



**ANALISIS KETAHANAN HIDUP PASIEN KANKER PARU
MENGUNAKAN REGRESI WEIBULL**

SKRIPSI

Oleh

**Arivatus Solehah
NIM 141810101045**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2018**



**ANALISIS KETAHANAN HIDUP PASIEN KANKER PARU
MENGUNAKAN REGRESI WEIBULL**

SKRIPSI

diajukan guna melengkapi tugas akhir dan memenuhi salah satu syarat
untuk menyelesaikan studi pada Program Studi Matematika (S-1)
dan mencapai gelar Sarjana Sains

Oleh

**Arivatus Solehah
NIM 141810101045**

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS JEMBER
2018**

PERSEMBAHAN

Dengan menyebut nama Allah SWT yang Maha Pengasih dan Maha Penyayang serta Sholawat atas Nabi Muhammad SAW, skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. kedua orang tuaku tercinta, Aba Solehuddin dan Ibu Suhainah, Mbak Isnaini Fajri, dan saudaraku Amin, yang telah mendoakan dan memberi kasih sayang serta semangat untuk putri tercintanya;
2. seluruh dosen dan guru sejak taman kanak-kanak sampai perguruan tinggi, yang telah memberikan ilmu dan membimbing dengan penuh kesabaran;
3. Almamater Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember, MAN 2 Probolinggo, SMP Negeri 1 Pajarakan dan SDN Pajarakan Kulon 1.
4. teman-teman matematika angkatan 2014 (Extreme) dan teman-teman *survival* (Putri, Elsa, Ola) yang selalu membantu dan memberi dukungan.
5. saudari-saudariku di Masjid Kampus Al Hikmah Universitas Jember yang selalu membantu dan memberikan semangat, terkhusus ukhti Dwi Aryanti Rizki Amalia.

MOTO

Dan bersabarlah dalam menunggu ketetapan Tuhanmu, maka sesungguhnya kamu berada dalam penglihatan Kami, dan bertasbihlah dengan memuji Tuhanmu ketika kamu bangun berdiri. (terjemahan Surat *At-Tur* ayat 48)^{*)}



^{*)} Departemen Agama Republik Indonesia. 2004. *Al-Qur'an dan Terjemahannya*. Bandung: CV Penerbit J-ART.

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Arivatus Solehah

NIM : 141810101045

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi yang berjudul “Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru Menggunakan Regresi Weibull” adalah benar-benar hasil karya sendiri, kecuali kutipan yang sudah saya sebutkan sumbernya, belum pernah diajukan pada institusi manapun, dan bukan karya jiplakan. Saya bertanggung jawab atas keabsahan dan kebenaran isinya sesuai dengan sikap ilmiah yang harus dijunjung tinggi.

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

Jember, Januari 2018

Yang menyatakan,

Arivatus Solehah

NIM 141810101045

SKRIPSI

**ANALISIS KETAHANAN HIDUP PASIEN KANKER PARU-PARU
MENGUNAKAN REGRESI WEIBULL**

Oleh
Arivatus Solehah
NIM 141810101045

Pembimbing

Dosen Pembimbing Utama : Dr. Mohamad Fatekurohman, S.Si., M.Si

Dosen Pembimbing Anggota : Dian Anggraeni, S.Si., M.Si

PENGESAHAN

Skripsi berjudul "Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru Menggunakan Regresi Weibull" telah diuji dan disahkan pada:

hari, tanggal :

tempat : Fakultas MIPA Universitas Jember.

Tim Penguji :

Ketua,

Anggota I,

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

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

Anggota II,

Anggota III,

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

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

Mengesahkan
Dekan,

Drs. Sujito, Ph.D.

NIP 196102041987111001

RINGKASAN

Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru Menggunakan Regresi Weibull; Arivatus Solehah; 141810101045; 2018; 52 Halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Kanker paru adalah penyakit yang menyerang organ pernapasan akibat adanya pertumbuhan sel yang tidak normal. Kanker paru merupakan salah satu penyakit yang sulit dideteksi karena gejalanya tidak mudah ditemukan. Sebagian besar penyakit kanker paru-paru yang terdeteksi telah berada dalam stadium lanjut, sehingga mempersulit peluang penyembuhan yang ada dan menyebabkan tingkat risiko kematian yang besar. Pasien penderita kanker paru memerlukan penanganan dan tindakan yang cepat dan terarah. Adapun dalam ilmu statistika faktor-faktor yang mempengaruhi waktu ketahanan hidup pasien kanker paru-paru dapat dikaji menggunakan analisis tahan hidup.

Menurut Collet (2003), analisis tahan hidup merupakan suatu metode statistika yang digunakan untuk menguji kemampuan suatu sampel percobaan hingga muncul suatu kejadian yang ditentukan oleh peneliti. Model parametrik adalah suatu model ketahanan hidup dengan waktu tahan hidup individu mengikuti asumsi distribusi tertentu. Model regresi parametrik yang paling banyak digunakan adalah regresi Weibull karena distribusi Weibull bersifat fleksibel. Distribusi Weibull bersifat fleksibel diakibatkan oleh adanya *shape parameter* γ yang menentukan perubahan bentuk dari kurva *hazard*.

Pada penelitian ini, dilakukan uji asumsi kesesuaian data menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dan diperoleh data pasien kanker paru dapat diasumsikan mengikuti distribusi Weibull. Pemodelan regresi Weibull berdasarkan nilai AIC terkecil dari seluruh kombinasi variabel yang diduga berpengaruh terhadap model. Model terbaik regresi Weibull terdiri dari variabel jenis kelamin, umur, LED, dan status terapi. Variabel yang berpengaruh signifikan terhadap waktu ketahanan hidup pasien kanker paru adalah LED.

PRAKATA

Puji Syukur kehadiran Allah, Tuhan Yang Maha Esa atas limpahan rahmat, taufik serta hidayah-Nya kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru Menggunakan Regresi Weibull” ini tepat pada waktunya.

Penulisan skripsi ini tidak akan berjalan dengan lancar tanpa bantuan dan dukungan beberapa pihak, oleh karena itu pada kesempatan kali ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Kusbudiono, S.Si., M.Si. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA UNEJ yang telah memberikan banyak fasilitas, sarana dan prasarana sehingga membantu penyelesaian skripsi ini.
2. Dr. Mohamad Fatekurohman, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah meluangkan waktu, pikiran, dan tenaga untuk membimbing dan mengarahkan penulis selama menyusun skripsi.
3. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D. dan Dr. Alfian Futuhul Hadi, S.Si., M.Si. selaku Dosen Penguji yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan skripsi ini.
4. seluruh dosen dan karyawan di Jurusan Matematika FMIPA UNEJ yang telah memberikan banyak ilmu, pengalaman dan bantuan kepada penulis selama menempuh proses perkuliahan
5. Mbak Nita Nurmala selaku kakak tingkat yang berkenan menyempatkan waktu dan perhatiannya demi terselesaikannya skripsi ini.
6. seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini belum sempurna, sehingga besar harapan penulis dapat menerima kritik dan saran yang membangun. Akhirnya, penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat.

