jantung koroner adalah hipertensi, hiperkolesterol/kolesterol tinggi, dan merokok.

Di Indonesia, prevalensi atau jumlah keseluruhan kasus penyakit jantung koroner yang terjadi pada tahun 2013 berdasarkan diagnosis dokter sebesar 0,5% atau diperkirakan sekitar 883.447 orang, sedangkan berdasarkan diagnosis gejala sebesar

1,5% atau diperkirakan sekitar 2.650.340 orang. Berdasarkan diagnosis dokter, estimasi jumlah penderita penyakit jantung koroner terbanyak terdapat di Provinsi Jawa Barat sebanyak 160.812 orang (0,5%), sedangkan Provinsi Maluku Utara memiliki jumlah penderita paling sedikit yaitu sebanyak 1.436 orang (0,2%). Berdasarkan diagnosis gejala, estimasi jumlah penderita penyakit jantung koroner terbanyak terdapat di provinsi Jawa Timur sebanyak 375.127 orang, sedangkan jumlah penderita paling sedikit ada di Provinsi Papua Barat yaitu sebanyak 6.690 orang (Kementerian Kesehatan RI, 2014).

Penelitian mengenai kasus jantung koroner selama ini kebanyakan mengarah ke faktor-faktor resiko yang menyebabkan penyakit tersebut. Dalam ilmu statistika, analisis *survival* dapat digunakan untuk menganalisis ketahanan hidup. Analisis *survival* merupakan metode yang digunakan untuk menganalisis data yang berkaitan dengan lama waktu hingga suatu *event* terjadi. Analisis *survival* terbagi menjadi dua bentuk, yaitu fungsi *survival* dan fungsi *hazard*. Fungsi *survival* menyatakan probabilitas objek hingga tidak terjadinya suatu *event (failure)*, sedangkan fungsi *hazard* menyatakan laju *failure* suatu objek (Kleinbaum & Klein, 2012).

Wijaya (2015) telah melakukan penelitian dengan menggunakan salah satu aplikasi dari analisis *survival*, yaitu regresi *cox proportional hazard*. Penelitiannya membahas tentang laju perbaikan klinis pasien penyakit sindrom koroner akut (SKA). Hasil penelitian tersebut mendapatkan hasil model dengan faktor yang mempengaruhi laju perbaikan klinis pasien SKA yang terdiri dari status penyakit dislipidemia, diabetes melitus, hipertensi dan profil hemodinamik. Penelitian tersebut menggunakan variabel yang berskala kategori bukan nilai berskala rasio yang dapat dilakukan perbandingan. Selain itu, pengambilan data yang digunakan sebagai variabel hanya berdasarkan kondisi awal pasien dan tidak dilakukan secara berkelanjutan. Padahal, kondisi pasien dapat berubah-ubah setiap waktu berdasarkan efek dari penyakit yang diderita.

Untuk memodelkan suatu kegagalan (*failure*) dengan kondisi objek yang dapat berubah-ubah setiap waktunya dapat digunakan *hazard* model (Shumway, 2001). *Hazard* model merupakan model yang terbentuk dari *hazard rate* dengan mengikutsertakan variabel prediktor yang mempengaruhi laju *hazard* tersebut. Variabel dependen yang digunakan dalam model *hazard* adalah waktu yang dibutuhkan hingga terjadinya *event* atau *failure*. Untuk mendapatkan model *hazard* dapat dilakukan dengan berbagai pendekatan. Diantaranya dengan menggunakan pendekatan logit, probit, dan regresi Cox. Shumway (2001) pernah melakukan permodellen *hazard* dengan menggunakan pendekatan logit pada data finansial untuk memprediksi kebangkrutan perusahaan-perusahaan di Amerika Serikat. Prediksi yang didapatkan dalam penelitian tersebut menghasilkan prediksi yang menyertakan pertimbangan variabel prediktor yang mempengaruhi kondisi masing-masing perusahaan di setiap waktunya. Karena variabel prediktor yang digunakan memiliki nilai yang berbeda setiap waktu hingga event terjadi, maka pendekatan logit yang digunakan disebut dengan *multiple period logit*. Selain itu, Pagano, Panetta, dan Zingales (1998) berpendapat bahwa estimasi model *multiple period logit* merupakan model *hazard*.

Di bidang kesehatan, kematian seseorang dapat dianalogikan dengan kebangkrutan perusahaan. Selain itu, untuk beberapa macam penyakit, seperti penyakit jantung koroner, kematian dapat disebabkan oleh beberapa faktor klinis pasien yang berubah-ubah setiap waktunya. Sehingga, dalam penelitian ini akan dilakukan analisis survival dengan pendekatan model *multiple period logit* dengan kasus pasien penyakit jantung koroner di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) dr. Soetomo Surabaya. RSUD dr. Soetomo merupakan pusat pendidikan dan rujukan terbesar di wilayah Indonesia bagian Timur. Sebagai rumah sakit rujukan terbesar di Jawa Timur, RSUD dr. Soetomo dapat dikatakan sebagai rumah sakit yang mewakili seluruh rumah sakit yang ada di Provinsi Jawa Timur mengingat Provinsi Jawa Timur merupakan wilayah dengan estimasi jumlah penderita penyakit jantung koroner

terbanyak di Indonesia tahun 2013 berdasarkan diagnosis dan gejala.

1.2 Perumusan Masalah

Penyakit jantung koroner merupakan salah satu penyakit yang termasuk dalam sepuluh penyakit tidak menular paling berbahaya di dunia. Sehingga, diperlukan penanganan yang tepat untuk mengatasi penyakit tersebut dengan memperhatikan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Kualitas penanganan dapat dilihat dari laju perbaikan klinis pasien PJK. Laju perbaikan klinis pasien PJK dapat dianalisis dan dimodelkan dalam model *hazard* dengan pendekatan *multiple period logit*. Model yang dihasilkan, dapat digunakan sebagai tambahan informasi untuk penanganan pasien PJK dengan memperhatikan faktor-faktor yang berpengaruh. Berdasarkan uraian tersebut, permasalahan yang dibahas dalam penelitian ini adalah mengenai permodelan laju perbaikan klinis pasien PJK di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

1.3 Tujuan

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

1. Mendeskripsikan karakteristik penderita penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya dengan menggunakan kurva *survival* dan statistika deskriptif.
2. Mendapatkan model terbaik laju perbaikan klinis pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya dengan menggunakan model *multiple period logit*.
3. Mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi laju perbaikan klinis pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya.

1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan penelitian ini adalah memberikan informasi tambahan bagi RSUD dr. Soetomo Surabaya mengenai permodelan laju perbaikan klinis pasien PJK di RSUD dr. Soetomo Surabaya dengan memperhatikan faktor-faktor yang berpengaruh. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat

berguna untuk menambah wawasan dan pengetahuan pada penelitian selanjutnya tentang *metode multiple period logit*.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah yang digunakan dalam penelitian ini adalah pasien yang diteliti merupakan pasien rawat inap penyakit jantung koroner di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) dr. Soetomo Surabaya periode tahun 2015. Selain itu, faktor yang digunakan untuk mengetahui pengaruhnya terhadap PJK diambil dari faktor-faktor klinis pasien PJK yang memiliki data yang bersifat kontinyu.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis *Survival*

Analisis *survival* merupakan suatu metode statistik dimana variabel yang diperhatikan adalah waktu hingga terjadinya suatu kejadian (*event*) atau sering disebut waktu *survival*. Waktu *survival* adalah waktu yang diperoleh dari suatu pengamatan terhadap objek yang dicatat dari awal sampai terjadinya *event* (Kleinbaum & Klein, 2012). Dalam analisis *survival* kesehatan, *event* dibagi menjadi dua yaitu *event* positif dan *event* negatif. *Event* positif adalah kejadian objek sembuh atau membaik dari penyakit. Sedangkan *event* negatif adalah kejadian objek meninggal atau penyakit yang diderita kambuh.

Ada tiga faktor yang harus diperhatikan dalam menentukan waktu *survival* menurut (Cox, 1972), yakni:

1. waktu awal (*time origin/starting point*) suatu kejadian,
2. *event* dari keseluruhan kejadian harus jelas, dan
3. skala pengukuran sebagai bagian dari waktu harus jelas.

Apabila waktu *survival* tidak diketahui secara pasti, maka data tersebut termasuk data tersensor (*censored data*). Penyebab terjadinya datja tersensor antara lain.

1. *Termination of study*, yakni masa penelitian berakhir se-mentara objek yang diobservasi belum mencapai *event*.
2. *Lost of follow up*, yakni bila objek tidak mengikuti *treatment* yang diberikan sampai masa penelitian berakhir, misalnya pindah atau menolak untuk berpartisipasi.
3. *Withdraws from study*, yakni *treatment* dihentikan karena alasan tertentu, misalnya pengobatan yang diberikan memberikan efek buruk terhadap kesehatan pasien atau meninggal bukan disebabkan oleh penyakit yang diteliti.

Secara umum, analisis *survival* bertujuan untuk:

1. Mengestimasi dan menginterpretasikan fungsi *survival* dan fungsi *hazard*.
2. Membandingkan fungsi *survival* dan fungsi *hazard*.

3. Menentukan hubungan antara variabel prediktor terhadap waktu *survival*.

2.1.1 Fungsi Survival dan Fungsi Hazard

Pada analisis *survival* terdapat dua macam fungsi yang sering digunakan yaitu fungsi *survival* dan fungsi *hazard*. Fungsi *survival* dinotasikan dengan $S(t)$, yang didefinisikan sebagai probabilitas objek dapat bertahan lebih dari waktu tertentu atau tidak terjadinya suatu *event (failure)* (Kleinbaum & Klein, 2012). Fungsi *survival* jika dinyatakan dalam bentuk distribusi kumulatif sebagai berikut:

$$S(t) = P(T > t) = \int_t^{\infty} f(u)du \quad (2.1)$$

dimana T merupakan waktu yang dibutuhkan objek untuk mengalami sebuah *event (failure)* dalam kata lain dapat disebut sebagai *time to failure*. Sedangkan fungsi *hazard* yang dinotasikan $h(t)$ menyatakan laju terjadinya *event (failure)* suatu objek. Secara matematis fungsi *hazard* dapat dirumuskan sebagai berikut :

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T > t)}{\Delta t} \quad (2.1)$$

Berdasarkan definisi di atas, dapat diperoleh hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi *hazard* dengan menggunakan teori probabilitas bersyarat $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$, dimana $P(A \cap B)$ adalah suatu probabilitas kejadian bersama antara A dan B. Nilai probabilitas bersyarat dari definisi fungsi *hazard* adalah sebagai berikut :

$$\frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{P(T > t)} = \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{S(t)}$$

dimana $F(t)$ adalah fungsi distribusi dari T, sehingga diperoleh:

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left\{ \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right\} \frac{1}{S(t)} \quad (2.2)$$

dengan

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

merupakan definisi derivatif dari $F(t)$. Sehingga hubungan antara fungsi survival dan fungsi hazard adalah sebagai berikut:

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (2.3)$$

Apabila $F(t) = 1 - S(t)$, maka dapat dituliskan sebagai $\int_0^t f(u) du = 1 - S(t)$, jika keduanya diturunkan terhadap t , maka $f(t) = \frac{d(1-S(t))}{dt}$, dan diperoleh nilai $h(t)$ sebagai berikut.

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{\left(\frac{d(1-S(t))}{dt}\right)}{S(t)} \\ &= \frac{\left(-\frac{d(S(t))}{dt}\right)}{S(t)} \\ &= -\frac{d(S(t))}{dt} \cdot \frac{d \ln S(t)}{dS(t)} \\ &= -\frac{d \ln S(t)}{dt} \end{aligned}$$

Dengan mengintegralkan dari kedua fungsi tersebut, maka diperoleh

$$\begin{aligned} - \int_0^t h(u) du &= \int_0^t \frac{1}{S(u)} d(S(u)) \\ &= \ln S(u)|_0^t \\ &= \ln S(t) - \ln S(0) \\ &= \ln S(t) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Fungsi hazard kumulatif dinyatakan dengan $H(t) = \int_0^t h(u) du$, sehingga $-H(t) = \ln S(t)$.

2.1.2 Kurva Survival Kaplan-Meier dan Log-Rank

Kurva survival *Kaplan-Meier* merupakan kurva yang menggambarkan hubungan antara estimasi fungsi *survival* pada waktu t dengan waktu *survival*. Seperti kurva pada umumnya, kurva survival Kaplan-Meier terdiri dari dua sumbu, sumbu vertikal menggambarkan estimasi fungsi survival dan sumbu hori-

zontal menggambarkan waktu survival. Estimasi fungsi survival didapat dari persamaan berikut.

$$\begin{aligned}
 \hat{S}(t_n) &= \prod_{i=1}^n \hat{P}[T > t_i \mid T \geq t_i] \\
 &= \prod_{i=1}^{n-1} \hat{P}[T > t_i \mid T \geq t_i] \times \hat{P}(T > t_n \mid T \geq t_n) \\
 &= \hat{S}(t_{n-1}) \times \hat{P}(T > t_n \mid T \geq t_n)
 \end{aligned} \tag{2.5}$$

Kurva Kaplan-Meier juga dapat menggambarkan hubungan estimasi fungsi survival dengan waktu survival berdasarkan kelompok faktor yang diamati. Dari kurva survival *Kaplan-Meier* yang terbentuk, lalu dilanjutkan dengan uji Log-Rank untuk membandingkan kurva survival dalam kelompok yang berbeda.

Hipotesis:

H_0 : Tidak ada perbedaan kurva survival antar kelompok berbeda

H_1 : Minimal terdapat satu perbedaan kurva survival antar kelompok berbeda

Statistik Uji:

$$\chi^2_{hitung} = \sum_{g=1}^G \frac{(O_g - E_g)^2}{E_g} \tag{2.6}$$

Dengan:

$$O_g = \sum_{i=1}^n (m_{gi} - e_{gi})$$

$$e_{gi} = \left(\frac{n_{gi}}{\sum_{g=1}^G \sum_{i=1}^n n_{gi}} \right) (\sum_{g=1}^G \sum_{i=1}^n m_{gi})$$

Keterangan:

O_g = nilai observasi individu kelompok ke-g

E_g = nilai ekspektasi individu kelompok ke-g

m_{gi} = jumlah individu yang mengalami event dalam kelompok ke-g pada waktu $t_{(i)}$

n_{gi} = jumlah individu yang beresiko gagal seketika pada kelompok ke-i sebelum waktu $t_{(i)}$

e_{gi} = nilai ekspektasi dalam kelompok ke-g pada waktu $t_{(i)}$

G = banyak kelompok

Dapat dikatakan tolak H_0 apabila nilai $\chi^2_{\text{hitung}} > \chi^2_{\alpha, (G-1)}$ sehingga dapat disimpulkan bahwa minimal terdapat satu perbedaan kurva survival antar kelompok yang berbeda.

2.2 Multiple Period Logit

Model *multiple 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 kejadian gagal dan sukses. Model logit tersebut memerlukan asumsi binomial yang merupakan dasar dari analisis survival (Efron, 1987). Dalam matematis dapat dituliskan sebagai berikut :

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

Apabila diketahui nilai variabel prediktor (x), maka peluang y dalam model logit dapat dituliskan $h(x) = P(y = 1|x)$ dan $1 - h(x) = P(y = 0|x)$. Dalam model *hazard* $h(x)$ merupakan hazard rate yang merupakan peluang *event (failure)* terjadi pada setiap t . Model logit dengan variabel penjelas sebanyak k memiliki bentuk matematis

$$\begin{aligned} g(x) = \text{logit}[h(x)] &= \log\left(\frac{h(x)}{1-h(x)}\right) \\ &= \theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k \\ &= \sum_{k=0}^K \theta_k x_k \end{aligned} \tag{2.7}$$

jika persamaan (2.7) diubah menjadi bentuk eksponensial maka akan diperoleh bentuk

$$h(x) = \frac{e^{\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k}}{1 + e^{\theta_0 + \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k}} \tag{2.8}$$

Dalam model *multiple period logit*, nilai y dan x pada setiap pengamatan berubah pada setiap waktu. Sehingga, nilai variabel

prediktor, x , dan variabel respon, y , memiliki nilai yang berbeda setiap waktu sampai terjadinya *event (failure)*. Peluang y dalam model *multiple period logit* dapat dituliskan $h(t, x) = P(y = 1|x_t)$ 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 penjelas dengan nilai yang berbeda setiap t , memiliki bentuk matematis

$$\begin{aligned} g(t, x) &= \log \left(\frac{h(t, x; \theta)}{1 - h(t, x; \theta)} \right) \\ &= \log \left(\frac{h(t, x; \theta)}{S(t, x; \theta)} \right) \end{aligned} \quad (2.9)$$

2.2.1 Fungsi Likelihood

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

$$f(y_i) = [h(t_i, x_i; \theta)]^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \theta)]^{1-y_i} \quad (2.10)$$

dikarenakan pengamatan yang dilakukan bersifat independen, maka didapatkan fungsi likelihood seperti berikut :

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^n [h(t_i, x_i; \theta)]^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \theta)]^{1-y_i} \quad (2.11)$$

Fungsi survival $S(t_i, x_i)$ memiliki batasan waktu kurang darit t_i dalam *hazard rate* $h(t_i, x_i)$. Cox dan Oakes (1984) menunjukkan fungsi survival waktu diskrit sebagai berikut

$$S(t_i, x) = \prod_{j < t_i} [1 - h(j, x_i; \theta)] \quad (2.12)$$

Karena nilai fungsi *survival* $S(t_i, x_i)$ merupakan fungsi dari pengamatan sebelum *event* terjadi atau $P(y = 0|x_t)$ maka dari persamaan (2.12), maka didapatkan fungsi likelihood dari model *multiple period logit* menjadi

$$L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})^{y_i} S(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta}) \quad (2.13)$$

2.2.2 Penaksiran Parameter

Penaksiran parameter pada regresi logistik pada umumnya menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Untuk memaksimumkan fungsi likelihood yang ada pada persamaan (2.13), akan lebih mudah diselesaikan dalam bentuk $\ln L(\boldsymbol{\theta})$ yang dapat dituliskan dalam bentuk persamaan berikut.

$$\begin{aligned} \ln L(\boldsymbol{\theta}) &= \ln \left[\prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})^{y_i} S(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta}) \right] \\ &= \ln \left[\prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})^{y_i} \prod_{j < t_i} [1 - h(j, x_i; \boldsymbol{\theta})] \right] \\ &= \ln \left[\prod_{i=1}^n h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})^{y_i} [1 - h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})]^{1-y_i} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n [y_i \ln(h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})) + (1 - y_i) \ln(1 - h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta}))] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \ln \left(\frac{h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})}{1 - h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})} \right) + \ln(1 - h(t_i, x_i; \boldsymbol{\theta})) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{k=0}^K \theta_k x_k + \ln \left(1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_k} \right)^{-1} \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[y_i \sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik} - \ln \left(1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}} \right) \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{k=0}^K \theta_k y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n \ln \left(1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}} \right) \end{aligned} \quad (2.14)$$

Nilai $L(\boldsymbol{\theta})$ akan maksimum apabila dilakukan penurunan fungsi terhadap $\boldsymbol{\theta}$ dan hasilnya sama dengan 0, atau dapat dituliskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \frac{\partial L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_k} &= \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n x_{ik} \left(\frac{e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}}{1 + e^{\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}}} \right) \\ 0 &= \sum_{i=1}^n y_i x_{ik} - \sum_{i=1}^n x_{ik} h(t_i, x_i; \theta) \end{aligned} \quad (2.15)$$

Persamaan (2.15) bukan merupakan fungsi linier dalam θ sehingga taksiran θ dicari dengan menggunakan numerik salah satunya adalah dengan metode *Newton-Raphson*. Sehingga, diperlukan turunan kedua likelihood. H merupakan matriks Hessian yang berisi turunan kedua $L(\theta)$ yang ditunjukkan pada persamaan berikut.

$$\begin{aligned} \mathbf{H} &= \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1^2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1 \partial \theta_2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1 \partial \theta_3} & \cdots & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_1 \partial \theta_K} \\ \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_2 \partial \theta_1} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_2^2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_2 \partial \theta_3} & \cdots & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_2 \partial \theta_K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_K \partial \theta_1} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_K \partial \theta_2} & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_K \partial \theta_3} & \cdots & \frac{\partial^2 L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_K^2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n x_{ii}^2 h_i (1-h_i) & \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} h_i (1-h_i) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{ik} h_i (1-h_i) \\ \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{i2} h_i (1-h_i) & \sum_{i=1}^n x_{ii}^2 h_i (1-h_i) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{i2} x_{ik} h_i (1-h_i) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n x_{i1} x_{ik} h_i (1-h_i) & \sum_{i=1}^n x_{i2} x_{ik} h_i (1-h_i) & \cdots & \sum_{i=1}^n x_{ik}^2 h_i (1-h_i) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.16)$$

Dari persamaan (2.16) dapat dilakukan prosedur *Newton-Raphson* untuk mencari taksiran θ hingga dicapai hasil yang konvergen dengan,

$$h_i = \frac{e^{\left(\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}\right)}}{1 + e^{\left(\sum_{k=0}^K \theta_k x_{ik}\right)}} \quad (2.17)$$

2.2.3 Uji Signifikansi Parameter

Model dikatakan signifikan apabila model telah diuji secara serentak dan parsial.

a. Pengujian serentak

Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio likelihood.

Hipotesis :

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

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

Statistik uji :

$$\begin{aligned} \chi^2_{\text{hitung}} &= -2 \ln \left[\frac{\text{likelihood tanpa variabel bebas}}{\text{likelihood dengan variabel bebas}} \right] \\ &= -2 \ln \left[\frac{\left(\frac{\sum_i y_i}{n} \right)^{\sum_i y_i} \left(\frac{\sum_i (1-y_i)}{n} \right)^{\sum_i (1-y_i)}}{\prod_{i=1}^n \hat{h}_i^{y_i} (1-\hat{h}_i)^{1-y_i}} \right] \end{aligned} \quad (2.18)$$

Dengan keputusan tolak H_0 jika χ^2_{hitung} lebih besar dari $\chi^2_{\alpha,(k)}$ atau nilai p-value kurang dari α .

b. Pengujian parsial

Pengujian parsial atau individu dilakukan dengan menggunakan uji Wald

Hipotesis :

$$H_0 : \theta_k = 0$$

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

Statistik uji :

$$W_k = \left[\frac{\hat{\theta}_k}{\hat{SE}(\hat{\theta}_k)} \right]^2 \quad (2.19)$$

Dengan keputusan tolak H_0 jika W_k lebih besar dari $\chi^2_{\alpha,(1)}$ atau nilai *p-value* kurang dari α .

2.2.4 Seleksi Model Terbaik

Seleksi model terbaik digunakan untuk mendapatkan model terbaik yang menggambarkan hubungan antara variabel respon dan prediktor. Prosedur seleksi model terbaik dapat menggunakan metode *forward*, *backward*, dan *stepwise*. Cara untuk membandingkan sejumlah kemungkinan model yaitu berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC). Nilai AIC didapatkan dari:

$$AIC = -2 \ln L(\hat{\theta}) + 2k \quad (2.20)$$

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

2.2.5. Interpretasi Parameter

Interpretasi parameter digunakan untuk memaparkan hubungan antara variabel Y dan X . Pada regresi logistik interpretasi parameter terbagi menjadi *dichotomous*, *polychotomous*, dan kontinu. (Hosmer & Lemeshow, 2000)

Pada penelitian ini variabel independen bersifat kontinu sehingga interpretasi parameter yang akan dibahas hanya variabel independen berupa kontinu. Pada interpretasi parameter variabel kontinu, diasumsikan bahwa logit berupa liner,

$$h(x) = \theta_0 + \theta_1 x \quad (2.21)$$

Persamaan (2.21) memiliki arti bahwa θ_1 memberikan perubahan pada log odds peningkatan satu unit pada x sehingga, nilai $\theta_1 = h(x+1) - h(x)$ untuk semua nilai x .

2.3 Penyakit Jantung Koroner

Penyakit jantung koroner (PJK) adalah penyakit jantung yang terutama disebabkan karena penyempitan pembuluh darah arteri koronaria akibat proses aterosklerosis atau spasme atau kombinasi keduanya. Aterosklerosis merupakan proses terbentuknya plak pada dinding pembuluh darah jantung secara perlahan. Plak tersebut dapat terjadi karena penumpukan lemak, penimbunan jaringan ikat, pengapuran, pembekuan darah, dan lain-lain. Penumpukan plak tersebut mengakibatkan daerah otot jantung dan sekitarnya tidak mendapatkan aliran darah sama sekali atau aliran darahnya sangat sedikit sehingga tidak dapat memaksimalkan kerja jantung. Kondisi jantung yang tidak bisa bekerja secara maksimal disebut dengan infark. Gejala dari infark umumnya terjadi nyeri dada yang terasa berat, terasa seperti meremas-remas dan menjalar hingga ke leher, rahang, bahu, atau lengan.

2.3.1 Faktor Resiko Penyakit Jantung Koroner

Beberapa penelitian yang dilakukan sebelumnya, terdapat banyak faktor yang mempercepat proses aterosklerosis. Faktor tersebut dikenal dengan faktor resiko resiko penyebab PJK. Faktor resiko tersebut antara lain, hipertensi, dislipidemia, kebiasaan merokok, overweight (obesitas), diabetes, riwayat keluarga, dan usia (Vlodaver, Wilson, & Garry, 2012).

a. Usia

Dengan bertambahnya usia, berarti umur dari organ sel dalam manusia juga bertambah tua. Hal tersebut, menyebabkan turunnya kemampuan organ untuk melakukan tugasnya dalam tubuh. Rosmiatin pada tahun 2012 telah melakukan penelitian terhadap faktor resiko yang berpengaruh pada PJK dan didapatkan kesimpulan bahwa usia memiliki pengaruh yang signifikan terhadap PJK.

b. Riwayat keluarga

Angka kejadian PJK cenderung lebih tinggi pada objek yang memiliki keturunan penyakit PJK dan PJK cenderung terjadi relatif dini pada objek yang keturunannya menderita PJK dini.

c. Merokok

Rokok dapat menyebabkan beban miokard bertambah karena rangsangan oleh katekolamin dan menurunnya konsumsi O₂ akibat inhalasi CO sehingga dapat menyebabkan perubahan permeabilitas dinding pembuluh darah dan merubah 5-10% Hb menjadi carboksi-Hb.

d. Hipertensi

Pada tahun 2015, Wijaya telah melakukan penelitian yang menghasilkan kesimpulan bahwa pasien yang tanpa hipertensi mengalami perbaikan klinis dua kali lebih baik dibandingkan dengan pasien yang memiliki hipertensi. Hal ini terjadi karena ke-naikan tekanan darah yang menyebabkan meningkatnya tekanan pada dinding arteri yang memicu aterosklerosis.

e. Dislipidemia

Dislipidemia merupakan kondisi kelebihan kolesterol. Kondisi ini diakibatkan karena mengonsumsi sumber makanan hewani dalam jumlah yang berlebihan. Kadar kolesterol yang normal dalam tubuh adalah kurang dari 200 mg/dl.

f. Diabetes Melitus

Timbulnya proses penebalan pembuluh darah arteri koronia pada penderita DM, sehingga menimbulkan penyempitan aliran darah ke jantung.

g. Obesitas

Obesitas adalah kelebihan jumlah lemak tubuh >19% pada la-ki-laki dan > 21% pada perempuan. Obesitas sering didapatkan bersama-sama dengan hipertensi, DM dan hipertrigliseridemi. Obesitas juga dapat meningkatkan kadar kolesterol total dan LDL kolesterol. Risiko PJK akan jelas meningkat bila berat badan mulai melebihi 20% dari berat badan ideal (Anwar, 2004).

2.3.2 Pemeriksaan Fisik

Penderita penyakit jantung yang telah mengalami kondisi yang kritis, perlu dilakukan perawatan intensif melalui rawat inap. Dalam perawatan inap di sebuah rumah sakit, terdapat standarisasi layanan masa rawat inap yang bertujuan untuk memperkecil adanya kemungkinan kesalahan atau malpraktik dari tenaga

medis. Secara umum, salah satu standarisasi masa perawatan inap adalah checklist pemeriksaan fisik secara rutin. Pemeriksaan fisik bertujuan untuk mendeteksi adanya penyakit, menentukan faktor resiko penyakit, memantau perkembangan penyakit, dan memantau efektifitas pengobatan. Selain itu, hasil dari pemeriksaan fisik memiliki peranan penting dalam pengambilan keputusan medis (Prodia, 2016).

Pemeriksaan fisik terbagi menjadi pemeriksaan tanda vital dan pemeriksaan laboratorium. Pemeriksaan tanda vital merupakan pemeriksaan yang meliputi:

a. Tekanan Darah

Tekanan darah terbagi menjadi tekanan darah *diastole* dan *systole*. Tekanan darah *diastole* adalah tekanan darah ketika jantung berkontraksi, sedangkan tekanan darah *systole* adalah tekanan darah ketika jantung relaksasi. Tekanan darah manusia normal berada pada kisaran 90/60-120/80 mmHg.

b. Denyut Jantung dan Laju Pernapasan

Laju denyut jantung dan pernapasan diperiksa dengan menghitung selama satu menit. Laju detak jantung manusia kondisi normal adalah sebanyak 60-100 kali per menit, sedangkan laju pernapasan manusia dalam kondisi normal adalah 12-20 kali per menit.

Sedangkan pemeriksaan laboratorium adalah pemeriksaan yang menggunakan sampel darah untuk mengukur beberapa variabel seperti:

a. Kadar Gula Darah

Kadar gula darah menunjukkan jumlah kadar gula dalam darah. Pada pemeriksaan gula darah, pasien diwajibkan untuk puasa selama 12 jam. Kadar gula darah dalam tubuh manusia normal berada diantara 40-121 mg/dL.

b. RBC (*Red Blood Cell*)

RBC menunjukkan banyaknya sel darah merah (eritrosit) dalam kandungan darah. Jumlah eritrosit normal dalam tubuh manusia adalah sekitar 3,6-5,46 juta/uL.

c. WBC (*White Blood Cell*)

WBC adalah banyaknya sel darah putih (leukosit) dalam kandungan darah. Jumlah leukosit normal dalam tubuh manusia sebesar 3.370-10.000/uL.

d. *BUN (Blood Urea Nitrogen)*

BUN adalah produk akhir dari metabolisme protein berupa nitrogen urea. Dalam kondisi normal, BUN berada di kisaran 10-20 mg/dL.

e. *Kreatinin Serum*

Kreatinin merupakan produk akhir metabolisme kreatin otot dan kreatin fosfat dalam hati dan dibuang melalui urin. Nilai normal kreatinin dalam darah adalah sebanyak 0,5-1,2 mg/dL

f. *HGB (Hemoglobin)*

Hemoglobin merupakan molekul dalam sel darah merah dan bertugas untuk mengangkut oksigen. Kondisi normal hemoglobin berada pada kisaran 11-16,6 g/dL.

g. *HCT (Hematocrit)*

HCT menunjukkan presentase zat padat dengan jumlah cairan darah. Nilai HCT normal manusia adalah sebesar 35,2-52,1%

h. *PLT (Trombosit)*

Trombosit komponen sel darah yang berfungsi untuk menghentikan pendarahan. Dalam kondisi normal, jumlah trombosit dalam tubuh adalah 150.000-450.000/uL.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang didapatkan dari data rekam medis pasien rawat inap penyakit jantung koroner di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) dr. Soetomo Surabaya dengan rentang waktu satu tahun yaitu pada Januari hingga Desember 2015. Data yang digunakan berjumlah sebanyak 88 data pasien rawat inap PJK, dengan jumlah status pasien membaik atau mengalami laju perbaikan klinis pada kondisi akhir sebanyak 72 pasien dan 16 data pasien dengan kondisi akhir yang tersensor atau pasien meninggal maupun pulang paksa.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan pada penelitian ini adalah variabel yang terdiri dari variabel respon dan prediktor. Variabel respon yang digunakan adalah status pasien yang keluar rumah sakit karena mengalami perbaikan klinis atau membaik sebagai *event* dan lama waktu yang dibutuhkan pasien untuk dinyatakan keluar dari rumah sakit karena kondisi klinis yang membaik dalam satu hari. Penentuan waktu dalam variabel respon adalah ketika pasien masuk rumah sakit untuk rawat inap hingga pasien keluar rumah sakit.

Sedangkan variabel prediktor yang digunakan terdiri dari 12 variabel. Variabel prediktor yang digunakan merupakan variabel yang termasuk dalam pemeriksaan pasien. Pemeriksaan pasien terbagi menjadi pemeriksaan tanda vital dan pemeriksaan laboratorium. Variabel yang termasuk dalam pemeriksaan tanda vital meliputi tekanan darah *systole*, *diastole*, laju pernapasan dan denyut jantung. Keempat variabel ini merupakan variabel yang diukur setiap harinya. Sedangkan variabel yang termasuk dalam pemeriksaan laboratorium meliputi kadar gula darah, kreatinin serum, BUN (*Blood Urea Nitrogen*), jumlah eritrosit, leukosit, hemoglobin, trombosit, dan hematokrit. Variabel pemeriksaan laboratorium merupakan variabel yang diukur paling tidak pada saat

pasien masuk rumah sakit (mengalami *treatment*) dan pada saat pasien akan keluar rumah sakit karena telah mengalami perbaikan klinis. Keterangan dari kedua belas variabel ditunjukkan pada Tabel 3.1 sebagai berikut.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Jenis Variabel	Variabel	Keterangan	Satuan	Tipe	Kategori
Respon	T	Lamanya laju perbaikan klinis pasien	Hari	Diskrit	-
	Y	Status pasien	-	Kategori	0 : Lainnya 1 : Pasien mengalami perbaikan klinis (keluar rumah sakit)
Prediktor	X_1	Tekanan darah <i>systole</i>	mmHg	Kontinu	-
	X_2	Tekanan darah <i>diastole</i>	mmHg	Kontinu	-
	X_3	<i>Respiratory rate</i> (Laju Pernapasan)	x/menit	Kontinu	-
	X_4	<i>Heart Rate</i> (Detak Jantung)	x/menit	Kontinu	-
	X_5	Jumlah kadar gula darah	mg/dL	Kontinu	-
	X_6	BUN (<i>Blood Urea Nitrogen</i>)	mg/dL	Kontinu	-
	X_7	Kreatinin Serum	mg/dL	Kontinu	-
	X_8	WBC (<i>White Blood Cell</i>)	$10^3/\mu\text{L}$	Kontinu	-
	X_9	RBC (<i>Red Blood Cell</i>)	$10^6/\mu\text{L}$	Kontinu	-
	X_{10}	HGB (<i>Hemoglobin</i>)	g/dL	Kontinu	-
	X_{11}	HCT (<i>Hematocrit</i>)	%	Kontinu	-
	X_{12}	PLT (Trombosit)	$10^3/\mu\text{L}$	Kontinu	-

Dari dua belas variabel prediktor yang disebutkan dalam Tabel 3.1 dapat dijelaskan masing-masing variabelnya dalam definisi sebagai berikut.

Tabel 3.2 Definisi Variabel

Variabel	Definisi
X_1	Besar tekanan darah ketika jantung mengalami relaksasi
X_2	Besar tekanan darah ketika jantung mengalami kontraksi
X_3	Laju pernapasan setiap menit
X_4	Laju detak jantung setiap menit
X_5	Jumlah kandungan gula dalam darah yang mengindikasikan pasien memiliki penyakit diabetes mellitus
X_6	Kandungan nitrogen urea dalam darah
X_7	Kandungan serum kreatinin dalam darah
X_8	Jumlah sel darah putih dalam darah
X_9	Jumlah sel darah merah dalam darah
X_{10}	Kadar hemoglobin dalam darah
X_{11}	Perbandingan sel darah merah terhadap volume darah
X_{12}	Jumlah trombosit dalam darah

3.3 Struktur Data Penelitian

Struktur data dalam penelitian ini dapat ditunjukkan sebagai berikut.

Tabel 3.3 Struktur Data

Pasien	t	y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	...	X_{12}
1	1	y_{11}	X_{111}	X_{211}	X_{311}	X_{411}	X_{511}	...	X_{1211}
	2	y_{12}	X_{112}	X_{212}	X_{312}	X_{412}	X_{512}	...	X_{1212}
	:	:	:	:	:	:	:	...	:
	T_1	y_{1T_1}	X_{11T_1}	X_{21T_1}	X_{31T_1}	X_{41T_1}	X_{51T_1}	...	X_{121T_1}
2	1	y_{21}	X_{121}	X_{221}	X_{321}	X_{421}	X_{521}	...	X_{1221}
	2	y_{22}	X_{122}	X_{222}	X_{322}	X_{422}	X_{522}	...	X_{1222}
	:	:	:	:	:	:	:	...	:
	T_2	y_{2T_2}	X_{12T_2}	X_{22T_2}	X_{32T_2}	X_{42T_2}	X_{52T_2}	...	X_{122T_2}
:	:	:	:	:	:	:	:	...	:
N	1	y_{11}	X_{111}	X_{211}	X_{311}	X_{411}	X_{511}	...	X_{1211}
	2	y_{12}	X_{112}	X_{212}	X_{312}	X_{412}	X_{512}	...	X_{1212}
	:	:	:	:	:	:	:	...	:
	T_N	y_{1T_N}	X_{11T_N}	X_{21T_N}	X_{31T_N}	X_{41T_N}	X_{51T_N}	...	X_{121T_N}

Pada struktur data pada Tabel 3.3 menunjukkan bahwa data merupakan data panel. Data panel merupakan gabungan dari data *cross section* dan data *time series*. Elemen pada data tersebut dapat dijelaskan seperti y_{11} merupakan nilai dari variabel y (status pasien) dari pasien pertama pada saat $t = 1$, sedangkan X_{21T_1} adalah nilai dari variabel x_2 (tekanan darah *systole*) dari pasien pertama pada saat $t = T_1$.

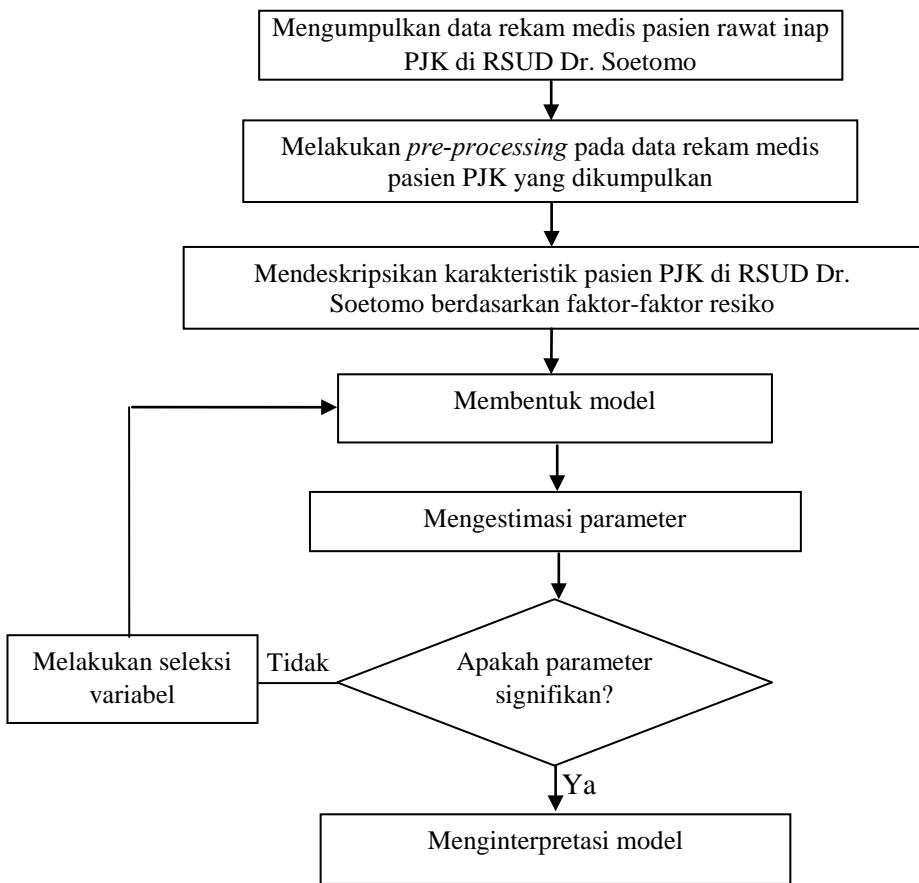
3.4 Langkah Penelitian

Langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian analisis survival laju perbaikan klinis pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya dengan pendekatan model *multiple period logit* adalah sebagai berikut.