Jember, Januari 2018

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSEMBAHAN	ii
HALAMAN MOTO	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
HALAMAN PEMBIMBINGAN.....	v
HALAMAN PENGESAHAN.....	vi
RINGKASAN	vii
PRAKATA	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiii
BAB 1. PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan	3
1.4 Manfaat	3
BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Kanker Paru	4
2.2 Analisis Tahan Hidup	5
2.2.1 Fungsi Tahan Hidup	5
2.2.2 Fungsi Kepadatan Peluang.....	6
2.2.3 Fungsi <i>Hazard</i>	6
2.3 Hubungan antara Fungsi-fungsi Tahan Hidup.....	7
2.4 Penyensoran.....	8
2.5 Estimasi <i>Kaplan-Meier</i>	10
2.6 Uji Kesesuaian Distribusi	10
2.7 Distribusi Weibull	10

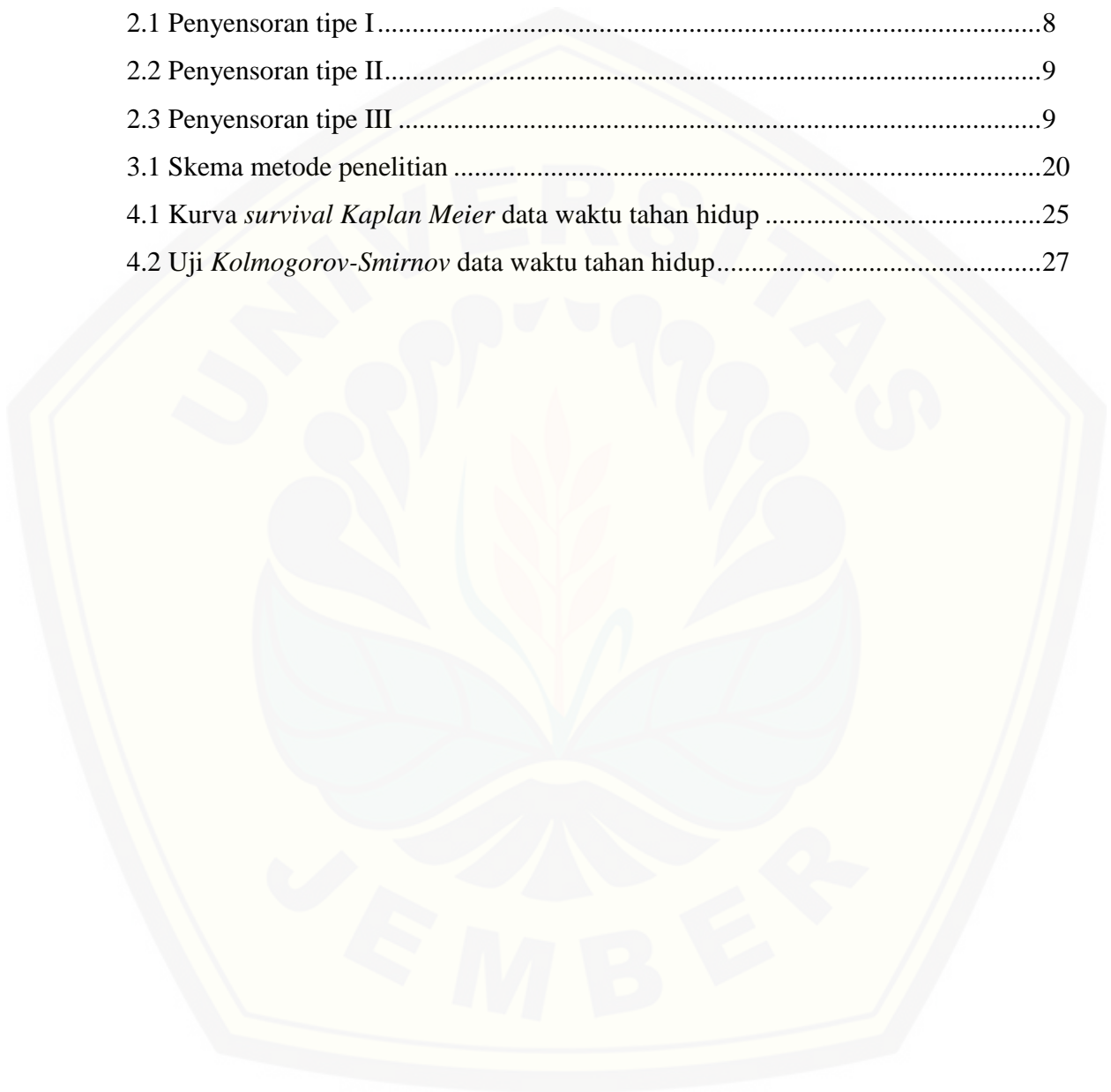
2.8 Regresi Weibull	11
2.9 Metode Maksimum <i>Likelihood</i>	12
2.10 Pemilihan Model Terbaik.....	12
2.11 Uji Multikolinieritas	13
2.12 Uji Signifikasi Parameter	13
2.12.1 Uji Signifikasi Serentak	13
2.12.2 Uji Signifikasi Parsial	14
2.13 <i>Hazard Ratio</i>	14
BAB 3. METODE PENELITIAN	16
3.1 Data.....	16
3.2 Langkah-langkah Penelitian	18
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN	21
4.1 Analisis Deskriptif	21
4.2 Analisis <i>Kaplan Meier</i> dan Uji <i>Log Rank</i>	24
4.3 Uji Kesesuaian Distribusi Data	26
4.4 Uji Multikolinieritas.....	27
4.5 Pemilihan Model Terbaik.....	28
4.6 Uji Signifikansi	29
4.6.1 Uji Serentak.....	30
4.6.2 Uji Parsial.....	30
4.7 <i>Hazard Ratio</i>	31
BAB 5. PENUTUP	32
5.1 Kesimpulan	32
5.2 Saran.....	32
DAFTAR PUSTAKA	33

DAFTAR TABEL

	Halaman
4.1 Analisis deskriptif data kontinu	21
4.2 Analisis deskriptif data kategori.....	22
4.3 Statistik uji <i>log rank</i> sepuluh variabel.....	26
4.4 Nilai <i>p – value</i> uji <i>chi-square</i> sepuluh variabel	27
4.5 Pemilihan model terbaik	28
4.6 Hasil estimasi parameter regresi weibull	28
4.7 Hasil estimasi parameter regresi Log-Logistik	29
4.8 Nilai <i>Hazard Ratio</i> Pada Regresi Weibull	31

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
2.1 Penyensoran tipe I.....	8
2.2 Penyensoran tipe II.....	9
2.3 Penyensoran tipe III	9
3.1 Skema metode penelitian	20
4.1 Kurva <i>survival Kaplan Meier</i> data waktu tahan hidup	25
4.2 Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i> data waktu tahan hidup.....	27



DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
4.1 Data pasien kanker paru di rumah sakit Paru Jember	35
4.2 <i>Script</i> dan <i>Output</i> Program untuk Analisis Deskriptif	38
4.3 <i>Script</i> dan <i>Output</i> untuk Analisis <i>Kaplan Meier</i> dan Uji <i>Log Rank</i>	40
4.4 <i>Output EasyFit</i> untuk Uji <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	43
4.5 <i>Script</i> dan <i>Output</i> Uji <i>Chi-Square</i>	45
4.6 <i>Script</i> dan <i>Output</i> Seleksi Model Terbaik	46
4.7 <i>Script</i> dan <i>Output</i> Model Regresi Log-Logistik	51
4.8 <i>Script</i> dan <i>Output</i> Uji Serentak	52

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kanker paru adalah penyakit yang ditandai dengan tidak terkendalinya pertumbuhan sel dalam jaringan paru, terutama sel-sel yang melapisi bagian pernapasan (Hashemi *et al.*, 2013). Kanker paru merupakan salah satu penyakit yang sulit dideteksi karena gejalanya tidak mudah ditemukan. Sebagian besar penyakit kanker paru yang terdeteksi telah berada dalam stadium lanjut, sehingga mempersulit peluang penyembuhan yang ada dan menyebabkan tingkat risiko kematian yang besar. Menurut dr Asrul Harsal, Sp.PD-KHOM (dikutip dalam Tribunnews.com, 2012) bahwa sekitar 90 persen pasien yang datang dengan status stadium II sampai IV, namun jarang kanker paru diketahui dalam status stadium dini. Angka kejadian dari kanker paru di rumah sakit kanker Dharmais sekitar 2 persen pada stadium IIIa, stadium IIIb sebanyak 46 persen, dan stadium IV terdapat 52 persen.

Data WHO menunjukkan bahwa data jenis kanker menjadi penyebab kematian terbanyak adalah jenis kanker paru, mencapai 1,3 juta kematian pertahun. Kanker paru menduduki peringkat ke-3 di antara kanker yang paling sering ditemukan di beberapa rumah sakit di Indonesia (Hulma *et al.*, 2014). Pasien penderita kanker paru memerlukan penanganan dan tindakan yang cepat dan terarah. Oleh karena itu, perlu diketahui faktor-faktor yang mempengaruhi waktu ketahanan hidup pasien kanker paru. Adapun dalam ilmu statistika faktor-faktor yang mempengaruhi waktu ketahanan hidup pasien kanker paru-paru dapat dikaji menggunakan analisis tahan hidup.

Menurut Collet (2003), analisis tahan hidup merupakan suatu metode statistika yang digunakan untuk menguji kemampuan suatu sampel percobaan hingga muncul suatu kejadian yang ditentukan oleh peneliti. Kejadian yang diamati dalam analisis tahan hidup berkaitan dengan waktu dapat diperoleh sebagai data lengkap maupun data tidak lengkap (tersensor). Data dikatakan lengkap apabila waktu ketahanan hidup individu dapat diamati selama masa penelitian. Sementara itu, data dikatakan tersensor apabila waktu ketahanan hidup

individu tidak dapat diamati secara lengkap. Sensor terjadi saat waktu ketahanan hidup individu yang menjadi subyek tidak diketahui waktu ketahanan hidupnya secara pasti. Data yang diamati pada penelitian ini berlangsung selama 5 bulan, yaitu data pasien penderita kanker paru di rumah sakit Jember Paru pada bulan Januari 2016 sampai Mei 2016. Pasien masuk rumah sakit dalam waktu yang berbeda, serta ada yang keluar dari rumah sakit dalam keadaan masih hidup, berobat jalan ataupun dirujuk ke rumah sakit lain, sehingga data pada penelitian ini termasuk jenis sensor tipe tiga.

Pemodelan ketahanan hidup menjelaskan pengaruh variabel bebas terhadap waktu tahan hidup. Pemodelan tahan hidup terbagi menjadi tiga, yaitu model parametrik, model semiparametrik, dan model nonparametrik. Pada model parametrik, pengaruh variabel bebas terhadap waktu tahan hidup dapat diketahui dengan metode regresi parametrik. Model regresi yang paling banyak digunakan adalah regresi Weibull karena distribusi Weibull bersifat fleksibel. Distribusi Weibull bersifat fleksibel diakibatkan oleh adanya *shape parameter* γ yang menentukan perubahan bentuk dari kurva *hazard*.

Penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan regresi Weibull dan regresi *Cox Proportional Hazard* dilakukan oleh (Monica, 2016) yaitu analisis faktor yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien tuberkulosis paru dengan variabel bebas usia, jenis kelamin, batuk darah, nyeri dada, sesak nafas, keringat malam, riwayat TB paru diperoleh bahwa regresi Weibull lebih baik dari regresi *Cox Proportional Hazard* dengan nilai AIC regresi Weibull sebesar 133,828, sedangkan nilai AIC regresi *Cox Proportional Hazard* sebesar 325,809. Mufidah (2016) melakukan penelitian pada pasien demam berdarah menggunakan regresi Weibull dengan variabel bebas usia, jenis kelamin, jumlah leukosit, jumlah trombosit, kadar hematokrit dan ruang rawat inap dan dihasilkan bahwa faktor yang berpengaruh signifikan adalah usia, jenis kelamin, leukosit, dan hematokrit. Penelitian lain dilakukan oleh Nurmala (2016) yaitu model *hazard ratio* untuk analisis ketahanan hidup pasien kanker paru-paru diperoleh bahwa model *stratified cox regression* lebih baik dari model *hazard ratio* dengan variabel yang

signifikan mempengaruhi ketahanan hidup pasien kanker paru-paru adalah jenis kelamin, eritrosit, LED, status terapi, dan keadaan umum.

Berdasarkan uraian tersebut, peneliti ingin mengidentifikasi faktor-faktor yang berpengaruh nyata terhadap waktu ketahanan hidup pasien kanker paru di rumah sakit Paru Jember dengan variabel penjelas jenis kelamin, umur, HB, leukosit, eritrosit, LED, status terapi, riwayat penyakit, keadaan umum, dan BB menggunakan regresi Weibul.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, diperoleh rumusan masalah sebagai berikut:

- a. bagaimana model regresi Weibull terhadap waktu ketahanan hidup pasien penderita kanker paru di rumah sakit Paru Jember?
- b. bagaimana pengaruh nyata variabel penjelas terhadap waktu ketahanan hidup pasien penderita kanker paru di rumah sakit Paru Jember dengan model regresi Weibull?