1. Mengumpulkan data rekam medis pasien rawat inap penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya melalui rekam medis yang dimiliki oleh pihak Rumah Sakit.
2. Melakukan *pre-processing* terhadap data rekam medis pasien penyakit jantung koroner yang dikumpulkan berupa tabulasi data.
3. Mendeskripsikan karakteristik pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo Surabaya berdasarkan faktor resiko penyebab penyakit jantung koroner yang diderita dengan menggunakan kurva Kaplan-Meier dan statistika deskriptif.
4. Melakukan analisis survival dengan menggunakan metode *multiple period logit* dengan tahapan sebagai berikut.
 - a. Membentuk model *multiple period logit*,
 - b. Menaksir estimasi parameter dalam model *multiple period logit*,
 - c. Uji signifikansi parameter,
 - d. Menguji kesesuaian model,
 - e. Melakukan interpretasi model.
5. Menarik kesimpulan hasil penelitian.

3.5 Diagram Alir Penelitian

Tahapan dalam penelitian berdasarkan langkah analisis penelitian akan digambarkan melalui diagram alir penelitian yang disajikan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Pasien Penyakit Jantung Koroner

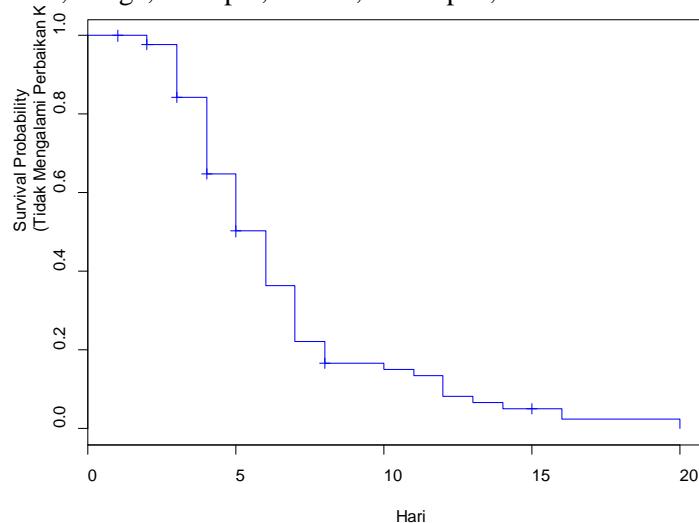
Dalam penelitian ini, karakteristik pasien PJK dijelaskan dengan berbagai macam cara. Diantaranya melalui kurva *survival Kaplan-Meier*, statistika deskriptif, *matrix plot*, dan *boxplot*.

4.1.1 Kurva Survival Kaplan-Meier

Karakteristik waktu rawat inap pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo hingga mengalami perbaikan klinis dapat ditunjukkan dalam bentuk kurva *survival Kaplan-Meier*. Kurva survival Kaplan Meier merupakan kurva yang menggambarkan probabilitas *survive* penderita penyakit jantung koroner. Dalam kasus ini, *event* yang digunakan merupakan *event* yang positif (pasien mengalami perbaikan klinis atau membaik), sehingga kurva Kaplan-Meier menjelaskan peluang pasien tidak mengalami perbaikan klinis atau masih berada di rumah sakit. Kurva Kaplan-Meier berbentuk seperti tangga, karena umumnya data rekam medik bersifat restropektif atau telah terjadi, serta waktu yang digunakan merupakan data yang bertipe diskrit. Berdasarkan waktu pasien hingga mengalami perbaikan klinis, kurva survival ditunjukkan sebagai berikut.

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa semakin besar waktu survival (T) maka probabilitas survival ($S(t)$) semakin menurun yang berarti bahwa peluang pasien yang tidak mengalami perbaikan klinis (masih berada dalam perawatan inap rumah sakit) hingga pada waktu ke- T semakin kecil. Median *survival time* berada di antara hari ke-6 hingga hari ke-7. Sehingga dapat dijelaskan bahwa peluang pasien PJK mengalami perbaikan klinis sebesar 50% pada hari ke-6 hingga ke-7 terhitung mulai dari *treatment* berlangsung atau masuk rumah sakit. Garis vertikal yang memotong kurva menyatakan bahwa terdapat data tersensor pada waktu tersebut. Data tersensor adalah data pasien dengan status meninggal atau pulang paksa dari rumah sakit. Pada Gambar 4.1, dapat di-

tunjukkan bahwa data tersensor terdapat pada hari pertama, kedua, ketiga, keempat, kelima, kedelapan, dan ke-15.

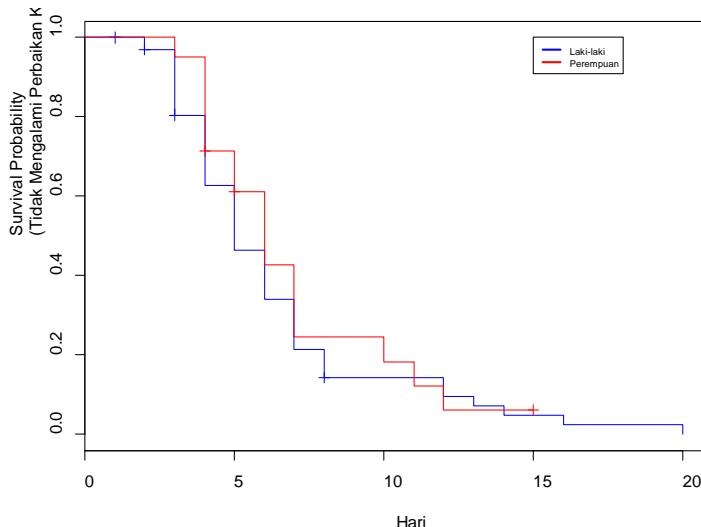


Gambar 4.1. Kurva Survival Kaplan Meier Penderita PJK

Berdasarkan kurva Kaplan-Meier yang terdapat pada Gambar 4.1 juga dapat dijelaskan bahwa, probabilitas pasien untuk tidak mengalami perbaikan klinis pada hari pertama hingga hari kedua sebesar 1 hal ini menyatakan bahwa selama hari pertama dan kedua *treatment* pasien masih belum ada yang mengalami perbaikan klinis. Pada hari berikutnya, yaitu hari kedua hingga ketiga, probabilitas pasien tidak mengalami perbaikan klinis sebesar 0,9767. Hal ini disebabkan karena terdapat dua pasien yang telah mengalami perbaikan klinis pada hari kedua, sehingga probabilitas pasien tidak mengalami perbaikan pada hari kedua hingga hari ketiga menurun dibandingkan dengan hari pertama. Probabilitas pasien tidak mengalami perbaikan klinis terus menurun hingga pada hari ke-16 hingga hari ke-20. Probabilitas pada hari ke-16 hingga hari ke-20 menunjukkan angka sebesar 0,0251. Sehingga dapat dikatakan pula bahwa semakin lama pasien menda-

patkan *treatment* atau rawat inap, maka probabilitas pasien untuk mengalami perbaikan klinis semakin besar.

Berdasarkan jenis kelamin, karakteristik perbaikan klinis pasien PJK dapat digambarkan dalam kurva Kaplan-Meier pada Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4.2. Kurva *Survival Kaplan Meier* Penderita PJK berdasarkan Jenis Kelamin

Pasien PJK berjenis kelamin laki-laki ditunjukkan dalam garis berwarna biru sedangkan pasien PJK berjenis kelamin perempuan ditunjukkan dalam garis berwarna merah. Pada Gambar 4.2 dapat dijelaskan bahwa pasien PJK berjenis kelamin laki-laki memiliki peluang untuk tidak membaik (masih berada di rumah sakit) lebih lama dibandingkan dengan pasien PJK perempuan.

Pada kedua kurva dalam Gambar 4.2 menunjukkan bahwa semakin besar waktu survival (T) maka probabilitas survival ($S(t)$) semakin menurun yang berarti bahwa peluang pasien yang tidak mengalami perbaikan klinis (masih dalam rawat inap rumah sakit) hingga pada waktu ke- T semakin kecil.

Untuk melihat apakah ada perbedaan dari kedua kurva, dapat diuji dengan menggunakan uji log-rank. Dari uji log-rank, didapatkan nilai *p-value* sebesar 0,445 yang lebih dari nilai alfa sebesar 0,10. Hal ini menunjukkan bahwa dari kedua kurva Kaplan-Meier didapatkan hasil bahwa tidak ada perbedaan dari kedua kurva Kaplan-Meier baik untuk laki-laki maupun perempuan. Garis vertikal yang memotong kurva menandakan bahwa adanya data tersensor. Pada kurva untuk laki-laki, terdapat data tersensor pada hari pertama, kedua, ketiga, dan kedelapan. Sedangkan pada kurva perempuan, terdapat data tersensor pada hari ke-4, 5, dan 15.

4.1.2 Statistika Deskriptif

Untuk melihat karakteristik dari kondisi pasien penyakit jantung koroner di RSUD dr. Soetomo dapat digunakan statistika deskriptif untuk masing-masing variabel yang disajikan dalam tabel berikut.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif

Variabel	Mean	Min	Max	Normal
<i>Survival Time</i>	4,566	1	20	-
Tekanan darah <i>systole</i>	117,6	57	200	90-120 mmHg
Tekanan darah <i>diastole</i>	71,7	30	120	60-80 mmHg
<i>Respiratory rate</i>	20,69	10	43	12-20 kali/menit
<i>Heart Rate</i>	85,32	50	190	60-100 kali/menit
Kadar gula darah	176,6	24	433	40-121 mg/dL
BUN	23,8	5	116	10-20 mg/dL
Kreatinin Serum	1,424	0,5	6,48	0,5-1,2 mg/dL
WBC	10,754	3,01	23,6	3,37-10,00 10^3 /uL
RBC	4,67	1,78	6,78	3,6-5,46 10^6 /uL
HGB	13,33	4,5	18,2	11-16,6 g/dL
HCT	40,52	16,9	55,7	35,2-52,1 %
PLT	268,9	23	587	150-450 10^3 /uL

Statistika deskriptif yang digunakan untuk mengetahui karakteristik kondisi pasien penyakit jantung koroner adalah rata-rata serta nilai maksimum dan minimum. Dapat diketahui dari Tabel 4.1 bahwa rata-rata waktu pasien rawat inap penderita PJK

sebesar 4 hari dan pasien yang memiliki waktu rawat inap paling lama adalah sebesar 20 hari.

Salah satu indikasi bahwa pasien dikatakan telah mengalami perbaikan klinis adalah apabila hasil pemeriksaan kondisi pasien dianggap normal. Dalam hal ini, kondisi pasien yang diamati adalah kondisi tanda vital dan laboratorium. Kondisi tanda vital meliputi tekanan darah, laju pernapasan, dan laju detak jantung. Untuk hasil pemeriksaan tekanan darah pasien PJK secara keseluruhan memiliki rata-rata tekanan darah *systole* sebesar 117,6 mmHg. Selama perawatan, terdapat pasien PJK yang pernah mengalami kondisi tekanan darah *systole* paling rendah yaitu sebesar 57 mmHg, serta terdapat pasien PJK yang pernah mengalami kondisi tekanan darah *systole* tertinggi yaitu sebesar 200 mmHg. Hasil pemeriksaan tekanan darah *diastole* pasien PJK secara keseluruhan memiliki rata-rata sebesar 71,7 mmHg. Kondisi tekanan darah *diastole* paling rendah yang pernah dialami salah satu pasien PJK selama perawatan yaitu sebesar 30 mmHg, sedangkan kondisi tekanan darah *diastole* tertinggi yang pernah dialami salah satu pasien PJK selama perawatan yaitu sebesar 120 mmHg.

Pemeriksaan laju pernapasan dan detak jantung merupakan pemeriksaan untuk menghitung pernapasan dan detak jantung dalam satuan kali/menit. Gejala PJK yang dapat diamati secara langsung adalah melalui pemeriksaan ini. Pada umumnya, pasien PJK memiliki laju pernapasan yang cepat (sesak napas) dan laju detak jantung yang cepat dari kondisi normal. Kondisi normal laju pernapasan manusia adalah sebesar 12-20 kali/menit, sedangkan kondisi normal laju detak jantung manusia sebesar 60-100 kali/menit. Berdasarkan Tabel 4.1 dijelaskan bahwa selama perawatan, pasien PJK secara keseluruhan memiliki rata-rata laju pernapasan sebesar 20,69 kali/menit dan rata-rata detak jantung sebanyak 85,32 kali/menit. Laju pernapasan paling lambat yang pernah dialami oleh salah satu pasien PJK selama perawatan adalah sebesar 10 kali/ menit, sedangkan laju pernapasan paling cepat yang pernah dialami salah satu pasien PJK selama perawatan sebesar 43 kali/menit. Laju detak jantung paling lambat yang per-

nah dialami oleh salah satu pasien PJK selama perawatan adalah sebesar 50 kali /menit dan laju detak jantung paling cepat yang pernah dialami salah satu pasien PJK selama perawatan sebesar 190 kali/menit.

Pasien PJK juga dapat dikatakan telah mengalami perbaikan klinis apabila pemeriksaan hasil tes laboratorium pasien menunjukkan kondisi yang normal. Hasil tes laboratorium yang diamati dalam analisis ini antara lain seperti gula darah, BUN (kandungan nitrogen urea dalam darah), kreatinin serum, jumlah eritrosit (sel darah merah), jumlah leukosit (sel darah putih), hemoglobin, dan jumlah trombosit. Dari tes laboratorium tersebut, didapatkan hasil bahwa pasien PJK secara keseluruhan selama perawatan memiliki rata-rata gula darah sebesar 176,6 mg/dL, BUN sebesar 23,8 mg/dL, kreatinin serum sebesar 1,424 mg/dL, jumlah leukosit sebesar $10,754 \times 10^3/\mu\text{L}$, jumlah eritrosit sebesar 4,667 $10^6/\mu\text{L}$, hemoglobin sebesar 13,33 g/dL, HCT sebesar 40,52 %, dan jumlah trombosit sebesar $268,9 \times 10^3/\mu\text{L}$.

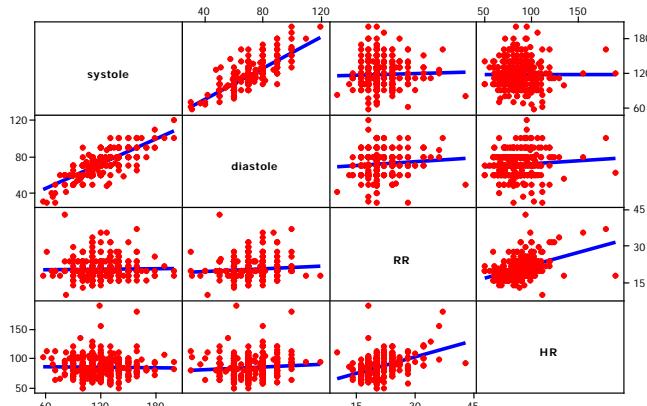
4.1.3 Karakteristik Variabel Pemeriksaan Tanda Vital

Variabel pemeriksaan tanda vital adalah variabel yang meliputi tekanan darah, laju pernapasan, dan detak jantung. Dalam penelitian ini, variabel tanda vital merupakan variabel yang diukur setiap harinya. Untuk melihat karakteristik dari variabel pemeriksaan tanda vital digunakan *matrix plot* dan *time-series plot*.

Matrix plot adalah gabungan dari beberapa grafik yang digunakan untuk melihat hubungan antara dua variabel dalam satu gambar sekaligus. Atau dapat dijelaskan bahwa *matrix plot* merupakan susunan dari *scatterplot* yang dijadikan dalam susunan matriks dalam satu gambar.

Garis biru pada Gambar 4.3 menunjukkan hubungan linier dari dua variabel. Apabila garis tersebut bergerak naik, maka kedua variabel memiliki hubungan linier yang positif dan apabila garis bergerak menurun, maka kedua variabel tersebut memiliki hubungan linier yang negatif. Dalam *scatterplot* antara tekanan darah *systole* dan *diastole* dapat dijelaskan bahwa variabel tekanan darah *systole* memiliki hubungan linier positif yang tinggi de-

ngan variabel tekanan darah *systole*. Hal tersebut menunjukkan bahwa semakin tinggi nilai tekanan darah *systole*, maka semakin tinggi pula nilai tekanan darah *diastole*. Namun, variabel tekanan darah *systole* maupun *diastole* tidak memiliki hubungan yang linier dengan variabel laju pernapasan dan detak jantung. Sedangkan variabel laju detak jantung dan pernapasan memiliki hubungan linier positif yang tidak terlalu tinggi. Sehingga dapat dikatakan pula bahwa jika laju detak jantung pasien meningkat, maka laju pernapasannya juga turut meningkat.



Gambar 4.3 Matrix Plot Variabel Pemeriksaan Tanda Vital

Untuk melihat karakteristik dari masing-masing variabel pemeriksaan tanda vital dilakukan dengan menggunakan *time-series plot*. Berdasarkan tekanan darah *systole*, *time-series plot* dapat dilihat dalam Lampiran 5. Dalam lampiran tersebut dapat dijelaskan bahwa garis biru menunjukkan pergerakan nilai tekanan darah *systole* untuk masing-masing pasien selama *treatment* (rawat inap) setiap harinya. Sedangkan garis putus-putus merah menunjukkan kondisi tekanan darah *systole* pada kondisi normal. Rata-rata tekanan darah *systole* pasien yang telah mengalami perbaikan klinis atau keluar rumah sakit dalam keadaan normal yang berada pada kisaran 90-120 mmHg. Adapun pasien yang memili-

ki tekanan darah *systole* yang jauh dari kondisi normal pada akhir *treatment* adalah pasien meninggal dunia.

Time-series plot untuk variabel tekanan darah *diastole*, dapat dilihat dalam Lampiran 6. Hampir sama dengan penjelasan sebelumnya, garis putus menjelaskan pergerakan nilai tekanan darah *diastole* selama *treatment* setiap harinya. Berdasarkan Lampiran 6, dapat dijelaskan bahwa rata-rata tekanan darah *diastole* pasien PJK yang telah keluar dari rumah sakit karena perbaikan klinis dalam keadaan normal (60-80 mmHg).

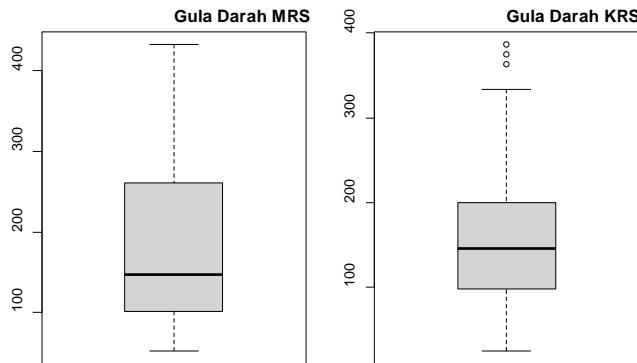
4.1.4 Karakteristik Variabel Pemeriksaan Laboratorium

Variabel pemeriksaan laboratorium adalah variabel yang didapatkan dari pengujian sampel darah. Variabel ini meliputi kadar gula darah, BUN (*Blood Urea Nitrogen*), kreatinin serum, jumlah eritrosit, leukosit, trombosit, kadar hemoglobin, dan hematokit. Variabel pemeriksaan laboratorium merupakan variabel yang diukur minimal saat pasien masuk rumah sakit (mengalami *treatment*) dan pada saat akan keluar rumah sakit dan dinyatakan telah mengalami perbaikan klinis. Untuk melihat karakteristik dari variabel pemeriksaan laboratorium digunakan *boxplot*.

Boxplot berfungsi untuk menunjukkan sebaran data berdasarkan lima ukuran yang meliputi nilai minimum, Q1, median, Q3, dan maksimum. Selain itu, *boxplot* juga menunjukkan ada tidaknya nilai *outlier* pada data. Berikut ini adalah *boxplot* dari masing-masing variabel yang termasuk dalam pemeriksaan laboratorium pada saat pasien masuk rumah sakit dan pada saat pasien akan keluar dari rumah sakit.

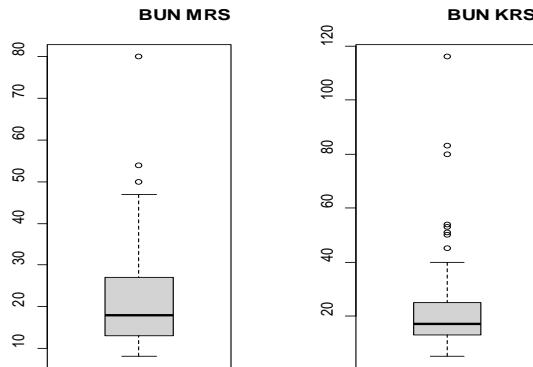
Gambar 4.4 menjelaskan bahwa kadar gula darah pasien PJK secara keseluruhan pada saat masuk rumah sakit (MRS) dalam *range* sebaran data. Namun, gula darah pasien PJK pada saat akan keluar rumah sakit (KRS) terdapat nilai yang *outlier* atau di luar sebaran data. Hal ini disebabkan karena adanya pasien yang meninggal dengan nilai gula darah yang tinggi. Dalam Gambar 4.4 juga dapat dijelaskan bahwa kadar gula darah pasien PJK ketika akan keluar rumah sakit memiliki variabilitas yang lebih kecil dibandingkan dengan nilai kadar gula pasien ketika masuk ru-

mah sakit. Kecilnya variabilitas yang terjadi pada saat pasien akan keluar rumah sakit menjelaskan bahwa kadar gula darah pasien PJK telah terkontrol selama *treatment* berlangsung.



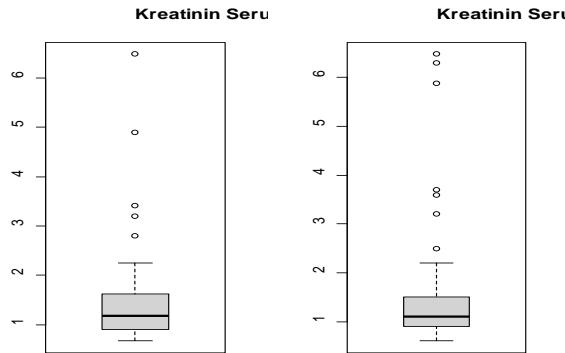
Gambar 4.4 Box Plot Variabel Gula Darah

Boxplot pada Gambar 4.5 menunjukkan sebaran data pada variabel BUN untuk seluruh pasien PJK. Dari *boxplot* tersebut dapat dijelaskan bahwa terdapat nilai BUN pasien PJK yang *outlier* ketika akan keluar rumah sakit lebih banyak daripada pada saat pasien masuk rumah sakit.



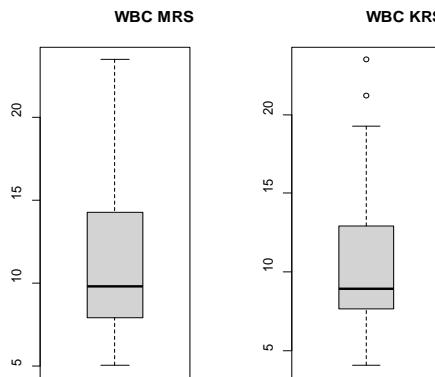
Gambar 4.5 Box Plot Variabel BUN

Namun variabilitas nilai BUN pasien PJK pada saat akan keluar rumah sakit lebih kecil dibandingkan dengan keadaan pasien pada saat masuk rumah sakit yang menunjukkan bahwa BUN pasien PJK telah terkontrol selama *treatment*.



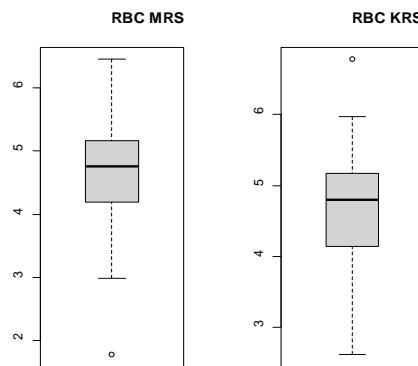
Gambar 4.6 Box Plot Variabel Kreatinin Serum

Sebaran data pada variabel kreatatinin serum yang ditunjukkan pada Gambar 4.6 menunjukkan bahwa terdapat nilai kreatinin serum pasien PJK yang *outlier* pada saat masuk rumah sakit maupun pada saat akan keluar rumah sakit. Nilai kreatinin serum pasien PJK saat masuk rumah sakit dan saat akan keluar rumah sakit memiliki nilai median yang sama.



Gambar 4.7 Box Plot Variabel WBC

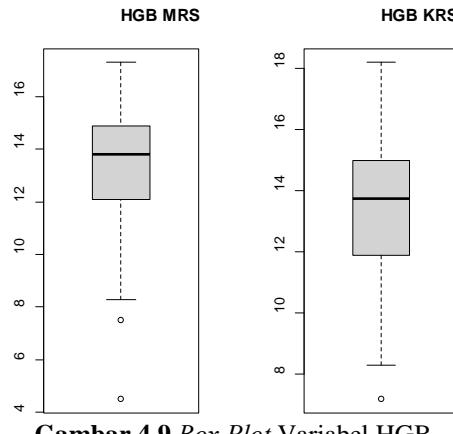
Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dijelaskan bahwa tidak terdapat nilai WBC yang *outlier* pada saat pasien masuk rumah sakit, namun pada saat pasien PJK akan keluar rumah sakit terdapat nilai yang *outlier*. Sedangkan variabilitas nilai WBC pasien PJK pada saat akan keluar rumah sakit lebih kecil dari kondisi awal masuk rumah sakit yang menunjukkan bahwa nilai WBC pasien PJK telah dikendalikan selama *treatment*.



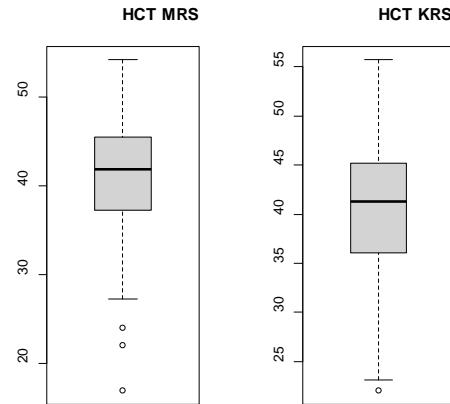
Gambar 4.8 Box Plot Variabel RBC

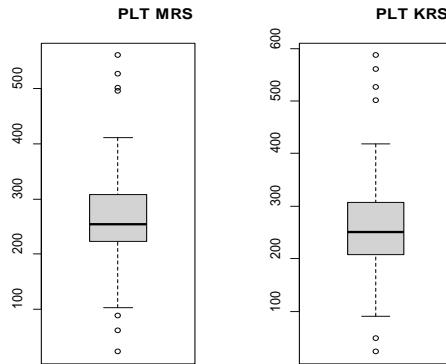
Boxplot yang ditunjukkan pada Gambar 4.8 menjelaskan bahwa pada saat masuk rumah sakit, terdapat nilai yang *outlier* yang kurang dari nilai minimum pada saat pasien PJK masuk rumah sakit. Dan untuk nilai RBC pasien PJK pada saat akan keluar rumah sakit juga terdapat nilai *outlier* yang berada di atas nilai maksimum. Nilai RBC pasien PJK pada saat masuk rumah sakit memiliki median yang lebih tinggi dibandingkan dengan kondisi pada saat pasien PJK akan keluar rumah sakit.

Pada Gambar 4.9 dapat dijelaskan bahwa hemoglobin pasien PJK pada saat masuk rumah sakit dan akan keluar rumah sakit terdapat nilai yang berada di luar *range* sebaran data, dimana nilai *outlier* pada saat masuk rumah sakit lebih banyak daripada pada saat akan keluar rumah sakit.

**Gambar 4.9** Box Plot Variabel HGB

Sebaran data pada variabel HCT yang ditunjukkan pada Gambar 4.10 menunjukkan bahwa nilai HCT pasien PJK yang *outlier* telah berkurang dari nilai HCT saat masuk rumah sakit hingga pada saat akan keluar rumah sakit. Namun, variabilitas dari nilai HCT pada saat akan keluar rumah sakit lebih besar dibandingkan dengan kondisi pada saat masuk rumah sakit.

**Gambar 4.10** Box Plot Variabel HCT



Gambar 4.11 Box Plot Variabel PLT

Boxplot pada Gambar 4.11 menunjukkan sebaran data pada variabel PLT untuk seluruh pasien PJK. Dari *boxplot* tersebut dapat dijelaskan bahwa terdapat nilai yang *outlier* untuk pasien PJK pada saat masuk rumah sakit maupun pada saat akan keluar rumah sakit. Selain itu, didapatkan *range* dan median yang hampir sama dari kedua kondisi. Sehingga dapat dikatakan bahwa nilai PLT pasien PJK tidak terlalu mengalami banyak perubahan selama *treatment* berlangsung.

4.2 Pemodelan *Multiple Period Logit* secara Univariat

Model *multiple period logit* secara univariat merupakan pemodelan yang dilakukan pada masing-masing variabel yang diamati. Hal ini dilakukan untuk mengetahui besar pengaruh masing-masing variabel terhadap laju perbaikan klinis. Data yang digunakan dalam pemodelan berjumlah 69 data pasien. Hal tersebut dikarenakan dari 88 pasien PJK yang ada, terdapat variabel pemeriksaan yang tidak dicatat dalam buku rekam medik. Sehingga, pasien yang tidak memiliki data yang lengkap, tidak diikutsertakan dalam pemodelan. Berikut adalah model *multiple period logit* untuk masing-masing variabel.

4.2.1 Variabel Tekanan Darah *Systole*

Variabel tekanan darah *systole* adalah variabel yang menunjukkan gejala hipertensi pada pasien PJK. Hipertensi atau te-

kanan darah tinggi merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi laju perbaikan klinis pasien PJK. Untuk variabel tekanan darah *systole* didapatkan nilai estimasi sebagai berikut.

Tabel 4.2 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Tekanan Darah *Systole*

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-1,7143	0,0287
<i>Systole</i>	-0,0011	0,8629

Dari nilai estimasi yang didapatkan, maka dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel tekanan darah *systole* adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_i) = \frac{\exp(-1,7143 - 0,0011x_{lit})}{1 + \exp(-1,7143 + 0,0011x_{lit})}$$

Dengan model yang didapatkan, selanjutnya dilakukan pengujian serentak. Hasil pengujian serentak digunakan untuk mengetahui apakah variabel tekanan darah *systole* mempengaruhi laju perbaikan klinis pasien PJK. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio *likelihood* dan didapatkan nilai rasio *likelihood* sebesar 0,0299 sedangkan nilai $\chi^2_{0,10;2}$ adalah 4,61. Sehingga gagal tolak H_0 yang berarti bahwa variabel tekanan darah *systole* tidak berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Nilai p-value juga menunjukkan angka sebesar 0,8629 yang lebih dari 0,10, sehingga dapat dikatakan bahwa variabel tekanan *systole* tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.2 Variabel Tekanan Darah *Diastole*

Variabel tekanan darah *diastole* juga merupakan variabel yang menunjukkan adanya gejala hipertensi pada pasien PJK. Model univariat untuk variabel tekanan darah *diastole* didapatkan nilai estimasi sebagai berikut.

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Tekanan Darah *Diastole*

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-2,0453	0,0315
<i>Diastole</i>	0,0027	0,8081

Berdasarkan nilai estimasi yang didapat dan ditunjukkan pada Tabel 4.3, dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel tekanan darah *diastole* adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_2) = \frac{\exp(-2,0453 + 0,0027x_{2it})}{1 + \exp(-2,0453 + 0,0027x_{2it})}$$

Dengan model yang telah didapatkan, didapatkan nilai dari pengujian serentak dengan menggunakan uji rasio *likelihood* dan didapatkan nilai rasio *likelihood* sebesar 0,059. Hal tersebut menunjukkan bahwa variabel tekanan darah *diastole* tidak berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Selain itu, nilai *p-value* yang dihasilkan menunjukkan angka 0,81 yang menjelaskan bahwa tekanan darah tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.3 Variabel Laju Pernapasan (*Respiratory Rate*)

Laju pernapasan merupakan variabel yang menunjukkan kondisi pasien yang mengalami sesak napas atau tidak. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel laju pernapasan (*respiratory rate*) ditunjukkan dalam tabel berikut.

Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Laju Pernapasan

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	0,7633	0,4430
RR	-0,1297	0,0096

Dengan nilai estimasi dari Tabel 4.4, dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel laju pernapasan adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_3) = \frac{\exp(0,7633 - 0,1297x_{3it})}{1 + \exp(0,7633 - 0,1297x_{3it})}$$

Dari hasil pengujian serentak untuk model univariat dengan variabel laju pernapasan didapatkan nilai rasio *likelihood* sebesar 7,98. Sehingga hasil tersebut menunjukkan bahwa tolak H_0 yang berarti bahwa variabel laju pernapasan berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Dari nilai *p-value* sebesar 0,0096 menunjukkan bahwa variabel laju pernapasan

memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.4 Variabel Laju Detak Jantung (*Heart Rate*)

Hampir sama dengan variabel laju pernapasan, variabel laju detak jantung adalah variabel yang menunjukkan kondisi pasien yang mengalami sesak napas atau tidak. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel laju detak jantung (*heart rate*) ditunjukkan dalam tabel berikut.

Tabel 4.5 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Laju Detak Jantung

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-0,2247	0,7957
HR	-0,0194	0,0624

Dengan nilai estimasi dari Tabel 4.5, dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel laju detak jantung adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_4) = \frac{\exp(-0,2247 - 0,0194x_{4it})}{1 + \exp(-0,2247 - 0,0194x_{4it})}$$

Dari nilai *p-value* sebesar 0,06 menunjukkan bahwa variabel laju detak jantung memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK pada tingkat kepercayaan sebesar 90%.

4.2.5 Variabel Kadar Gula Darah

Variabel jumlah kadar gula merupakan variabel yang menunjukkan pasien memiliki riwayat penyakit diabetes melitus. Tingginya kadar gula darah dalam pasien merupakan salah satu yang faktor diduga memberikan pengaruh terhadap perbaikan klinis pasien PJK. Berdasarkan kadar gula darah, didapatkan nilai estimasi model secara univariat seperti berikut.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model untuk Variabel Kadar Gula Darah

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-1,3638	0,0000
Kadar Gula Darah	-0,0029	0,104

Model *hazard* untuk variabel kadar gula darah berdasarkan nilai estimasi yang didapatkan dalam Tabel 4.6 adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_5) = \frac{\exp(-1,3638 - 0,0029x_{5it})}{1 + \exp(-1,3638 - 0,0029x_{5it})}$$

Nilai p-value sebesar 0,104 menunjukkan bahwa variabel kadar gula darah tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK pada tingkat kepercayaan 90%.

4.2.6 Variabel BUN (*Blood Urea Nitrogen*)

Variabel BUN merupakan variabel yang menunjukkan kandungan nitrogen urea dalam darah. Pasien rawat inap PJK dikatakan telah mengalami perbaikan klinis apabila kondisi pasien telah normal, baik secara visual maupun dari hasil tes laboratorium. Maka dari itu, variabel dalam hasil tes laboratorium juga diduga berpengaruh terhadap perbaikan klinis pasien. Berdasarkan variabel BUN, didapatkan nilai estimasi model secara univariat seperti berikut.

Tabel 4.7 Estimasi Parameter Model untuk Variabel BUN

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-1,3708	0,0000
BUN	-0,0218	0,0565

Berdasarkan nilai estimasi yang didapatkan dalam Tabel 4.7 dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel BUN adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_6) = \frac{\exp(-1,3708 - 0,0218x_{6it})}{1 + \exp(-1,3708 - 0,0218x_{6it})}$$

Nilai p-value sebesar 0,0565 menunjukkan bahwa variabel BUN memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.7 Variabel Kreatinin Serum

Selain variabel BUN, variabel kreatinin serum merupakan variabel yang didapatkan dari hasil tes darah laboratorium kesehatan, sehingga variabel ini juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel SK (Kreatinin Serum) ditunjukkan dalam Tabel 4.8 sebagai berikut.

Tabel 4.8 Estimasi Parameter Model untuk Variabel SK

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-1,3731	0,0000
SK	-0,3568	0,0951

Berdasarkan nilai estimasi yang didapatkan dalam Tabel 4.8, dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel SK adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_7) = \frac{\exp(-1,3731 - 0,3568x_{7ii})}{1 + \exp(-1,3731 - 0,3568x_{7ii})}$$

Nilai p-value sebesar 0,0951 menunjukkan bahwa variabel kadar kreatinin serum tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.8 Variabel WBC (White Blood Cell)

Variabel WBC menunjukkan jumlah sel darah putih dalam tubuh pasien. Variabel ini merupakan variabel yang juga didapatkan dari hasil tes darah laboratorium kesehatan, sehingga variabel ini juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel WBC ditunjukkan dalam Tabel 4.9 sebagai berikut.

Tabel 4.9 Estimasi Parameter Model untuk Variabel WBC

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-1,2864	0,0020
WBC	-0,0537	0,1634

Berdasarkan nilai estimasi yang didapatkan dalam Tabel 4.9, dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel WBC adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_8) = \frac{\exp(-1,2864 - 0,0537x_{8it})}{1 + \exp(-1,2864 - 0,0537x_{8it})}$$

Nilai p-value sebesar 0,1634 menunjukkan bahwa variabel WBC tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.9 Variabel RBC (*Red Blood Cell*)

Variabel RBC merupakan variabel yang menunjukkan jumlah sel darah merah dalam tubuh. Nilai dari variabel ini didapatkan dari hasil tes darah laboratorium kesehatan, sehingga variabel ini juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel RBC ditunjukkan dalam Tabel 4.10 sebagai berikut.

Tabel 4.10 Estimasi Parameter Model untuk Variabel RBC

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-2,1216	0,0146
RBC	0,0585	0,7487

Dengan variabel RBC, didapatkan nilai estimasi yang ditunjukkan dalam Tabel 4.10, sehingga dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel RBC adalah sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_9) = \frac{\exp(-2,1216 + 0,0585x_{9it})}{1 + \exp(-2,1216 + 0,0585x_{9it})}$$

Dari hasil pengujian serentak untuk model univariat dengan variabel RBC menunjukkan angka sebesar 0,407. Hasil tersebut menunjukkan bahwa gagal tolak H_0 yang berarti bahwa variabel RBC tidak berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Nilai p-value sebesar 0,5246 juga menunjukkan bahwa variabel RBC tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.10 Variabel HGB (*Hemoglobin*)

Variabel HGB adalah variabel yang menunjukkan kadar hemoglobin dalam sel darah merah. Sama seperti variabel sebelumnya, nilai dari variabel ini didapatkan dari hasil tes darah laboratorium kesehatan, sehingga variabel ini juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel HGB ditunjukkan dalam Tabel 4.11 sebagai berikut.

Tabel 4.11 Estimasi Parameter Model untuk Variabel HGB

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-2,401	0,0071
HGB	0,0413	0,5281

Berdasarkan dari nilai estimasi yang ditunjukkan dalam Tabel 4.11, dapat dituliskan model *hazard* untuk variabel HGB sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_{10}) = \frac{\exp(-2,401 + 0,0413x_{10it})}{1 + \exp(-2,401 + 0,0413x_{10it})}$$

Dari hasil pengujian serentak untuk model univariat dengan variabel HGB menunjukkan angka sebesar 0,405. Hasil tersebut menunjukkan bahwa gagal tolak H_0 yang berarti bahwa variabel HGB tidak berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Nilai p-value sebesar 0,5281 juga menunjukkan bahwa variabel HGB tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.11 Variabel HCT (*Hematocrit*)

Variabel HCT adalah variabel yang menunjukkan perbandingan jumlah sel darah merah dengan volume darah secara keseluruhan dalam tubuh. Nilai dari variabel ini didapatkan dari hasil tes darah laboratorium kesehatan, sehingga variabel ini juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel HCT ditunjukkan dalam Tabel 4.12 sebagai berikut.

Tabel 4.12 Estimasi Parameter Model untuk Variabel HCT

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-2,2844	0,0011
HCT	0,0107	0,621

Nilai estimasi untuk variabel HCT yang ditunjukkan dalam Tabel 4.12, dapat dituliskan model *hazard* secara univariat untuk variabel HCT sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_{1i}) = \frac{\exp(-2,2844 + 0,0107x_{1ii})}{1 + \exp(-2,2844 + 0,0107x_{1ii})}$$

Hasil pengujian serentak untuk model univariat dengan variabel HCT menunjukkan angka sebesar 0,247. Sedangkan nilai $\chi^2_{0,10;2}$ adalah 4,61. Hasil tersebut menunjukkan bahwa gagal tolak H_0 yang berarti bahwa variabel HCT tidak berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%. Nilai *p-value* sebesar 0,621 juga menunjukkan bahwa variabel HCT tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.2.12 Variabel PLT (Trombosit)

Variabel PLT adalah variabel yang menunjukkan jumlah trombosit dalam darah. Nilai dari variabel ini juga didapatkan dari hasil tes darah laboratorium kesehatan, sehingga variabel ini juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Nilai estimasi model secara univariat untuk variabel PLT ditunjukkan dalam Tabel 4.13 sebagai berikut.