1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah

- a. mengetahui model regresi Weibull terhadap waktu ketahanan hidup pasien penderita kanker paru di rumah sakit Paru Jember
- b. mengetahui pengaruh nyata variabel penjelas terhadap waktu ketahanan hidup pasien penderita kanker paru di rumah sakit Paru Jember dengan model regresi Weibull

1.4 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini diharapkan memudahkan pihak rumah sakit dalam menganalisis waktu ketahanan hidup pasien kanker paru di rumah sakit Paru Jember agar lebih memerhatikan faktor-faktor yang berpengaruh nyata dalam waktu ketahanan hidup pasien. Selain itu, hasil dari penelitian ini diharapkan dapat menambah referensi mengenai analisis data ketahanan hidup dengan regresi Weibull pada kasus-kasus waktu tunggu kejadian.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kanker Paru

Menurut Brashers (2008), kanker paru adalah neoplasma ganas yang muncul dari epitel bronkus. Terdapat banyak bentuk faktor risiko untuk berkembangnya kanker paru, namun risiko yang paling signifikan berasal dari perokok. Sekitar 80%-90% kasus kanker disebabkan oleh asap rokok. Adapun faktor-faktor risiko lain yang menyebabkan kanker paru yaitu:

a. Perokok pasif atau perokok rokok sisa

Orang-orang yang tidak merokok tetapi menghirup asap dari orang lain memiliki risiko mendapat kanker paru dua kali lebih besar. Sekitar 3.000 kematian akibat kanker paru setiap tahun di Amerika Serikat terjadi pada perokok pasif (Stoppler, 2010)

b. Faktor genetik.

Pasien dan keluarga seringkali khawatir akan risiko genetik kanker paru. walaupun tidak ada satupun gen diidentifikasi, ada sedikit kemungkinan terkena kanker paru apabila anggota keluarga yang lain terkena. Risiko ini meningkat bila anggota keluarga yang terkena kanker paru didiagnosis pada usia muda atau bila kanker paru mengenai banyak anggota keluarga (Klamerus, 2012).

c. Penyakit paru

Penyakit paru seperti tuberkulosis paru (TBC) dan penyakit paru obstruktif kronik juga dapat menjadi risiko kanker paru. seseorang dengan penyakit paru obstruktif kronik juga berisiko empat sampai enam kali lebih besar terkena kanker paru ketika efek dari merokok dihilangkan (Stoppler, 2010)

d. Polusi Udara

Penduduk banyak konsentrasi di perkotaan, berhubungan dengan pekerjaannya, lingkungan polusi sering berperan meningkatkan risiko kanker. Misalnya pekerja bangunan, pekerja industri kulit, pengemudi, pekerja asbestos, apalagi bila pekerja-pekerja ini juga merokok disamping polusi lingkungan di daerah urban (Prayitno, 1999).

2.2 Analisis Tahan Hidup

Menurut Collet (2003), analisis tahan hidup merupakan suatu metode statistika yang digunakan untuk menguji kemampuan suatu sampel percobaan dari waktu awal hingga muncul suatu kejadian yang ditentukan oleh peneliti. Analisis tahan dibutuhkan beberapa waktu pengukuran, yaitu:

- waktu awal pencatatan (*start point*) yang didefinisikan dengan baik
- waktu akhir pencatatan (*end point*) yang didefinisikan dengan baik untuk mengetahui status tersebut tersensor maupun tidak tersensor suatu data
- skala waktu pengukuran yang jelas. Skala diukur dalam hari, minggu, atau tahun.

Fungsi-fungsi pada distribusi waktu tahan hidup merupakan suatu fungsi yang menggunakan variabel random kontinu non negatif. Variabel random kontinu non negatif biasanya dinotasikan dengan huruf T . Selanjutnya akan dibentuk suatu distribusi yang disebut distribusi waktu tahan hidup. Distribusi waktu tahan hidup terdiri dari tiga fungsi yaitu :

- fungsi tahan hidup
- fungsi kepadatan peluang
- fungsi *hazard*

2.2.1 Fungsi Tahan Hidup

Menurut Kleinbaum dan Klein (2005) fungsi tahan hidup $S(t)$ memberikan probabilitas bahwa seseorang bertahan lebih lama dari beberapa waktu yang ditentukan t yaitu, $S(t)$ memberikan probabilitas bahwa variabel acak T melebihi waktu yang ditentukan t . Fungsi tahan hidup $S(t)$ dapat dinyatakan dalam persamaan:

$$\begin{aligned} S(t) &= P(T > t) \\ &= \int_t^{\infty} f(x)dx \end{aligned} \quad (2.1)$$

dengan demikian diperoleh persamaan yang menyatakan hubungan antara fungsi tahan hidup dan fungsi distribusi kumulatif, yaitu

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

Menurut Miller (1998), fungsi tahan hidup adalah fungsi yang tidak naik atau monoton turun dengan sifat:

1. $S(t) = 1$ untuk $t = 0$, artinya peluang individu untuk hidup pada saat $t = 0$ adalah 1
2. $S(t) = 0$ untuk $t = \infty$, artinya peluang individu untuk hidup pada saat $t = \infty$ adalah 0

2.2.2 Fungsi Kepadatan Peluang

Fungsi kepadatan peluang merupakan peluang suatu individu mengalami kejadian (*event*), gagal atau mati dalam interval waktu t sampai $(t + \Delta t)$ yang dinotasikan dengan $f(t)$. Fungsi ini dirumuskan sebagai berikut:

$$f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t))}{\Delta t} = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \quad (2.3)$$

T merupakan variabel acak non negatif dalam interval $[0, \infty)$, $F(t)$ merupakan fungsi distribusi kumulatif dari T . Fungsi ini didefinisikan sebagai peluang suatu individu mengalami *event* sampai dengan waktu t yang dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} F(t) &= P(T \leq t) \\ &= \int_0^t f(x) dx \end{aligned} \quad (2.4)$$

2.2.3 Fungsi Hazard

Menurut Kleinbaum dan Klein (2005), fungsi *hazard* meliputi probabilitas ketahanan hidup dari waktu yang berbeda-beda yang memberikan informasi penting. Berbeda dengan fungsi tahan hidup yang berfokus pada tidak terjadinya peristiwa, fungsi *hazard* berfokus pada terjadinya peristiwa. Oleh karena itu, fungsi *hazard* dapat dipandang sebagai pemberi informasi yang berlawanan dengan fungsi tahan hidup. Fungsi *hazard* juga diplot sebagai kurva fungsi *hazard* terhadap t seperti fungsi tahan hidup. Namun, pada fungsi *hazard*, kurva $h(t)$ tidak harus dimulai dari satu dan bergerak menuju nol, tetapi kurva $h(t)$ dapat dimulai dari nilai berapapun dengan syarat $h(t) \geq 0$ dan dapat bergerak ke atas maupun ke bawah terhadap t .