Tabel 4.13 Estimasi Parameter Model untuk Variabel PLT

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	-1,7674	0,0000
PLT	-0,0003	0,832

Berdasarkan Tabel 4.13, didapatkan nilai estimasi untuk variabel PLT. Sehingga, dapat dituliskan model *hazard* secara univariat untuk variabel PLT sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_{12}) = \frac{\exp(-1,7674 - 0,0003x_{12it})}{1 + \exp(-1,7674 - 0,0003x_{12it})}$$

Nilai *p-value* sebesar 0,832 menunjukkan bahwa variabel PLT tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK.

4.3 Pemodelan *Multiple Period Logit* secara Multivariat

Model *Multiple Period Logit* secara multivariat adalah pemodelan yang dilakukan dengan menggunakan lebih dari dua variabel. Data yang digunakan dalam pemodelan berjumlah 69 data pasien. Hal tersebut dikarenakan dari 88 pasien PJK yang ada, terdapat variabel pemeriksaan yang tidak dicatat dalam buku rekam medik. Sehingga, pasien yang tidak memiliki data yang lengkap, tidak diikutsertakan dalam pemodelan.

Variabel yang digunakan dalam model *multiple period logit* adalah variabel yang berubah setiap waktu. Dalam penelitian ini, terdapat empat variabel yang berubah setiap waktu. Variabel tersebut antara lain tekanan darah *systole*, *diastole*, laju pernapasan, dan laju detak jantung.

Pada penjelasan sebelumnya mengenai karakteristik variabel pemeriksaan tanda vital dalam matriks plot pada Gambar 4.3, variabel tekanan darah *diastole* dan *systole* serta variabel laju pernapasan dan detak jantung memiliki hubungan linier yang tinggi. Sehingga, hal tersebut mengindikasikan bahwa adanya kasus multikolinieritas antara variabel. Multikolinieritas adalah suatu kondisi dimana hubungan antara variabel satu dengan variabel yang lainnya sangat tinggi. Maka dari itu, perlu dilakukan penyeleksian variabel untuk mendapatkan model terbaik.

Penyeleksian variabel dapat dilakukan dengan menggunakan tiga metode penyeleksian variabel, yaitu *forward*, *backward*, dan *stepwise*. Kriteria penyeleksian model yang digunakan dalam penelitian ini adalah AIC (*Akaike's Information Criteria*). Model dengan nilai AIC terendah merupakan model yang terbaik. Berikut ini merupakan perbandingan dari ketiga metode yang digunakan untuk seleksi variabel.

Tabel 4.14 Perbandingan Seleksi Variabel Tanda Vital

Metode	Variabel dalam Model	AIC
<i>Backward</i>	RR	335,04
<i>Forward</i>	Systole, diastole, RR, HR	339,22
<i>Stepwise</i>	RR	335,04

Dari hasil seleksi variabel dengan tiga metode yang dihasilkan dalam Tabel 4.14 diatas, dapat dijelaskan bahwa dengan menggunakan metode *backward* dan *stepwise* didapatkan model dengan satu variabel didalamnya dengan nilai AIC sebesar 335,04. Sedangkan dengan metode *forward* didapatkan model dengan keempat variabel dalam model dengan nilai AIC sebesar 339,22. Sehingga, model terbaik adalah model yang didapatkan dengan metode *backward* dan *stepwise* menggunakan satu variabel yaitu RR.

Dalam dunia medis, pasien yang mendapatkan perawatan inap di rumah sakit dapat dikatakan telah mengalami perbaikan klinis dan dapat keluar rumah sakit ketika kondisi tubuhnya dianggap normal. Kondisi normal yang dimaksudkan adalah ketika hasil pemeriksaan pasien telah berada di angka normal. Adapun hasil pemeriksaan pasien berupa pemeriksaan tanda vital dan laboratorium. Pemeriksaan tanda vital meliputi tekanan darah, laju pernasan, dan laju detak jantung seperti yang telah disebutkan dalam pembahasan sebelumnya, dimana keempat variabel tersebut diukur setiap harinya. Sedangkan pemeriksaan laboratorium merupakan pemeriksaan yang melalui pengujian sampel darah. Pasien rawat inap paling tidak harus melakukan pemeriksaan laboratorium pada saat masuk rumah sakit dan pada saat akan keluar rumah sakit. Dalam pemeriksaan laboratorium, terdapat berbagai variabel yang diperiksa, seperti kadar gula darah, BUN (*Blood Urea Nitrogen*), kreatinin serum, jumlah eritrosit, leukosit, trombosit, kadar hemoglobin, dan hematokrit. Kedelapan variabel ini juga diperhitungkan sebagai penentu keputusan apakah pasien layak dikatakan mengalami perbaikan klinis dan bisa keluar rumah sakit atau tidak.

Pada penelitian ini, selain pemeriksaan tanda vital, variabel pemeriksaan laboratorium juga diduga memberikan pengaruh terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Dikarenakan pemeriksaan laboratorium tidak dilakukan secara berkala, maka nilai dari variabel pemeriksaan laboratorium dianggap tetap hingga pasien melakukan pemeriksaan laboratorium kembali.

Selanjutnya akan dilakukan pemodelan *multiple period logit* dengan menggabungkan variabel pemeriksaan tanda vital dan laboratorium. Untuk mendapatkan model terbaik, maka dilakukan penyeleksian variabel terlebih dahulu dengan tiga metode (*backward*, *forward*, dan *stepwise*).

Tabel 4.15 Perbandingan Seleksi Variabel Keseluruhan

Metode	Variabel dalam Model	AIC
<i>Backward</i>	RR, DM, BUN	333,79
<i>Forward</i>	Systole, diastole, RR, HR, DM, BUN, SK, WBC, RBC, HGB, HCT, PLT	350,02
<i>Stepwise</i>	RR, DM, BUN	333,79

Berdasarkan Tabel 4.15 didapatkan hasil seleksi variabel dengan tiga metode dan dapat diketahui bahwa dengan menggunakan metode *backward* dan *stepwise* didapatkan model yang di dalamnya terdapat tiga variabel dengan nilai AIC sebesar 333,79. Sedangkan dengan metode *forward* didapatkan model dengan seluruh variabel dalam model dengan nilai AIC sebesar 350,02. Sehingga, model terbaik adalah model yang didapatkan dengan metode *backward* dan *stepwise* yang di dalamnya terdapat tiga variabel yaitu RR, DM, dan BUN.

Dari kedua hasil seleksi variabel, didapatkan nilai AIC yang ditunjukkan dalam tabel berikut.

Tabel 4.16 Nilai AIC dari Seleksi Variabel

Variabel dalam Model	AIC
RR	335,04
RR, DM, BUN	333,79

Dari nilai AIC yang didapatkan dari kedua model yang terdapat pada Tabel 4.16, model dengan variabel RR, DM, dan BUN memiliki AIC terendah dibandingkan dengan model yang terdiri dari variabel RR saja. Maka model terbaik yang didapatkan adalah model dengan menggunakan variabel RR, DM, dan BUN.

Dengan model terbaik yang diperoleh dari penyeleksian variabel, didapatkan estimasi parameter model *multiple period logit* sebagai berikut.

Tabel 4.17 Estimasi Parameter model *Multiple Period Logit*

	Estimasi	P-Value
(Intercept)	1,3383	0,2001
X_4 (RR)	-0,1183	0,0211
X_6 (DM)	-0,0026	0,1441
X_7 (BUN)	-0,0165	0,1341

Berdasarkan Tabel 4.17 dapat dituliskan model *hazard* dengan menggunakan nilai estimasi parameter yang ditunjukkan dalam persamaan sebagai berikut.

$$\hat{h}(t_i, x_i) = \frac{\exp(1,3383 - 0,1183x_{4it} - 0,0026x_{6it} - 0,0165x_{7it})}{1 + \exp(1,3383 - 0,1183x_{4it} - 0,0026x_{6it} - 0,0165x_{7it})}$$

Selanjutnya dilakukan pengujian serentak untuk mengetahui apakah variabel prediktor mempengaruhi laju perbaikan klinis pasien PJK secara serentak. Pengujian serentak dilakukan dengan menggunakan uji rasio *likelihood* dan didapatkan nilai rasio *likelihood* sebesar 13,228 sedangkan nilai $\chi^2_{0,10;4}$ adalah sebesar 7,78. Sehingga didapatkan keputusan tolak H_0 yang berarti bahwa minimal ada satu variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap model pada tingkat kepercayaan 90%.

Setelah dilakukan pengujian serentak, dilanjutkan dengan pengujian parsial untuk mengetahui variabel prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK. Berdasarkan Tabel 4.17, dapat diketahui bahwa variabel laju pernapasan memiliki nilai *p-value* yang kurang dari 0,10 sehingga

dapat dikatakan bahwa variabel laju pernapasan berpengaruh signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK di RSUD dr. Soetomo.

Dari model yang dihasilkan tersebut, dapat dijelaskan bahwa variabel laju pernapasan, kadar gula, dan BUN memberikan pengaruh pada laju perbaikan klinis secara bersama-sama. Tanda negatif dari masing-masing variabel menyatakan bahwa semakin besar nilai dari laju pernapasan, kadar gula, dan BUN maka peluang pasien PJK mengalami perbaikan laju klinis akan berkurang pada satu waktu. Sedangkan nilai estimasi menjelaskan bahwa apabila nilai laju pernapasan bertambah satu kali/menit dalam kurun waktu satu hari maka peluang laju perbaikan klinis akan berkurang sebesar 0,1183 dengan syarat variabel lain konstan. Nilai estimasi pada variabel kadar gula menjelaskan bahwa apabila nilai kadar gula bertambah sebesar 1 mg/dL dalam kurun waktu 1 hari, maka peluang laju perbaikan klinis akan berkurang sebesar 0,0026 dengan syarat variabel lain konstan. Begitu juga dengan nilai estimasi pada variabel BUN menjelaskan bahwa jika nilai BUN bertambah sebanyak satu mg/dL maka peluang laju perbaikan klinis akan berkurang sebesar 0,0165 dengan syarat variabel lain konstan.

Model yang dihasilkan dari model *multiperiod logit* memiliki perbedaan dengan kondisi medis yang sesungguhnya. Dalam dunia medis, kondisi tekanan darah baik *systole* maupun *diastole* dan denyut jantung memiliki pengaruh yang besar terhadap kondisi pasien PJK. Begitu juga dengan variabel yang lainnya. Maka dari itu, pada Lampiran 8 ditunjukkan pemodelan secara rinci dengan menggunakan seluruh variabel dan dilanjutkan dengan mengeluarkan variabel yang memiliki nilai signifikansi yang rendah secara bertahap. Pada pemodelan tersebut didapatkan hasil bahwa variabel RR selalu masuk ke dalam model dan signifikan terhadap model. Hal ini menjadikan variabel RR sangat penting di dalam model.

Selain itu, dapat dijelaskan pula pada Lampiran 8 bahwa setiap variabel telah memiliki tanda yang sama terhadap model.

Sehingga dapat dikatakan bahwa model yang dihasilkan telah konsisten. Pada model *multiple period logit* dengan seluruh variabel mendapatkan hasil pengujian serentak bahwa nilai rasio *likelihood* yang lebih kecil dari nilai $\chi^2_{0,10;df}$ sehingga menunjukkan bahwa gagal tolak H_0 . Hasil pengujian serentak dengan hasil Tolak H_0 pada $\alpha=0,10$ baru didapatkan pada saat variabel yang termasuk dalam model adalah variabel *systole*, *diastole*, RR, HR, DM, BUN, dan RBC. Namun nilai AIC dalam model tersebut masih relatif tinggi, yaitu sebesar 340,8. Maka dari itu, meskipun hasil pengujian serentak telah mengatakan bahwa tolak H_0 , model tersebut masih bukan model terbaik yang didapatkan.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Pernyataan Legalitas Data



KOMITE ETIK PENELITIAN KESEHATAN
RSUD Dr. SOETOMO SURABAYA
KETERANGAN KELAIKAN ETIK
("ETHICAL CLEARANCE")

216 / Panke.KKE / III/ 2016

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

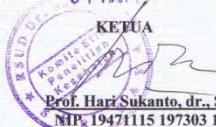
" Analisis *Survival* Laju Sembuh Pasien Penyakit Jantung Koroner
Di RSUD Dr. Soetomo Surabaya dengan Pendekatan Model *Multiple Period Logit* "

PENELITI UTAMA : Hestin Nurindah Lestari

PENELITI LAIN : 1. Dr. rer. Pol. Dedy Dwi Prasetyo, S.Si, M.Si
2. Dra. Wiwiek Setya W.,MS

UNIT / LEMBAGA / TEMPAT PENELITIAN: RSUD Dr. Soetomo Surabaya
DINYATAKAN LAIK ETIK

SURABAYA, 31 MAR 2016


KETUA
Prof. Hari Sukanto, dr., Sp.KK (K)
NIP 19471115 197303 1 001

Lampiran 2. Data Pasien Penyakit Jantung Koroner di RSUD dr. Soetomo

Pasien	Y	Time	Usia	Diastole	systole	RR	HR	BUN	DM	WBC	RBC	HGB	HCT	PLT	SK
1	0	1	51	110	60	20	81	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	2	51	116	67	20	81	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	3	51	110	75	20	80	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	4	51	120	75	20	82	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	5	51	110	72	18	82	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	6	51	105	70	20	80	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	7	51	110	70	20	70	20	145	6.2	4.59	14.7	41.6	162	0.9
1	0	8	51	110	60	20	80	20	174	7.07	5.08	16.1	48.4	147	0.9
1	0	9	51	100	60	20	80	20	174	7.07	5.08	16.1	48.4	147	0.9
1	0	10	51	100	60	18	80	20	174	7.07	5.08	16.1	48.4	147	0.9
1	0	11	51	110	70	20	80	20	174	7.07	5.08	16.1	48.4	147	0.9
1	0	12	51	90	50	20	80	12	174	9.15	5.12	16.23	48.46	208.1	0.8
1	0	13	51	110	70	24	80	12	174	9.15	5.12	16.23	48.46	208.1	0.8
1	0	14	51	110	60	20	80	12	174	9.15	5.12	16.23	48.46	208.1	0.8
1	0	15	51	90	65	20	70	12	174	9.15	5.12	16.23	48.46	208.1	0.8
1	1	16	51	110	60	18	60	12	174	9.15	5.12	16.23	48.46	208.1	0.8
2	0	1	55	137	80	28	100	37.3	127	13.62	4.2	11.4	41.6	227	0.9
2	0	2	55	95	60	24	100	37.3	127	13.62	4.2	11.4	41.6	227	0.9
2	0	3	55	136	73	24	96	37.3	127	13.62	4.2	11.4	41.6	227	0.9
2	0	4	55	125	75	24	95	37.3	127	13.62	4.2	11.4	41.6	227	0.9
2	0	5	55	138	78	22	92	19	127	7.96	4.93	14.3	41.6	250	0.9
2	0	6	55	127	78	20	88	19	127	7.96	4.93	14.3	41.6	250	0.9
2	1	7	55	125	80	18	84	19	127	7.96	4.93	14.3	41.6	250	0.9
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
69	0	1	60	100	60	20	88	13	204	14.48	4.53	12.9	38.5	247	0.9
69	0	2	60	90	60	20	83	13	213	14.48	4.53	12.9	38.5	247	1
69	0	3	60	110	60	20	96	13	161	14.48	4.53	12.9	38.5	247	1
69	1	4	60	110	80	20	80	13	151	14.48	4.53	12.9	38.5	247	1

Lampiran 3. Kurva Kaplan-Meier

1. Kurva Kaplan-Meier berdasarkan waktu survival

```
library(survival)
RM <-read.csv("d://RM.csv", sep=",", header=TRUE)
km<- survfit(Surv(T, Status==1)~1, data=RM)
summary(km)
plot(km,conf.int=F,col="blue",xlab="Hari", ylab="Survival Probability")
```

Call: survfit(formula = Surv(T, Status == 1) ~ 1, data = RM)

<i>time</i>	<i>n.risk</i>	<i>n.event</i>	<i>Survival</i>	<i>std.err</i>	<i>lower 95% CI</i>	<i>upper 95% CI</i>
2	86	2	0.9767	0.0163	0.9454	1
3	80	11	0.8424	0.0401	0.76734	0.925
4	65	15	0.648	0.0538	0.55077	0.762
5	49	11	0.5026	0.0568	0.40263	0.627
6	36	10	0.363	0.0556	0.2688	0.49
7	26	10	0.2234	0.0487	0.1457	0.342
8	16	4	0.1675	0.0438	0.10035	0.28
10	10	1	0.1508	0.0425	0.08677	0.262
11	9	1	0.134	0.0409	0.07364	0.244
12	8	3	0.0838	0.0344	0.03748	0.187
13	5	1	0.067	0.0313	0.02681	0.167
14	4	1	0.0503	0.0276	0.01713	0.147
16	2	1	0.0251	0.0225	0.00435	0.145
20	1	1	0	NaN	NA	NA

2. Kurva Kaplan-Meier berdasarkan jenis kelamin

```
library(survival)
RM <-read.csv("d://RM.csv", sep=",", header=TRUE)
km <- survfit(Surv(T, Status==1)~Gender, data=RM)
summary(km)
plot(km,conf.int=F,col=c("blue","red"),xlab="Hari",ylab=c("Survival
Probability","(Tidak Mengalami Perbaikan Klinis")))
legend(15,1,c("Laki-laki","Perempuan"),col=c("blue","red"),lwd=2,cex=0.6)

log <- survdiff(Surv(T, Status==1)~Gender, data=RM)
```

Call: survfit(formula = Surv(T, Status == 1) ~ Gender, data = RM)

Gender=L

<i>time</i>	<i>n.risk</i>	<i>n.event</i>	<i>survival</i>	<i>std.err</i>	<i>lower 95% CI</i>	<i>upper 95% CI</i>
2	65	2	0.9692	0.0214	0.92814	1
3	59	10	0.805	0.0506	0.71169	0.91
4	45	10	0.6261	0.0635	0.51316	0.764
5	35	9	0.4651	0.0661	0.35204	0.614
6	26	7	0.3399	0.063	0.23634	0.489
7	19	7	0.2147	0.0548	0.1302	0.354
8	12	4	0.1431	0.0468	0.07543	0.271
12	6	2	0.0954	0.0416	0.04059	0.224
13	4	1	0.0716	0.0374	0.02568	0.199
14	3	1	0.0477	0.0316	0.013	0.175
16	2	1	0.0239	0.0231	0.00357	0.16
20	1	1	0	NaN	NA	NA

Gender=P

<i>time</i>	<i>n.risk</i>	<i>n.event</i>	<i>survival</i>	<i>std.err</i>	<i>95% CI lower</i>	<i>95% CI upper</i>
3	21	1	0.9524	0.0465	0.86552	1
4	20	5	0.7143	0.0986	0.545	0.936
5	14	2	0.6122	0.1077	0.43368	0.864
6	10	3	0.4286	0.1164	0.25163	0.73
7	7	3	0.2449	0.1042	0.10639	0.564
10	4	1	0.1837	0.0944	0.06706	0.503
11	3	1	0.1224	0.0804	0.03382	0.443
12	2	1	0.0612	0.0591	0.00924	0.406

Call:

survdiff(formula = Surv(T, Status == 1) ~ Gender, data = RM)

	<i>N</i>	<i>Observed</i>	<i>Expected</i>	<i>(O-E)^2/E</i>	<i>(O-E)^2/V</i>
Gender=L	67	55	52.5	0.123	0.582
Gender=P	21	17	19.5	0.33	0.582

Chisq= 0.6 on 1 degrees of freedom, p= 0.445

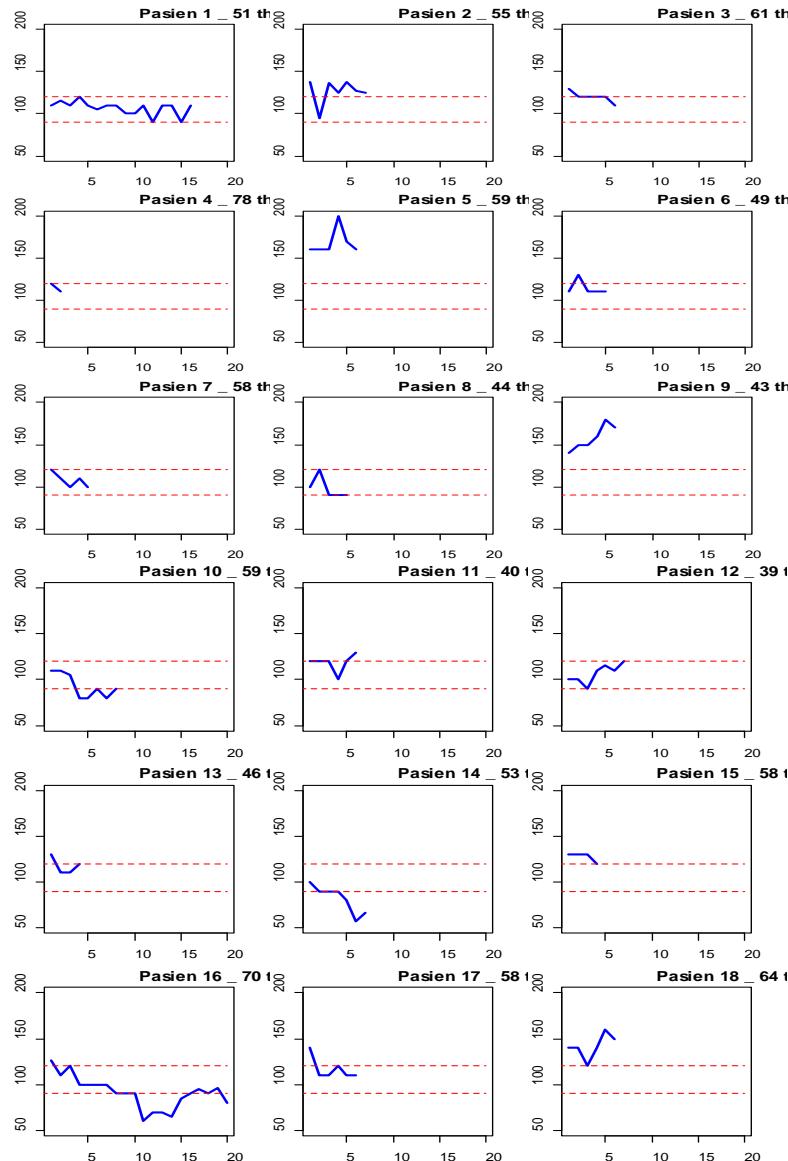
```
> qchisq(0.95,1)
[1] 3.841459
```

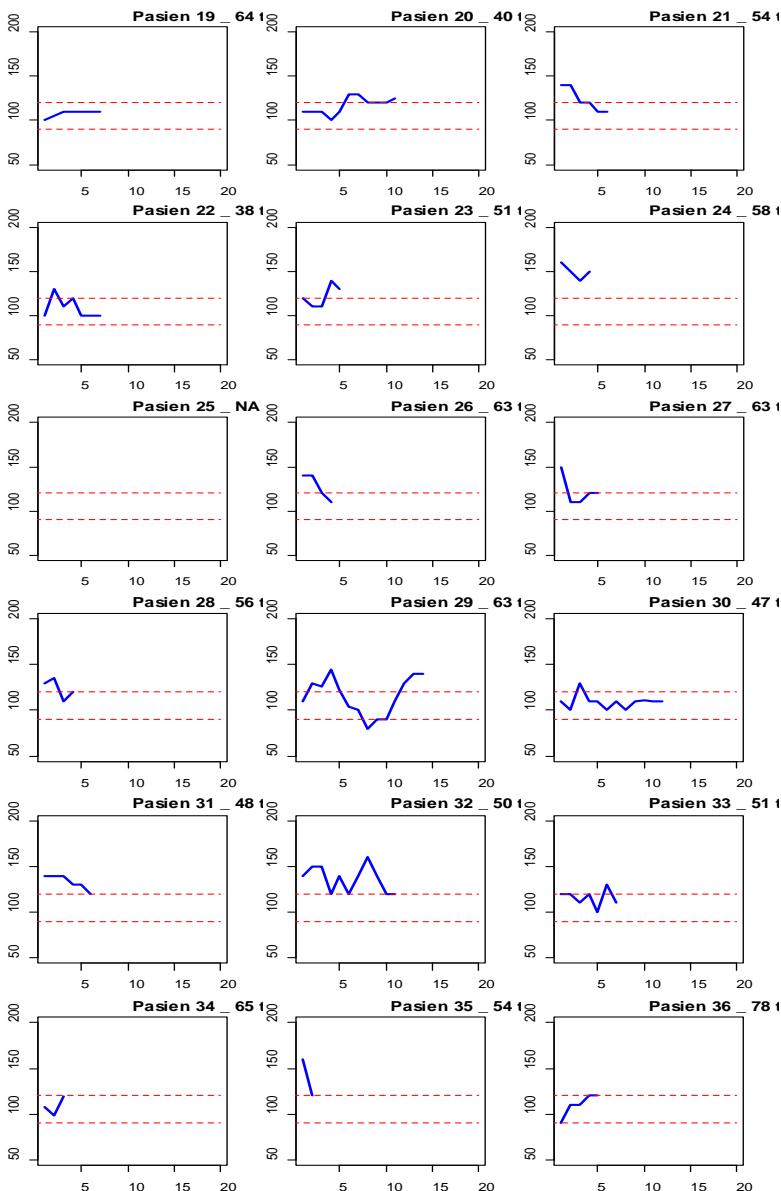
Lampiran 4. Statistika Deskriptif

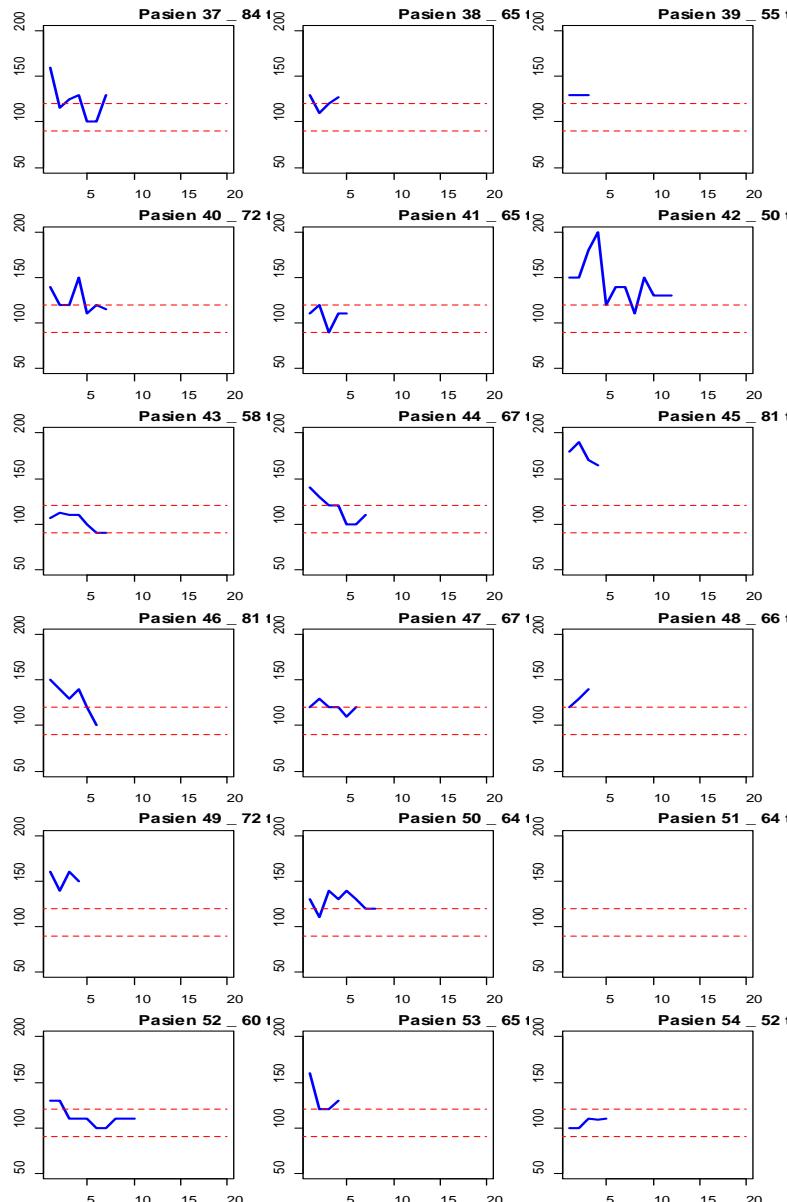
Time	Usia	systole	diastole	RR
Min. : 1.000	Min. :38.00	Min. : 57.0	Min. : 30.0	Min. :10.00
1st Qu.: 2.000	1st Qu.:51.00	1st Qu.:104.2	1st Qu.: 60.0	1st Qu.:18.00
Median : 4.000	Median :59.00	Median :110.0	Median : 70.0	Median :20.00
Mean : 4.566	Mean :59.23	Mean :117.6	Mean : 71.7	Mean :20.69
3rd Qu.: 6.000	3rd Qu.:65.00	3rd Qu.:130.0	3rd Qu.: 80.0	3rd Qu.:22.00
Max. :20.000	Max. :84.00	Max. :200.0	Max. :120.0	Max. :43.00

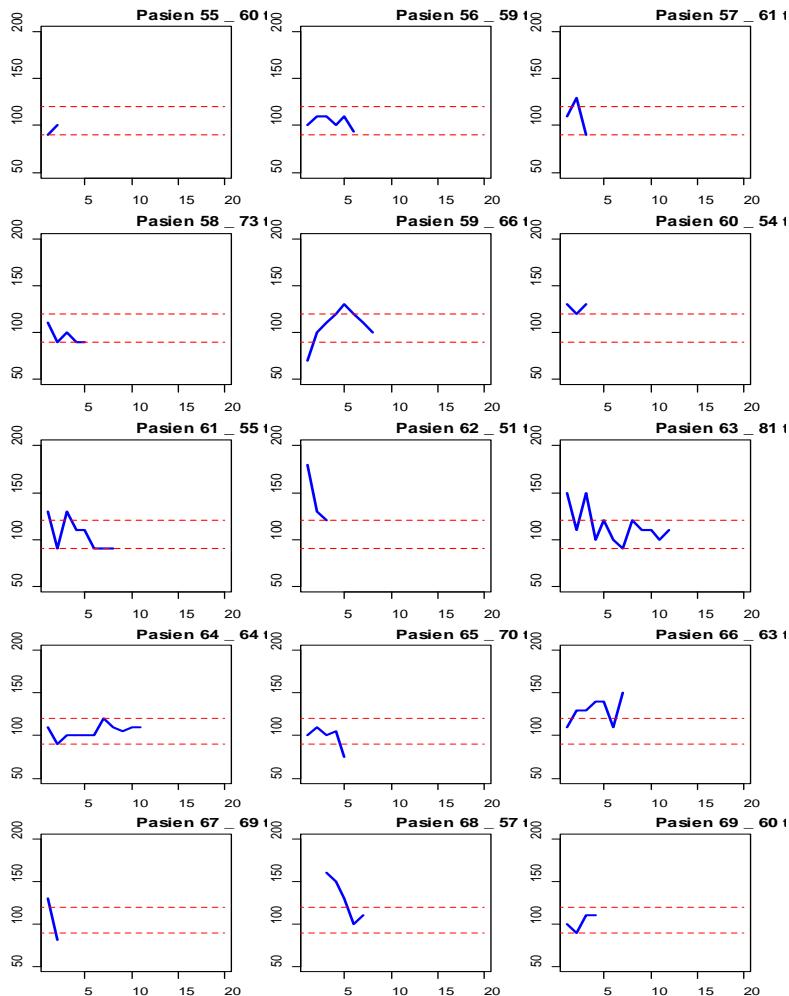
HR	BUN	DM	WBC	RBC
Min. : 50.00	Min. : 5.0	Min. : 24.0	Min. : 3.010	Min. :1.78
1st Qu.: 76.00	1st Qu.: 13.0	1st Qu.:103.0	1st Qu.: 7.737	1st Qu.:4.19
Median : 84.00	Median : 19.0	Median :150.0	Median : 9.900	Median :4.70
Mean : 85.32	Mean : 23.8	Mean :176.6	Mean :10.754	Mean :4.67
3rd Qu.: 93.75	3rd Qu.: 30.0	3rd Qu.:225.0	3rd Qu.:13.543	3rd Qu.:5.17
Max. :190.00	Max. :116.0	Max. :433.0	Max. :23.600	Max. :6.78

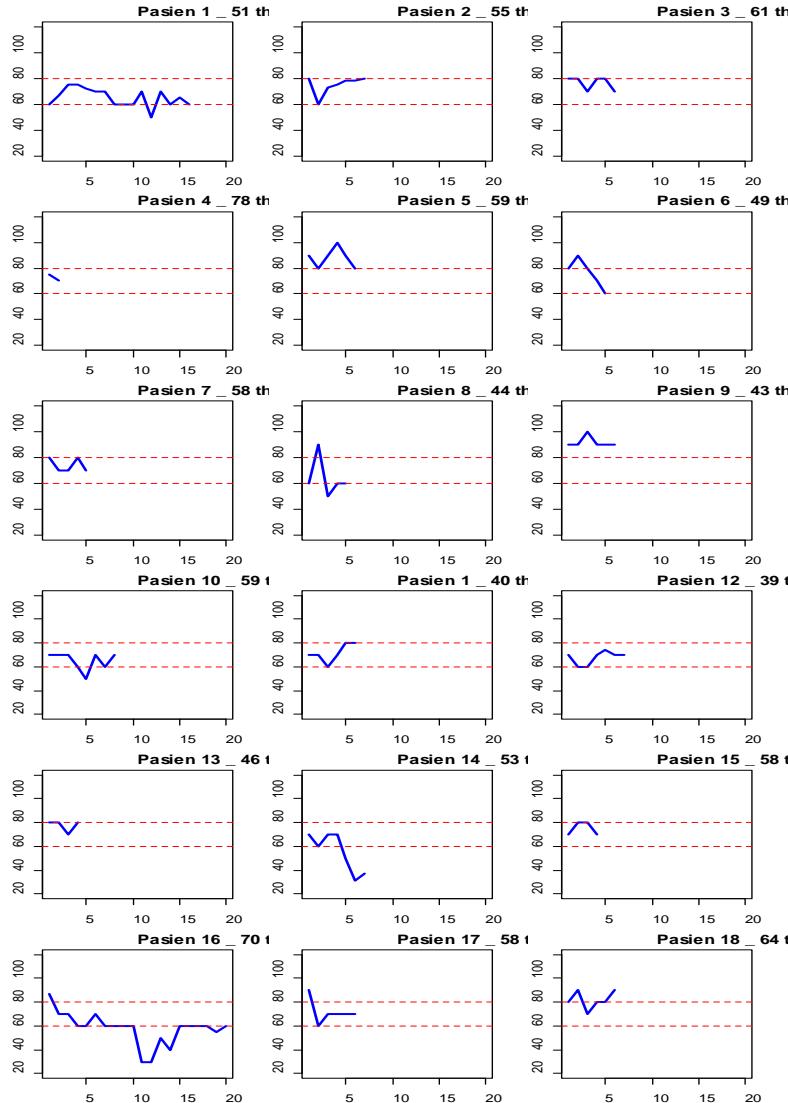
HGB	HCT	PLT	SK
Min. : 4.50	Min. :16.90	Min. : 23.0	Min. :0.500
1st Qu.:12.00	1st Qu.:36.80	1st Qu.:208.1	1st Qu.:0.900
Median :13.74	Median :41.30	Median :262.0	Median :1.100
Mean :13.33	Mean :40.52	Mean :268.9	Mean :1.424
3rd Qu.:14.80	3rd Qu.:45.20	3rd Qu.:311.0	3rd Qu.:1.600
Max. :18.20	Max. :55.70	Max. :587.0	Max. :6.480

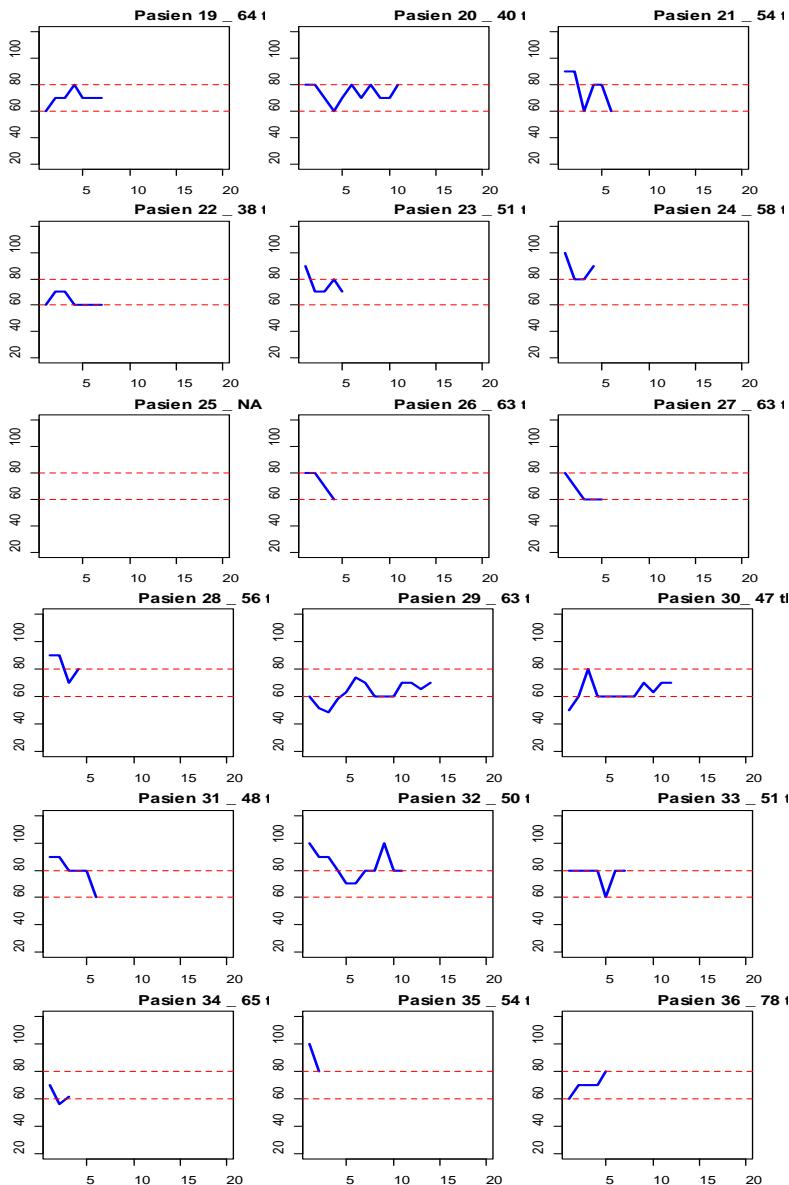
Lampiran 5. Deskripsi Variabel Tekanan Darah Systole