Fungsi *hazard* didefinisikan sebagai peluang suatu individu gagal dalam interval waktu $(t, t + \Delta t)$ dengan diketahui bahwa individu tersebut telah hidup selama waktu t . Fungsi *hazard* dinyatakan dengan

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

Fungsi *hazard* juga dapat dinyatakan dengan menggunakan fungsi distribusi kumulatif $F(t)$ dan fungsi kepadatan peluang $f(t)$, yaitu

$$h(t) = \frac{f(t)}{1-F(t)}, \text{ dengan syarat } F(t) \neq 1 \quad (2.6)$$

Fungsi *hazard* kumulatif didefinisikan dengan peluang kegagalan dari interval 0 hingga t yang dinyatakan dengan

$$H(t) = \int_0^t h(x) dx \quad (2.7)$$

2.3 Hubungan antara Fungsi-fungsi Tahan Hidup

Ketiga fungsi pada distribusi waktu ketahanan hidupl yaitu fungsi tahan hidup $S(t)$, fungsi kepadatan peluang $f(t)$, dan fungsi *hazard* $h(t)$ secara matematik saling ekuivalen, artinya jika salah satu dari ketiga fungsi tersebut diketahui maka fungsi yang lain dapat ditentukan.

1. Dari persamaan (2.2) dan persamaan (2.6) diperoleh

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (2.8)$$

2. Jika fungsi kepadatan peluang adalah turunan pertama fungsi distribusi kumulatif, maka

$$f(t) = -\frac{dS(t)}{dt} = -S'(t) \quad (2.9)$$

3. Persamaan (2.9) dapat didistribusikan ke persamaan (2.8), dan diperoleh

$$h(t) = -\frac{S'(t)}{S(t)} = -\frac{\frac{dS(t)}{dt}}{S(t)} = -\frac{1}{S(t)} \frac{d}{dt} (S(t)) = -\frac{d}{dt} \log S(t) \quad (2.10)$$

4. Integral dari persamaan (2.10) dari nol sampai t dan dengan menggunakan $S(0) = 1$, diperoleh persamaan: $\int_0^t h(x) dx = -\log S(t)$ atau $H(t) = -\log S(t)$

maka, $S(t)$ dapat juga ditentukan dengan

$$S(t) = \exp[-H(t)] = \exp\left[-\int_0^t h(x) dx\right] \quad (2.11)$$

5. Dari persamaan (2.8) dan (2.11) akan diperoleh

$$f(t) = h(t) \exp[-H(t)] \quad (2.12)$$

Lee dan Wang (2002)

2.4 Penyensoran

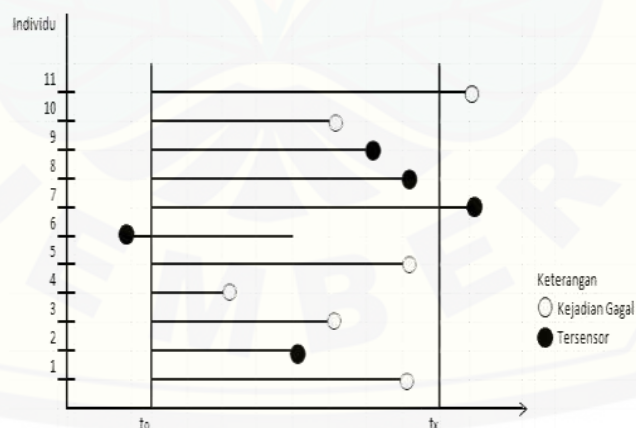
Data tensesor adalah data yang tidak dapat diamati secara utuh. Penyebab terjadinya data tersensor antara lain:

- Loss to follow up*, terjadi bila obyek pindah, meninggal atau menolak untuk berpartisipasi.
- Drop out*, terjadi bila perlakuan dihentikan karena alasan tertentu
- Termination*, terjadi bila masa penelitian berakhir sementara obyek yang diobservasi belum mencapai *failure time*

Menurut Latan (2014), terdapat tiga macam tipe penyensoran, yaitu:

a. Tipe I

Gambar 2.1 menunjukkan bahwa setiap observasi dalam sensor tipe I mempunyai waktu sensor yang tetap. Pada sensor tipe I, diasumsikan tidak terjadi kecelakaan sehingga semua observasi yang tersensor sama dari awal sampai berakhirnya studi.

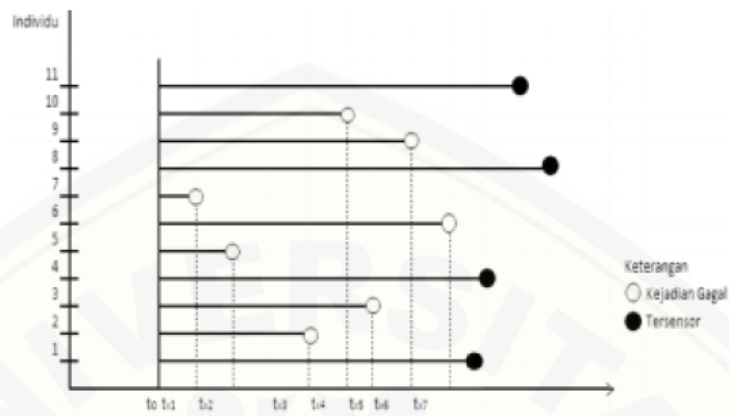


Gambar 2.1 Penyensoran Tipe I

b. Tipe II

Gambar 2.2 menunjukkan bahwa pada sensor tipe II peneliti menetapkan target yang harus dipenuhi di dalam desain studi. Sensor tipe II diasumsikan tidak

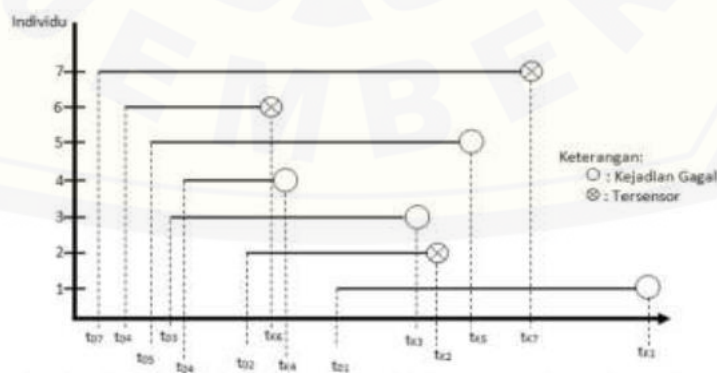
ada kecelakaan dan observasi yang tersensor sama dengan atau lebih besar dari observasi yang tidak tersensor.



Gambar 2.2 Penyensoran Tipe II

c. Tipe III

Gambar 2.3 menjelaskan bahwa sensor tipe III disebut juga sebagai sensor acak, dimana waktu masuknya pengamatan tidak secara simultan dan menyebabkan waktu sensor berbeda. Pada studi epidemiologi, periode dari studi adalah tetap dan pasien yang dimasukkan ke dalam studi berbeda waktu selama periode tersebut. Beberapa mungkin akan ada yang meninggal sebelum berakhirnya studi, sehingga waktu ketahanan hidup diketahui, lainnya mungkin masih tetap hidup sampai berakhirnya studi. Waktu ketahanan hidup pasien yang tetap hidup akan dimasukkan pada saat studi tersebut berakhir.