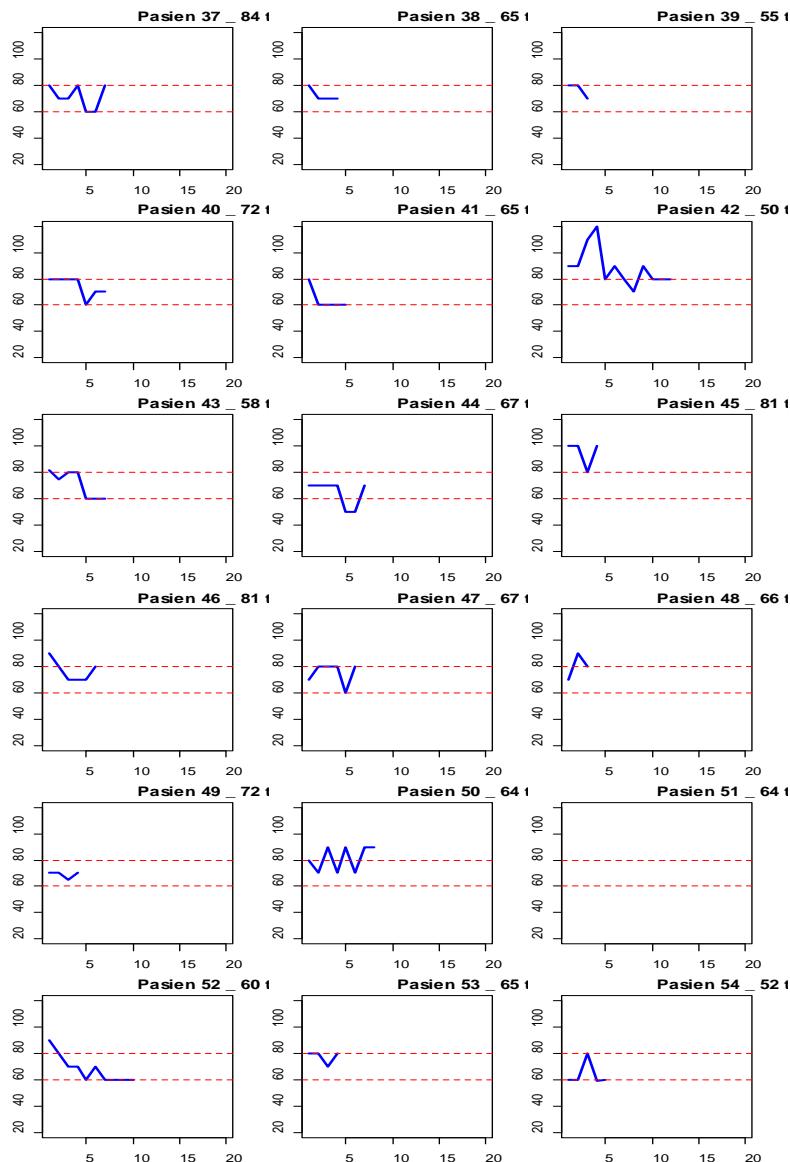


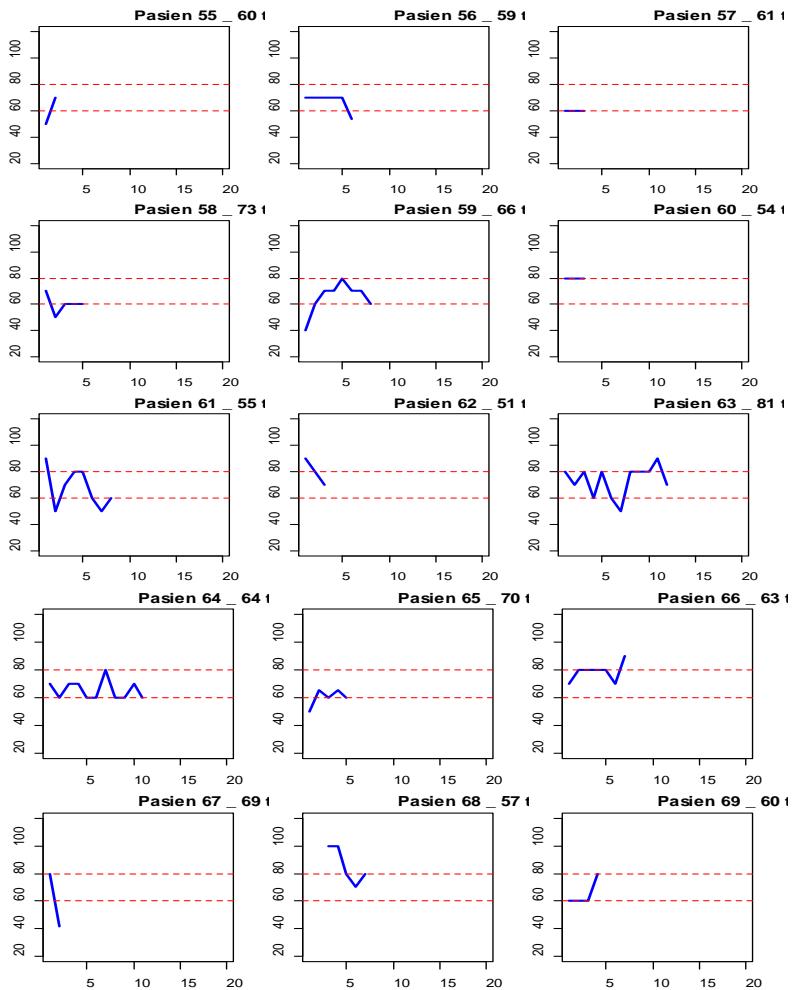




Lampiran 6. Deskripsi Variabel Tekanan Darah *Diastole*







Lampiran 7. Syntax Model Multiple Period Logit secara multivariat

```

data=read.csv("d:/dataTAnew.csv", sep=",", header=TRUE)
summary(data)
model <- glm(Y~systole+diastole+RR+HR, family="binomial", data=data)
summary(model)

hasil.reduce <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
like.diff = logLik(hasil)-logLik(hasil.reduce)
lr=(2*like.diff)
lr
qchisq(0.90,14)

```

1. Pemodelan dengan Menggunakan Variabel Pemeriksaan Tanda Vital

Call:

`glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR, family = "binomial", data = data)`

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.8284	-0.5846	-0.5235	-0.3904	2.9628

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.183167	1.43099	0.827	0.4083
Systole	-0.00899	0.01106	-0.813	0.4161
Diastole	0.018225	0.019116	0.953	0.3404
RR	-0.11611	0.053724	-2.161	0.0307 *
HR	-0.01135	0.011342	-1	0.3172

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 329.22 on 421 degrees of freedom

AIC: 339.22

Number of Fisher Scoring iterations: 5

Karena terdapat variabel yang tidak signifikan maka dilakukan penyeleksian variabel dengan metode *backward*, *forward*, dan *stepwise*.

`back <- step(model, direction="backward")`

Start: AIC=339.22

`Y ~ systole + diastole + RR + HR`

	Df	Deviance	AIC
Systole	1	329.9	337.9

Diastole	1	330.14	338.14
HR	1	330.27	338.27
<none>		329.22	339.22
RR	1	334.38	342.38

Step: AIC=337.9

Y ~ diastole + RR + HR

	Df	Deviance	AIC
Diastole	1	330.16	336.16
HR	1	330.79	336.79
<none>		329.9	337.9
RR	1	335.07	341.07

Step: AIC=336.16

Y ~ RR + HR

	Df	Deviance	AIC
HR	1	331.04	335.04
<none>		330.16	336.16
RR	1	335.24	339.24

Step: AIC=335.04

Y ~ RR

	Df	Deviance	AIC
<none>		331.04	335.04
RR	1	339.02	341.02

> forward <- step(model, direction="forward")

Start: AIC=339.22

Y ~ systole + diastole + RR + HR

> stepwise <- step(model, direction="both")

Start: AIC=339.22

Y ~ systole + diastole + RR + HR

	Df	Deviance	AIC
- systole	1	329.9	337.9
- diastole	1	330.14	338.14
- HR	1	330.27	338.27
<none>		329.22	339.22
- RR	1	334.38	342.38

Step: AIC=337.9

Y ~ diastole + RR + HR

	Df	Deviance	AIC
- diastole	1	330.16	336.16

- HR	1	330.79	336.79
<none>		329.9	337.9
+ systole	1	329.22	339.22
- RR	1	335.07	341.07

Step: AIC=336.16

Y ~ RR + HR

	Df	Deviance	AIC
- HR	1	331.04	335.04
<none>		330.16	336.16
+ diastole	1	329.9	337.9
+ systole	1	330.14	338.14
- RR	1	335.24	339.24

Step: AIC=335.04

Y ~ RR

	Df	Deviance	AIC
<none>		331.04	335.04
+ HR	1	330.16	336.16
+ diastole	1	330.79	336.79
+ systole	1	331.04	337.04
- RR	1	339.02	341.02

2. Pemodelan dengan Menggunakan Variabel secara Keseluruhan

Call:

```
glm(formula = Y ~ Usia + systole + diastole + RR + HR + BUN + DM +
    WBC + RBC + HGB + HCT + PLT + SK, family = "binomial", data =
    data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.9966	-0.6031	-0.5113	-0.3561	2.7602

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0.468469	2.320257	0.202	0.83999
Usia	0.003182	0.01407	0.226	0.82108
Systole	0.001496	0.010908	0.137	0.89089
Diastole	-0.00417	0.019597	-0.213	0.83134
RR	-0.15713	0.058244	-2.698	0.00698 **
HR	0.007083	0.011124	0.637	0.52432
BUN	-0.00747	0.01563	-0.478	0.63267
DM	-0.00308	0.001951	-1.581	0.11389

WBC	-0.00856	0.04195	-0.204	0.83832
RBC	0.178453	0.399368	0.447	0.65499
HGB	0.029763	0.193655	0.154	0.87785
HCT	-0.00578	0.062342	-0.093	0.92607
PLT	0.000267	0.001589	0.168	0.86672
SK	-0.04194	0.24988	-0.168	0.86671

--
Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 344.19 on 418 degrees of freedom

Residual deviance: 327.53 on 405 degrees of freedom

AIC: 355.53

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.reduce <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(hasil)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 16.66301 (df=14)
> qchisq(0.90,14) = [1] 21.06414
```

Karena masih terdapat variabel yang tidak signifikan maka dilakukan penyeleksian variabel dengan metode *forward*, *backward*, dan *stepwise*.

```
> forw <- step(hasil,direction="forward")
Start: AIC=350.2
Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC +
HGB + HCT + PLT

> back <- step(hasil,direction="backward")
Start: AIC=350.2
Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC +
HGB + HCT + PLT
```

	Df	Deviance	AIC
- HCT	1	324.21	348.21
- PLT	1	324.28	348.28
- SK	1	324.31	348.31
- HGB	1	324.33	348.33
- WBC	1	324.37	348.37
- BUN	1	324.52	348.52
- HR	1	324.55	348.55
- RBC	1	324.6	348.6
- diastole	1	324.66	348.66

- systole	1	324.69	348.69
- DM	1	325.9	349.9
<none>		324.2	350.2
- RR	1	328.5	352.5

Step: AIC=348.21

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC + HGB + PLT

	Df	Deviance	AIC
- PLT	1	324.29	346.29
- SK	1	324.32	346.32
- WBC	1	324.38	346.38
- HGB	1	324.39	346.39
- BUN	1	324.52	346.52
- HR	1	324.55	346.55
- diastole	1	324.67	346.67
- systole	1	324.69	346.69
- RBC	1	324.7	346.7
- DM	1	325.91	347.91
<none>		324.21	348.21
- RR	1	328.5	350.5

Step: AIC=346.29

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC + HGB

	Df	Deviance	AIC
- SK	1	324.39	344.39
- WBC	1	324.4	344.4
- HGB	1	324.51	344.51
- HR	1	324.65	344.65
- BUN	1	324.67	344.67
- diastole	1	324.75	344.75
- systole	1	324.78	344.78
- RBC	1	324.82	344.82
- DM	1	325.91	345.91
<none>		324.29	346.29
- RR	1	328.67	348.67

Step: AIC=344.39

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + WBC + RBC + HGB

	Df	Deviance	AIC
- WBC	1	324.54	342.54
- HGB	1	324.63	342.63
- HR	1	324.77	342.77

- diastole	1	324.84	342.84
- RBC	1	324.89	342.89
- systole	1	324.93	342.93
- BUN	1	325.9	343.9
- DM	1	326.11	344.11
<none>		324.39	344.39
- RR	1	328.7	346.7

Step: AIC=342.54

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + RBC + HGB

	Df	Deviance	AIC
- HGB	1	324.8	340.8
- HR	1	324.93	340.93
- diastole	1	324.94	340.94
- systole	1	325.06	341.06
- RBC	1	325.06	341.06
- BUN	1	325.21	342.21
- DM	1	326.45	342.45
<none>		324.54	342.54
- RR	1	329.35	345.35

Step: AIC=340.8

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + RBC

	Df	Deviance	AIC
- RBC	1	325.1	339.1
- HR	1	325.11	339.11
- diastole	1	325.13	339.13
- systole	1	325.22	339.22
- BUN	1	326.24	340.24
<none>		324.8	340.8
- DM	1	326.9	340.9
- RR	1	329.41	343.41

Step: AIC=339.1

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
- HR	1	325.4	337.4
- diastole	1	325.51	337.51
- systole	1	325.55	337.55
- BUN	1	326.99	338.99
<none>		325.1	339.1
- DM	1	327.12	339.12
- RR	1	329.43	341.43

Step: AIC=337.4

Y ~ systole + diastole + RR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
- diastole	1	325.71	335.71
- systole	1	325.78	335.78
<none>		325.4	337.4
- DM	1	327.5	337.5
- BUN	1	327.89	337.89
- RR	1	331.68	341.68

Step: AIC=335.71

Y ~ systole + RR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
- systole	1	325.79	333.79
<none>		325.71	335.71
- DM	1	328	336
- BUN	1	328.42	336.42
- RR	1	331.77	339.77

Step: AIC=333.79

Y ~ RR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
<none>		325.79	333.79
- DM	1	328.12	334.12
- BUN	1	328.42	334.42
- RR	1	331.94	337.94

> stepw <- step(hasil,direction="both")

Start: AIC=350.2

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC + HGB + HCT + PLT

	Df	Deviance	AIC
- HCT	1	324.21	348.21
- PLT	1	324.28	348.28
- SK	1	324.31	348.31
- HGB	1	324.33	348.33
- WBC	1	324.37	348.37
- BUN	1	324.52	348.52
- HR	1	324.55	348.55
- RBC	1	324.6	348.6
- diastole	1	324.66	348.66
- systole	1	324.69	348.69
- DM	1	325.9	349.9

<none>		324.2	350.2
- RR	1	328.5	352.5

Step: AIC=348.21

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC + HGB + PLT

	Df	Deviance	AIC
- PLT	1	324.29	346.29
- SK	1	324.32	346.32
- WBC	1	324.38	346.38
- HGB	1	324.39	346.39
- BUN	1	324.52	346.52
- HR	1	324.55	346.55
- diastole	1	324.67	346.67
- systole	1	324.69	346.69
- RBC	1	324.7	346.7
- DM	1	325.91	347.91
<none>		324.21	348.21
+ HCT	1	324.2	350.2
- RR	1	328.5	350.5

Step: AIC=346.29

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK + WBC + RBC + HGB

	Df	Deviance	AIC
- SK	1	324.39	344.39
- WBC	1	324.4	344.4
- HGB	1	324.51	344.51
- HR	1	324.65	344.65
- BUN	1	324.67	344.67
- diastole	1	324.75	344.75
- systole	1	324.78	344.78
- RBC	1	324.82	344.82
- DM	1	325.91	345.91
<none>		324.29	346.29
+ PLT	1	324.21	348.21
+ HCT	1	324.28	348.28
- RR	1	328.67	348.67

Step: AIC=344.39

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + WBC + RBC + HGB

	Df	Deviance	AIC
- WBC	1	324.54	342.54
- HGB	1	324.63	342.63

- HR	1	324.77	342.77
- diastole	1	324.84	342.84
- RBC	1	324.89	342.89
- systole	1	324.93	342.93
- BUN	1	325.9	343.9
- DM	1	326.11	344.11
<none>		324.39	344.39
+ SK	1	324.29	346.29
+ PLT	1	324.32	346.32
+ HCT	1	324.38	346.38
- RR	1	328.7	346.7

Step: AIC=342.54

$Y \sim \text{systole} + \text{diastole} + \text{RR} + \text{HR} + \text{DM} + \text{BUN} + \text{RBC} + \text{HGB}$

	Df	Deviance	AIC
- HGB	1	324.8	340.8
- HR	1	324.93	340.93
- diastole	1	324.94	340.94
- systole	1	325.06	341.06
- RBC	1	325.06	341.06
- BUN	1	326.21	342.21
- DM	1	326.45	342.45
<none>		324.54	342.54
+ WBC	1	324.39	344.39
+ SK	1	324.4	344.4
+ HCT	1	324.53	344.53
+ PLT	1	324.53	344.53
- RR	1	329.35	345.35

Step: AIC=340.8

$Y \sim \text{systole} + \text{diastole} + \text{RR} + \text{HR} + \text{DM} + \text{BUN} + \text{RBC}$

	Df	Deviance	AIC
- RBC	1	325.1	339.1
- HR	1	325.11	339.11
- diastole	1	325.13	339.13
- systole	1	325.22	339.22
- BUN	1	326.24	340.24
<none>		324.8	340.8
- DM	1	326.9	340.9
+ HGB	1	324.54	342.54
+ WBC	1	324.63	342.63
+ SK	1	324.64	342.64
+ HCT	1	324.72	342.72
+ PLT	1	324.77	342.77

- RR	1	329.41	343.41
------	---	--------	--------

Step: AIC=339.1

Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
- HR	1	325.4	337.4
- diastole	1	325.51	337.51
- systole	1	325.55	337.55
- BUN	1	326.99	338.99
<none>		325.1	339.1
- DM	1	327.12	339.12
+ RBC	1	324.8	340.8
+ WBC	1	324.95	340.95
+ HCT	1	324.99	340.99
+ SK	1	325.02	341.02
+ HGB	1	325.06	341.06
+ PLT	1	325.09	341.09
- RR	1	329.43	341.43

Step: AIC=337.4

Y ~ systole + diastole + RR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
- diastole	1	325.71	335.71
- systole	1	325.78	335.78
<none>		325.4	337.4
- DM	1	327.5	337.5
- BUN	1	327.89	337.89
+ HR	1	325.1	339.1
+ RBC	1	325.11	339.11
+ WBC	1	325.23	339.23
+ HCT	1	325.29	339.29
+ SK	1	325.3	339.3
+ HGB	1	325.35	339.35
+ PLT	1	325.39	339.39
- RR	1	331.68	341.68

Step: AIC=335.71

Y ~ systole + RR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
- systole	1	325.79	333.79
<none>		325.71	335.71
- DM	1	328	336
- BUN	1	328.42	336.42
+ RBC	1	325.36	337.36

+ diastole	1	325.4	337.4
+ HR	1	325.51	337.51
+ HCT	1	325.53	337.53
+ WBC	1	325.6	337.6
+ HGB	1	325.62	337.62
+ SK	1	325.63	337.63
+ PLT	1	325.7	337.7
- RR	1	331.77	339.77

Step: AIC=333.79

Y ~ RR + DM + BUN

	Df	Deviance	AIC
<none>		325.79	333.79
- DM	1	328.12	334.12
- BUN	1	328.42	334.42
+ RBC	1	325.46	335.46
+ HR	1	325.58	335.58
+ HCT	1	325.63	335.63
+ WBC	1	325.66	335.66
+ SK	1	325.69	335.69
+ HGB	1	325.7	335.7
+ systole	1	325.71	335.71
+ diastole	1	325.78	335.78
+ PLT	1	325.78	335.78
- RR	1	331.94	337.94

> summary(stepw)

Call:

glm(formula = Y ~ RR + DM + BUN, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.8744	-0.5992	-0.5082	-0.3534	2.7762

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.338291	1.044487	1.281	0.2001
RR	-0.11832	0.051305	-2.306	0.0211 *
DM	-0.00262	0.001777	-1.473	0.1407
BUN	-0.01653	0.011032	-1.498	0.1341

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom
Residual deviance: 325.79 on 422 degrees of freedom
AIC: 333.79

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(stepw)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 13.22795 (df=4)
> qchisq(0.95,4) = [1] 9.487729
> qchisq(0.90,4) = [1] 7.77944
```

Lampiran 8. Model *Multiple Period Logit* tanpa variabel yang nilai signifikansinya paling rendah

1. Tanpa variabel HCT

Call:

```
glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK +
    WBC + RBC + HGB + PLT, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.8947	-0.5922	-0.5	-0.3643	2.9234

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.40197	1.865555	0.752	0.4524
Systole	-0.00799	0.011602	-0.689	0.4908
Diastole	0.0137	0.020171	0.679	0.497
RR	-0.11702	0.058838	-1.989	0.0467 *
HR	-0.0072	0.012279	-0.586	0.5578
DM	-0.0024	0.00189	-1.269	0.2043
BUN	-0.00984	0.017699	-0.556	0.5784
SK	-0.09607	0.293625	-0.327	0.7435
WBC	-0.01898	0.045663	-0.416	0.6776
RBC	0.278205	0.390254	0.713	0.4759
HGB	-0.06113	0.14333	-0.426	0.6697
PLT	0.000466	0.001652	0.282	0.7782

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 324.21 on 414 degrees of freedom

AIC: 348.21

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 14.8155 (df=12)
> qchisq(0.95,12) = [1] 21.02607
> qchisq(0.90,12) = [1] 18.54935
```

2. Tanpa variabel HCT dan PLT

Call:

```
glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + SK +
```

WBC + RBC + HGB, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.8949	-0.5945	-0.4985	-0.3592	2.9177

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.564055	1.778315	0.88	0.3791
Systole	-0.00811	0.011598	-0.7	0.4842
Diastole	0.013681	0.020156	0.679	0.4973
RR	-0.11801	0.058754	-2.008	0.0446 *
HR	-0.00734	0.012297	-0.597	0.5508
DM	-0.00229	0.001847	-1.242	0.2142
BUN	-0.01067	0.0174	-0.613	0.5399
SK	-0.09303	0.291942	-0.319	0.75
WBC	-0.01408	0.042085	-0.335	0.7379
RBC	0.287943	0.389554	0.739	0.4598
HGB	-0.06795	0.141414	-0.481	0.6309

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 324.29 on 415 degrees of freedom

AIC: 346.29

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 14.73649 (df=11)
> qchisq(0.95,11) = [1] 19.67514
> qchisq(0.90,11) = [1] 17.27501
```

3. Tanpa variabel HCT, PLT, dan SK

Call:

glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + WBC + RBC + HGB, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.9059	-0.5968	-0.4958	-0.3612	2.9262

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)

(Intercept)	1.628657	1.761412	0.925	0.3552
Systole	-0.0084	0.011563	-0.726	0.4677
Diastole	0.013467	0.020121	0.669	0.5033
RR	-0.11602	0.057962	-2.002	0.0453 *
HR	-0.00744	0.012169	-0.611	0.541
DM	-0.00234	0.001837	-1.275	0.2022
BUN	-0.01461	0.012426	-1.176	0.2396
WBC	-0.01603	0.041723	-0.384	0.7009
RBC	0.280652	0.389009	0.721	0.4706
HGB	-0.06957	0.141386	-0.492	0.6227

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 324.39 on 416 degrees of freedom

AIC: 344.39

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 14.63312 (df=10)
> qchisq(0.95,10) = [1] 18.30704
> qchisq(0.90,10) = [1] 15.98718
```

4. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, dan WBC

glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + RBC + HGB, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.8992	-0.5961	-0.4901	-0.3573	2.9068

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.640165	1.762646	0.931	0.3521
Systole	-0.00828	0.011559	-0.717	0.4737
Diastole	0.012617	0.02001	0.631	0.5283
RR	-0.11978	0.057061	-2.099	0.0358 *
HR	-0.00759	0.012165	-0.624	0.5327
DM	-0.00244	0.00182	-1.341	0.18
BUN	-0.01508	0.012274	-1.228	0.2193
RBC	0.28639	0.389976	0.734	0.4627

HGB	-0.07278	0.141736	-0.513	0.6076
-----	----------	----------	--------	--------

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 324.54 on 417 degrees of freedom

AIC: 342.54

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 14.4837 (df=9)
> qchisq(0.95,9) = [1] 16.91898
> qchisq(0.90,9) = [1] 14.68366
```

5. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, dan HGB

```
glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN + RBC,
family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.8574	-0.5961	-0.5016	-0.3565	2.8545

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.265662	1.59658	0.793	0.4279
systole	-0.00736	0.011448	-0.643	0.5203
diastole	0.011391	0.019959	0.571	0.5682
RR	-0.11566	0.056256	-2.056	0.0398 *
HR	-0.0067	0.011978	-0.559	0.576
DM	-0.00254	0.001812	-1.402	0.161
BUN	-0.01344	0.011758	-1.143	0.2532
RBC	0.116068	0.210072	0.553	0.5806

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 324.80 on 418 degrees of freedom

AIC: 340.8

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
```

```
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 14.22407 (df=8)
> qchisq(0.95,8) = [1] 15.50731
> qchisq(0.90,8) = [1] 13.36157
```

6. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, HGB, dan RBC

Call:

```
glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + HR + DM + BUN, family =
"binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.866	-0.5996	-0.4991	-0.3595	2.8602

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.64198	1.445536	1.136	0.256
systole	-0.00759	0.011422	-0.665	0.506
diastole	0.012538	0.019853	0.632	0.528
RR	-0.10982	0.055048	-1.995	0.046 *
HR	-0.00651	0.011969	-0.544	0.586
DM	-0.00247	0.001796	-1.374	0.169
BUN	-0.01495	0.011524	-1.297	0.195

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 325.10 on 419 degrees of freedom

AIC: 339.1

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 13.91782 (df=7)
> qchisq(0.95,7) = [1] 14.06714
> qchisq(0.90,7) = [1] 12.01704
```

7. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, HGB, RBC, dan HR

Call:

```
glm(formula = Y ~ systole + diastole + RR + DM + BUN, family =
"binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.886	-0.5932	-0.5052	-0.3566	2.7586

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.379072	1.351863	1.02	0.3077
systole	-0.00686	0.011294	-0.607	0.5437
diastole	0.01079	0.019509	0.553	0.5802
RR	-0.11987	0.051489	-2.328	0.0199 *
DM	-0.00251	0.001793	-1.402	0.161
BUN	-0.01642	0.011169	-1.47	0.1416

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 325.40 on 420 degrees of freedom

AIC: 337.4

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 13.61755 (df=6)
> qchisq(0.95,6) = [1] 12.59159
> qchisq(0.90,6) = [1] 10.64464
```

8. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, HGB, RBC, HR, dan diastole

Call:

```
glm(formula = Y ~ systole + RR + DM + BUN, family = "binomial",
     data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.8793	-0.5969	-0.5077	-0.3517	2.7734

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.563681	1.308717	1.195	0.232
systole	-0.00199	0.006978	-0.286	0.775
RR	-0.11754	0.051317	-2.29	0.022 *
DM	-0.0026	0.001781	-1.462	0.144
BUN	-0.01696	0.011097	-1.528	0.126

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom
 Residual deviance: 325.71 on 421 degrees of freedom
 AIC: 335.71

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 13.31033 (df=5)
> qchisq(0.95,5) = [1] 11.0705
> qchisq(0.90,5) = [1] 9.236357
```

9. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, HGB, RBC, HR, diastole, dan systole

Call:

```
glm(formula = Y ~ RR + DM + BUN, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.8744	-0.5992	-0.5082	-0.3534	2.7762

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	1.338291	1.044487	1.281	0.2001
RR	-0.11832	0.051305	-2.306	0.0211 *
DM	-0.00262	0.001777	-1.473	0.1407
BUN	-0.01653	0.011032	-1.498	0.1341

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 325.79 on 422 degrees of freedom

AIC: 333.79

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 13.22795 (df=4)
> qchisq(0.95,4) = [1] 9.487729
> qchisq(0.90,4) = [1] 7.77944
```

10. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, HGB, RBC, HR, diastole, systole, dan DM

Call:

```
glm(formula = Y ~ RR + BUN, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.8198	-0.5851	-0.5251	-0.3655	2.7542

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0.96616	1.01776	0.949	0.3425
RR	-0.12099	0.05128	-2.359	0.0183 *
BUN	-0.0173	0.01102	-1.569	0.1165

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 328.12 on 423 degrees of freedom

AIC: 334.12

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 10.89872 (df=3)
> qchisq(0.95,3) = [1] 7.814728
> qchisq(0.90,3) = [1] 6.251389
```

11. Tanpa variabel HCT, PLT, SK, WBC, HGB, RBC, HR, diastole, systole, DM, dan BUN

Call:

```
glm(formula = Y ~ RR, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.9606	-0.5452	-0.5452	-0.4268	2.8024

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0.7633	0.99509	0.767	0.44304
RR	-0.12972	0.05009	-2.59	0.00961 **

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 331.04 on 424 degrees of freedom

AIC: 335.04

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> hasil.none <- glm(Y~1, family="binomial", data=data)
> like.diff = logLik(reduce)-logLik(hasil.none)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 7.978664 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

Lampiran 9. Syntax Model *Multiple Period Logit* secara univariat

```
systole <- glm(Y~systole, family="binomial", data=data)
summary(systole)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ systole, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.5585	-0.5431	-0.5403	-0.5346	2.0228

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-1.71428	0.783644	-2.188	0.0287 *
systole	-0.00114	0.006578	-0.173	0.8629

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 338.99 on 424 degrees of freedom

AIC: 342.99

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(systole)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 0.0299454 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> diastole <- glm(Y~diastole, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(diastole)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ diastole, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.5753	-0.5467	-0.5397	-0.5329	2.0111

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-2.04531	0.827834	-2.471	0.0135 *
diastole	0.002751	0.011327	0.243	0.8081

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom
 Residual deviance: 338.96 on 424 degrees of freedom
 AIC: 342.96

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(diastole)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 0.05895933 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> RR <- glm(Y~RR, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(RR)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ RR, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.9606	-0.5452	-0.5452	-0.4268	2.8024

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	0.7633	0.99509	0.767	0.44304
RR	-0.12972	0.05009	-2.59	0.00961 **

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom
 Residual deviance: 331.04 on 424 degrees of freedom
 AIC: 335.04

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> like.diff = logLik(RR)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 7.978664 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> HR<- glm(Y~HR, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(HR)
```

Call:

glm(formula = Y ~ HR, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.7276	-0.5595	-0.5205	-0.4666	2.5566

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-0.22467	0.86761	-0.259	0.7957
HR	-0.01938	0.0104	-1.863	0.0624

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 335.24 on 424 degrees of freedom

AIC: 339.24

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(HR)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 3.777192 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> BUN <- glm(Y~BUN, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(BUN)
```

Call:

glm(formula = Y ~ BUN, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.6406	-0.5903	-0.5461	-0.4314	2.2895

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-1.37078	0.27162	-5.047	4.49E-07 ***
BUN	-0.02175	0.0114	-1.907	0.0565 .

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 334.60 on 424 degrees of freedom

AIC: 338.6

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> like.diff = logLik(BUN)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 4.417667 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> DM <- glm(Y~DM, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(DM)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ DM, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.6543	-0.581	-0.5397	-0.455	2.26E+00

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.36376	0.317297	-4.298	1.72E-05	***
DM	-0.00287	0.001762	-1.628	0.104	

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 336.16 on 424 degrees of freedom

AIC: 340.16

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(DM)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 2.860488 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> WBC <- glm(Y~WBC, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(WBC)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ WBC, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
--	-----	----	--------	----	-----

	-0.6498	-0.5714	-0.5366	-0.4836	2.29E+00
--	---------	---------	---------	---------	----------

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.2864	0.41646	-3.089	2.01E-03	**
WBC	-0.05368	0.03852	-1.394	0.16342	

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 336.96 on 424 degrees of freedom

AIC: 340.96

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(WBC)-logLik(hasil.reduce)
```

```
> lr=(2*like.diff)
```

```
> lr = 'log Lik.' 2.057038 (df=2)
```

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

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

```
> RBC <- glm(Y~RBC, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(RBC)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ RBC, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.5727	-0.5475	-0.5396	-0.5295	2.05E+00

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-2.1216	0.8691	-2.441	1.46E-02	*
RBC	0.0585	0.1826	0.32	0.7487	

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 338.92 on 424 degrees of freedom

AIC: 342.92

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(RBC)-logLik(hasil.reduce)
```

```
> lr=(2*like.diff)
```

```
> lr = 'log Lik.' 0.1030644 (df=2)
```

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

```
> HGB <- glm(Y~HGB, family="binomial", data=data)
> summary(HGB)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ HGB, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.5928	-0.5546	-0.5384	-0.5166	2.11E+00

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-2.40059	0.89254	-2.69	7.15E-03 **
HGB	0.04126	0.0654	0.631	0.52815

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 338.62 on 424 degrees of freedom

AIC: 342.62

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(HGB)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 0.4050701 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> HCT <- glm(Y~HCT, family="binomial", data=data)
```

```
> summary(HCT)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ HCT, family = "binomial", data = data)
```

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.5829	-0.5511	-0.5411	-0.5201	2.08E+00

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
(Intercept)	-2.2844	0.89875	-2.542	1.10E-02 *
HCT	0.01073	0.02172	0.494	0.621

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom
 Residual deviance: 338.77 on 424 degrees of freedom
 AIC: 342.77

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(HCT)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 0.2477279 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> PLT <- glm(Y~PLT, family="binomial", data=data)
> summary(PLT)
```

Call:

```
glm(formula = Y ~ PLT, family = "binomial", data = data)
Deviance Residuals:
```

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-0.5597	-0.5451	-0.5405	-0.5321	2.04E+00

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.76742	0.402914	-4.387	1.15E-05	***
PLT	-0.0003	0.001415	-0.212	0.832	

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
 (Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom
 Residual deviance: 338.98 on 424 degrees of freedom
 AIC: 342.98

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```
> like.diff = logLik(PLT)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 0.04501682 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

```
> SK <- glm(Y~SK, family="binomial", data=data)
> summary(SK)
```

Call:

glm(formula = Y ~ SK, family = "binomial", data = data)

Deviance Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.62	-0.5808	-0.5492	-0.4688	2.33E+00

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	-1.3731	0.3027	-4.536	5.74E-06	***
SK	-0.3568	0.2138	-1.669	0.0951	.

Signif. codes: 0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

Null deviance: 339.02 on 425 degrees of freedom

Residual deviance: 335.53 on 424 degrees of freedom

AIC: 339.53

Number of Fisher Scoring iterations: 5

```
> like.diff = logLik(SK)-logLik(hasil.reduce)
> lr=(2*like.diff)
> lr = 'log Lik.' 3.493606 (df=2)
> qchisq(0.95,2) = [1] 5.991465
> qchisq(0.90,2) =[1] 4.60517
```

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis dan pembahasan mengenai analisis survival pada pasien penderita penyakit jantung koroner (PJK) di RSUD dr. Soetomo Surabaya tahun 2015 menggunakan *multiple period logit* diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Pasien penyakit jantung koroner (PJK) memiliki karakteristik bahwa semakin besar waktu survival (T) maka probabilitas survival ($S(t)$) semakin menurun yang berarti bahwa peluang pasien tidak mengalami perbaikan klinis (masih berada dalam perawatan inap rumah sakit) hingga waktu ke-T semakin kecil. Selain itu, didapatkan rata-rata waktu survival pasien selama 4 hari dengan waktu survival pasien yang paling lama adalah 20 hari.
2. Berdasarkan permodelan multiple period logit secara univariat didapatkan hasil bahwa faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap laju perbaikan klinis adalah variabel laju pernapasan, laju detak jantung, BUN, dan kreatinin serum.
3. Hasil seleksi variabel terbaik yang diperoleh dari metode backward dan stepwise menggunakan tiga variabel yaitu RR, DM, dan BUN dengan AIC sebesar 333,79. Model terbaik yang terbentuk dari tiga variabel tersebut adalah

$$\hat{h}(t_i, x_i) = \frac{\exp(1,3383 - 0,1183x_{4it} - 0,0026x_{6it} - 0,0165x_{7it})}{1 + \exp(1,3383 - 0,1183x_{4it} - 0,0026x_{6it} - 0,0165x_{7it})}$$

Dari model yang dihasilkan tersebut, dapat dijelaskan bahwa variabel laju pernapasan, kadar gula, dan BUN memberikan pengaruh pada laju perbaikan klinis secara bersama-sama. Semakin besar nilai dari laju pernapasan, kadar gula, dan BUN maka peluang pasien PJK mengalami perbaikan laju klinis akan berkurang pada satu hari atau semakin tinggi laju pernapasan, kadar gula darah, dan BUN maka peluang pasien keluar rumah sakit semakin rendah.

5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat diberikan kepada pihak tenaga medis RSUD dr. Soetomo Surabaya yaitu faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap laju perbaikan klinis pasien PJK dalam perawatannya dan pendataan pada buku rekam medik pasien sehingga didapatkan keterangan yang lebih mendetail.

Sedangkan saran yang dapat diberikan peneliti selanjutnya adalah melakukan penelitian dengan variabel yang berpengaruh terhadap *event* yang diamati, serta menggunakan variabel yang memiliki nilai yang berbeda dari waktu ke waktu.

DAFTAR PUSTAKA

- American Heart Association (AHA). (2015). *Heart Disease and Stroke Statistics*. Diakses pada 8 Februari 2016 dari https://www.heart.org/idc/groups/ahamahpublic/@wcm/@sop/@smd/documents/downloadable/ucm_470704.pdf
- Anwar, B. (2004). *Faktor Risiko Penyakit Jantung Koroner*. Jurnal Ilmiah Pendidikan Fakultas Kedokteran Universitas Sumatera Utara, Medan.
- Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan RI. (2013). *Riset Kesehatan Dasar*. Diakses pada 8 Februari 2016 dari <http://www.depkes.go.id/resources/download/general/Hasil%20Riskesdas%202013.pdf>
- Efron, Bradley. (1987). *Logistic Regression, Survival Analysis, and The Kaplan-Meier Curve*. Technical Report Stanford University, California.
- Hosmer, D. S., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. New York: John Wiley & Sons, Inc.
- Kementerian Kesehatan RI (Kemenkes). (2013). *Riset Kesehatan Dasar 2013*. Jakarta : Kemenkes.
- Kementerian Kesehatan RI (Kemenkes). (2014). *Pusat Data dan Informasi Kementerian Kesehatan RI (Infodatin) Situasi Kesehatan Jantung*. Jakarta : Kemenkes.
- Kleinbaum, D. G. & Klein, M. (2012). *Survival Analysis (3nd ed.)*. New York : Springer Science Bussines Media, Inc.
- Majid, Abdul. (2008). *Penyakit Jantung Koroner: Patofisiologi, Pencegahan, dan Pengobatan Terkini*. Jurnal Ilmiah Pendidikan Fakultas Kedokteran Universitas Sumatera Utara, Medan.

- Pagano, M., Panetta, F., & Zingales, L. (1998). *Why Do Companies Go Public? An Empirical Analysis*. Journal of Finance 53, 27–64.
- Peni, Robiah, & Widiharih, Tatik. (2005). *Model Logistik Kumulatif*. Jurnal Matematika FMIPA Undip Vol. 8 No. 3, 102-107.
- Prodia, (2015). *Pemeriksaan Laboratorium*. Diakses pada 19 Mei 2016 dari [http://www.prodia.co.id/InfoKesehatan/ArtikelKesehatan\Details/pemeriksaan -laboratorium](http://www.prodia.co.id/InfoKesehatan/ArtikelKesehatan\Details/pemeriksaan-laboratorium).
- Schmidt, H., & Duda, M. (2010). *Bankruptcy Prediction: Static Logit Model versus Discrete Hazard Models Incorporating Macroeconomic Dependencies*. Thesis from Master Programme in Finance, Lund University.
- Shumway, Tyler. (2001). *Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model*. Journal of Business 74, 101–124.
- Vlodaver, Z., Wilson, R., Garry D., (2012). *Coronary Heart Disease: Clinical, Pathological, Imaging, and Molecular Profiles*. New York: Springer
- Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Statistika (3rd ed.)*. (B. Sumantri, Trans.) Jakarta : PT. Gramedia Pustaka Utama
- WHO. (2015). *Cardiovascular Diseases (CVDs)*. Diakses pada 8 Februari 2016 dari <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/>
- Wijaya, Aloysius. (2015). *Analisis Survival pada Pasien Penderita Sindrom Koroner Akut di RSUD Dr. Soetomo Surabaya Tahun 2013 Menggunakan Regresi Cox Proportional Hazard*. Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA ITS, Surabaya.

BIODATA PENULIS



Hestin Nurindah Lestari lahir di kota kecil bernama Lumajang pada tanggal 31 Agustus 1994 dari pasangan Bapak Wirawan dan Ibu Eny. Putri kedua dari tiga bersaudara ini telah menempuh pendidikan di SDN Rogotrunan 01, SMPN 1 Lumajang, dan SMAN 2 Lumajang. Setelah lulus SMA, penulis melanjutkan pendidikannya di Jurusan Statistika ITS melalui jalur masuk SNMPTN Undangan pada tahun 2012. Pada masa perkuliahan, penulis pernah menjabat menjadi staff divisi PERS HI-

MASTA ITS periode 2013/2014, pimpinan redaksi divisi PERS-HIMASTA ITS periode 2014/2015. Selain itu, penulis juga aktif mengikuti forum di luar ITS seperti forum daerah yang dikenal dengan IMAJAYA dan organisasi sosial DUACARE yang merupakan organisasi sosial dari daerah Lumajang. Apabila pembaca ingin memberikan kritik dan saran demi kesempurnaan Tugas Akhir ini, ataupun berdiskusi terkait Tugas Akhir ini, silahkan menghubungi melalui email : hestinnurindah@gmail.com