Gambar 2.3 Penyensoran Tipe III

2.5 Estimasi Kaplan-Meier

Menurut Kleinbaum dan Klein (2005), *Kaplan-Meier* adalah komputasi yang digunakan untuk mengestimasi peluang tahan hidup serta menggambarannya dalam bentuk kurva ketahanan hidup. Kurva *Kaplan-Meier* adalah kurva yang menggambarkan hubungan antara estimasi fungsi tahan hidup pada waktu t dengan waktu ketahanan hidup. Jika probabilitas dari *Kaplan-Meier* dinotasikan dengan $\hat{S}(t_{(j)})$ maka persamaan umum *Kaplan-Meier* adalah sebagai berikut

$$\hat{S}(t_{(j)}) = \prod_{i=1}^j \hat{P}_r(T > t_{(i)} | T \geq t_{(i)}) \quad (2.13)$$

Estimasi *Kaplan-Meier* merupakan fungsi tangga dengan loncatan pada titik waktu *event* yang terobservasi.

2.6 Uji Kesesuaian Distribusi Peluang

Uji kesesuaian distribusi peluang digunakan untuk mengetahui apakah data waktu ketahanan hidup dapat diasumsikan mengikuti distribusi tertentu atau tidak. Uji kesesuaian distribusi ini menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov*, atau yang lebih dikenal dengan *Goodness-Of-Fit Test*.

Hipotesis:

H_0 : data waktu ketahanan hidup mengikuti distribusi Weibull

H_1 : data waktu ketahanan hidup tidak mengikuti distribusi Weibull

Statistik uji:

$$D = \sup |F_n(t) - F_0(t)| \quad (2.14)$$

Keterangan:

$F_n(t)$: fungsi distribusi kumulatif empiris

$F_0(t)$: fungsi distribusi kumulatif teoritis

Tolak H_0 apabila $D_{hitung} > D_{(1-\alpha; n)}$ atau $p - value < \alpha$

2.7 Distribusi Weibull

Distribusi Weibull merupakan salah satu distribusi kontinu yang banyak digunakan dalam pemodelan analisis kelangsungan hidup. Misal T adalah waktu ketahanan hidup dan T berdistribusi Weibull, maka T merupakan suatu variabel

random positif, dengan parameter $\gamma > 0$ dan $\lambda > 0$, jika fungsi kepadatan peluangnya diberikan oleh:

$$f(t) = \begin{cases} \frac{\gamma}{\lambda} \left(\frac{t}{\lambda}\right)^{\gamma-1} e^{-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^\gamma}, & t > 0 \\ 0, & \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.15)$$

Parameter λ disebut *scale parameter* dan parameter γ disebut sebagai *shape parameter* karena parameter γ menentukan perubahan bentuk dari kurva *hazard* seiring bertambahnya waktu t . Jika $\gamma > 1$, maka kurva *hazard* monoton naik. Jika $\gamma < 1$, maka kurva *hazard* monoton turun, sedangkan untuk $\gamma = 1$, maka *hazard* konstan dan mengikuti bentuk khusus eksponensial. Adanya *shape parameter* membuat distribusi Weibull menjadi fleksibel untuk suatu data ketahanan hidup. Adapun fungsi distribusi kumulatif Weibull yaitu:

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\lambda}\right)^\gamma} \quad (2.16)$$

2.8 Regresi Weibull

Fungsi tahan hidup $S(t)$ adalah peluang dari ketahanan hidup dalam waktu t untuk distribusi weibull dirumuskan sebagai berikut:

$$S(t_i) = \exp\left(-\left(\frac{t_i}{\lambda_i}\right)^\gamma\right) \quad (2.17)$$

Fungsi kepadatan peluang distribusi Weibull untuk *likelihood* adalah:

$$f(t_i) = -\frac{dS(t)}{dt} = \frac{\gamma}{\lambda_i^\gamma} t_i^{\gamma-1} \exp\left(-\left(\frac{t_i}{\lambda_i}\right)^\gamma\right) \quad (2.18)$$

Pada model tahan hidup parametrik, parameter λ diparameter ulang dalam variabel bebas dan parameter regresi, sedangkan parameter γ (*shape parameter*) dibuat tetap. Model dari regresi Weibull adalah:

$$\hat{\lambda} = \exp\left(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j\right) \quad (2.19)$$

Keterangan:

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j$ = koefisien parameter

X_1, X_2, \dots, X_j = variabel bebas

Setelah diperoleh model regresi Weibull dan estimasi fungsi tahan hidup, maka dapat diperoleh estimasi fungsi *hazard* pada regresi Weibull, yaitu:

$$h(t_i) = \frac{\gamma}{\lambda_i^\gamma} t_i^{\gamma-1} \quad (2.20)$$

2.9 Metode Maksimum *Likelihood*

Metode maksimum *likelihood* adalah salah satu metode yang dapat digunakan untuk mencari taksiran nilai parameter distribusi data. Misalkan X_1, X_2, \dots, X_n merupakan suatu sampel acak dari suatu distribusi yang mempunyai fungsi kepadatan peluang $f(x, \theta): \theta \in \Omega$. Fungsi kepadatan peluang bersama dari X_1, X_2, \dots, X_n adalah $f(x_1; \theta)f(x_2; \theta) \dots f(x_n; \theta)$.

Menurut Bain dan Engelhardt (1992), langkah-langkah untuk menentukan estimator maksimum *likelihood* dari $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ adalah:

1. Tentukan fungsi *likelihood* :

$$L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k | \underline{X}) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$$

2. Bentuk *log likelihood* :

$$l = \ln L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k | \underline{X})$$

3. Tentukan turunan dari $l = \ln L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k | \underline{X})$ terhadap $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$:

$$\frac{\partial \ln(L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k | \underline{X}))}{\partial \theta_i} \text{ untuk } i=1, 2, \dots, k$$

4. Bentuk persamaan *likelihood*:

$$\frac{\partial \ln(L(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k | \underline{X}))}{\partial \theta_i} = 0 \text{ untuk } i=1, 2, \dots, k$$

2.10 Pemilihan Model Terbaik

Akaike's Information Criterion (AIC) adalah metode yang berguna untuk mendapatkan model terbaik yang ditemukan oleh Akaike. Nilai AIC dapat dilihat pada persamaan berikut :

$$AIC = -2l(\hat{\theta}) + 2df \quad (2.21)$$

Dengan $l(\hat{\theta})$ adalah fungsi \ln (*likelihood*) dan df adalah total derajat bebas yang digunakan dalam model. Model regresi ataupun distribusi terbaik adalah model

regresi yang memiliki nilai AIC terkecil. Model dengan nilai AIC yang terkecil merupakan model terbaik.

2.11 Uji Multikolinieritas

Multikolinieritas terjadi apabila antarvariabel bebas saling berkorelasi dalam suatu model. pada data yang berdifat kategori, multikolinieritas dapat dideteksi menggunakan uji independensi data. Menurut Walpole (1992), uji kebebasan *chi square* adalah salah satu pernyataan atau dugaan yang digunakan untuk menguji hipotesis kebebasan antara dua peubah. Pernyataan hipotesis yang akan diuji adalah sebagai berikut:

H_0 : Peubah yang satu tidak mempengaruhi peubah yang lain atau dua peubah yang diamati bersifat bebas

H_1 : Peubah yang satu mempengaruhi peubah yang lain atau dua peubah yang diamati bersifat tidak bebas.

Uji kebebasan didasarkan pada besaran:

$$\chi^2 = \sum_i \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (2.22)$$

χ^2 merupakan nilai bagi peubah acak, χ^2 yang sebaran penarikan contohnya sangat menghampiri sebaran *chi-square*. Lambang o_i menyatakan frekuensi teramati dan lambang e_i menyatakan frekuensi harapan. Taraf nyata sebesar α , nilai kritiknya χ^2_α dapat diperoleh dari tabel nilai kritik sebaran *chi-square*. Jika $\chi^2 > \chi^2_\alpha$ maka tolak hipotesis nol (H_0) bahwa kedua penggolongan itu bebas pada taraf nyata α dan jika selainnya maka hipotesis nol diterima.

2.12 Uji Signifikasi Parameter

Uji signifikasi parameter digunakan untuk mengetahui ada tidaknya hubungan parameter di dalam model regresi. Uji signifikasi parameter dilakukan secara serentak (simultan) maupun parsial.

2.12.1 Uji Signifikasi Serentak

Uji serentak dilakukan untuk signifikasi parameter model regresi secara bersama-sama.

Hipotesis	: $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$ $H_1: \text{paling tidak ada satu } \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$
Statistik uji	: uji rasio <i>likelihood</i> $G^2 = -2 \ln \frac{L_r}{L_F} = -2 [\ln L_r - 2 \ln L_F] \quad (2.23)$
Keterangan	: L_r = nilai <i>likelihood</i> untuk model tanpa menyertakan <i>covariate</i> L_F = nilai <i>likelihood</i> untuk model dengan menyertakan semua <i>covariate</i>
Daerah kritis	: tolak H_0 jika $G^2_{hitung} > \chi^2_{p,\alpha}$ atau $p - \text{value} < \alpha$

2.12.2 Uji Signifikasi Parsial

Uji signifikasi secara parsial digunakan untuk mengetahui *covariate* mana yang berpengaruh terhadap model regresi.

Hipotesis	: $H_0: \beta_j = 0$ $H_1: \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, p$
Statistik uji	: uji <i>Wald</i> $W^2 = \frac{\hat{\beta}_k^2}{(SE(\hat{\beta}_k))^2} \quad (2.24)$

Keterangan:

W^2 = uji *Wald*

$\hat{\beta}_k$ = koefisien *covariate* ke k

$SE(\hat{\beta}_k)$ = standar error

Daerah kritis: tolak H_0 jika $W^2 > \chi^2_{\alpha,1}$ atau $p - \text{value} < \alpha$

2.13 Hazard Ratio

Hazard Ratio (HR) adalah suatu ukuran yang digunakan untuk mengetahui tingkat risiko (kecenderungan) yang dapat dilihat dari perbandingan antara individu dengan kondisi variabel bebas X pada kategori sukses dengan kategori gagal (Homer *et al.*, 2008). Menurut Mufidah & Purhadi (2016), misal X adalah

sebuah variabel bebas dengan dua kategori yaitu 0 dan 1. Maka nilai *hazard ratio* model regresi Weibull dapat dihitung dengan rumus:

$$\widehat{HR} = \frac{h(t|x=1)}{h(t|x=0)} = \frac{h(t)e^{\hat{\beta}}}{h(t)} = e^{\hat{\beta}} \quad (2.25)$$



BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Data

Data pasien penderita kanker paru-paru di rumah sakit Jember Paru dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari penelitian sebelumnya. Kejadian yang diamati adalah pasien penderita kanker paru-paru yang meninggal. Waktu ketahanan hidup pasien didefinisikan sebagai lamanya waktu pasien menjalani pengobatan hingga meninggal dalam satuan hari. Jumlah data yang digunakan sebanyak 64 data. Sensor yang digunakan pada penelitian ini adalah jenis sensor tipe III. Pasien yang meninggal ditandai dengan angka 1, sedangkan pasien yang mengalami sensor ditandai dengan angka 0. Adapun variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- a. variabel respon (Y) adalah waktu ketahanan hidup pasien kanker paru di rumah sakit Paru Jember
- b. variabel penjelas (X) yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:
 1. Jenis kelamin (X_1)
Variabel jenis kelamin terdiri dari dua kategori yaitu
1 = perempuan
2 = laki-laki
 2. Umur (tahun) (X_2)
Variabel umur terdiri dari empat kategori yaitu
1 = $15 \leq \text{umur} < 25$
2 = $25 \leq \text{umur} < 45$
3 = $45 \leq \text{umur} < 65$
4 = umur ≥ 65
 3. HB (X_3)
Variabel HB terdiri dari tiga kategori yaitu
1 = HB kurang
2 = HB normal
3 = HB lebih

4. Leukosit (X_4)

Variabel leukosit terdiri dari tiga kategori yaitu

1 = leukosit kurang

2 = leukosit normal

3 = leukosit lebih

5. Eritrosit (X_5)

Variabel eritrosit terdiri dari tiga kategori yaitu

1 = eritrosit kurang

2 = eritrosit normal

3 = eritrosit lebih

6. LED (X_6)

Variabel LED terdiri dari dua kategori yaitu

1 = LED normal

2 = LED lebih

7. Status terapi (X_7)

Variabel status terapi terdiri dari dua kategori yaitu

1 = ikut terapi

2 = tidak ikut terapi

8. Riwayat penyakit (X_8)

Variabel riwayat penyakit terdiri dari dua kategori yaitu

1 = mempunyai riwayat penyakit lain

2 = tidak mempunyai riwayat penyakit lain

9. Keadaan umum (X_9)

Variabel keadaan umum terdiri dari tiga kategori yaitu

1 = buruk/lemah

2 = cukup

3 = baik

10. Berat Badan (X_{10})

Variabel BB (BeratBadan) terdiri dari tiga kategori yaitu

0 = $BB < 30$

1 = $30 \leq BB < 40$

$$2 = 40 \leq BB < 50$$

$$3 = 50 \leq BB < 60$$

$$4 = BB \geq 60$$

3.2 Langkah-langkah Penelitian

Langkah-langkah yang akan dilakukan dalam penelitian “Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru Menggunakan Model Regresi Weibull” sebagai berikut:

a. Studi Literatur

Langkah awal yang dilakukan adalah menelaah sumber pustaka yang relevan. Studi literatur dilakukan untuk mendapatkan informasi yang berkaitan dengan “Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru Menggunakan Model Regresi Weibull” Adapun sumber pustaka yang dipilih adalah buku, jurnal, dan skripsi.

b. Pengumpulan data sekunder

Data dalam penelitian ini diperoleh dari penelitian sebelumnya oleh Nurmala (2016).

c. Analisis deskriptif tiap variabel penjelas

Menganalisis variabel-variabel yang memengaruhi waktu ketahanan hidup pasien kanker paru-paru yaitu menunjukkan pasien yang tersensor dan tidak tersensor serta proporsi tiap kategori pada setiap variabel.

d. Estimasi *Kaplan-Meier*

Estimasi *Kaplan-Meier* dilakukan untuk mendapatkan kurva tahan hidup pada data waktu ketahanan hidup

e. Melakukan uji *Log-Rank*

Uji *Log-Rank* dilakukan untuk mengetahui adanya perbedaan antar kurva tahan hidup

f. Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi waktu ketahanan hidup pasien kanker paru-paru dapat dilakukan dengan langkah-langkah sebagai berikut:

1) Uji kesesuaian distribusi

Pengujian distribusi data dilakukan melalui pendekatan *Kolmogorov-Smirnov* untuk mengetahui apakah data waktu ketahanan hidup dapat diasumsikan mengikuti distribusi Weibull

2) Uji multikolinieritas

Pengujian dilakukan untuk mengetahui hubungan antarvariabel pada data penelitian

3) Pemilihan model terbaik menggunakan kriteria AIC pada regresi Weibull

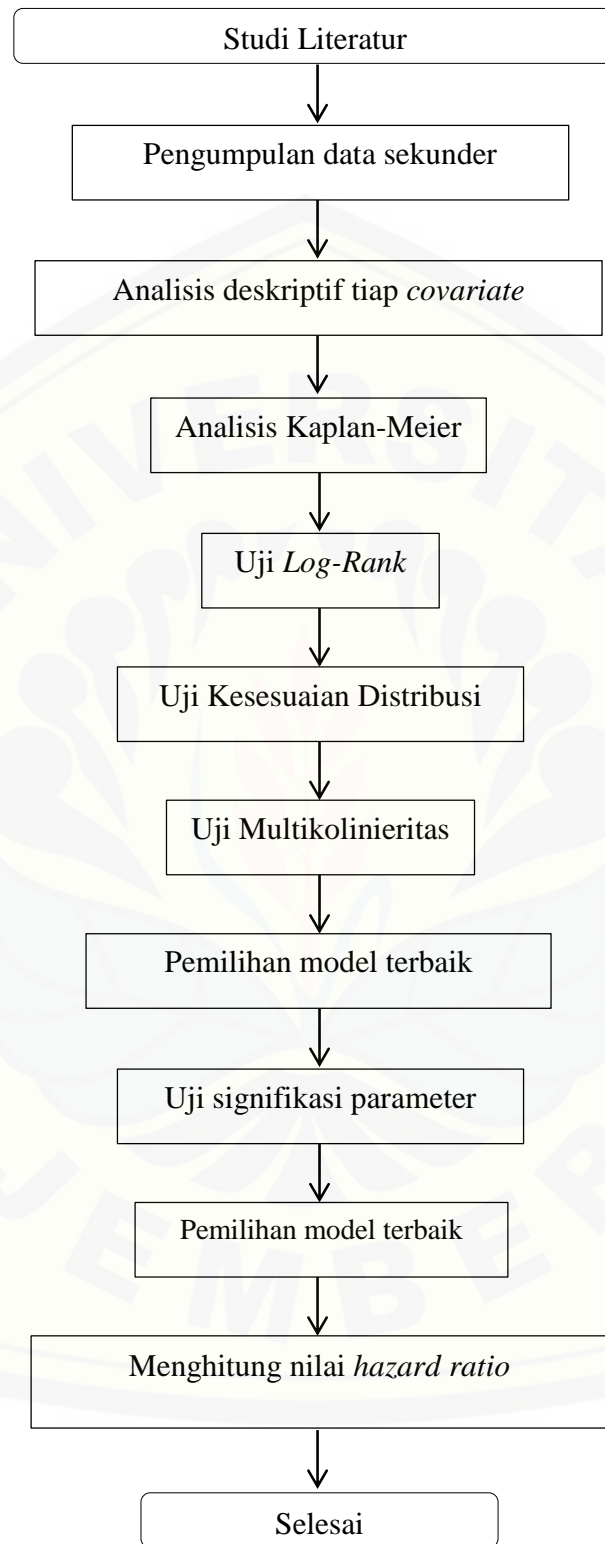
4) Menghitung estimasi parameter model serta fungsi *hazard*

5) Uji signifikansi parameter

Pengujian signifikansi parameter serentak dan parsial pada regresi regresi Weibull

g. Menghitung nilai *hazard ratio* dari variabel bebas yang berpengaruh signifikan terhadap model pada regresi Weibull

h. selesai



Gambar 3.1 Skema metode penelitian

BAB 5. PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- a. Data dapat diasumsikan mengikuti distribusi Weibull sehingga dapat digunakan metode regresi Weibull. Model regresi Weibull diperoleh dengan nilai AIC 216,1045 yang terdiri dari faktor jenis kelamin, umur, LED, dan status terapi, yaitu

$$\hat{h}(t) = \frac{2,2523}{\Delta} t^{1,2523}$$

dengan

$$\Delta = [\exp(1,130 + 0,246X_{1(2)} - 0,269X_{2(2)} + 0,156X_{2(3)} - 0,528X_{2(4)} + 0,476X_{6(3)} - 0,523X_{7(2)})]^{2,2523}$$

- b. Faktor yang berpengaruh signifikan terhadap waktu ketahanan hidup pasien penderita kanker paru-paru dengan regresi Weibull adalah LED.

5.2 Saran

Pada penelitian ini digunakan metode parametrik yaitu model regresi Weibull dengan data sensor tipe III. Oleh sebab itu, disarankan untuk peneliti selanjutnya dapat melakukan penelitian dengan jenis data sensor interval atau data terpotong. Selain itu, dapat juga di uji dengan regresi parametrik lainnya untuk mendapatkan model terbaik.

DAFTAR PUSTAKA

- Agustina. 2012. 90 Persen Pasien Kanker Paru Statusnya Stadium Lanjut. <http://www.tribunnews.com>. [Diakses pada 22 Januari 2018]
- Bain, J.L. & Engelhardt, M. 1992 . *Introduction to Probability and Mathematical Statistic*. 2th ed. California: Duxubury.
- Brashers, V.L. 2008. *Clinical Applications of Pathophysiology: Assesment, Diagnostic Reasoninga anf Management*. 2nd Ed. Terjemahan oleh H.Y. Kuncara. *Aplikasi Klinis Patofisiologi: Pemeriksaan dan Manajemen, Ed. 2*. Jakarta: EGC
- Collet, D. 2003. *Modelling Survival Data In Medical Research*. 2th ed. London: Chapman and Hall.
- Hashemi, A., Pilevar, A.H., & Rafeh, R. 2013. Mass Detection in Lng CT Images Using Region Growing Segmentation and Decision Making Based on Fuzzy InferenceSystem and Artificial Neural Network. *I.J. Image, Graphics and Signal Processing*. Vol 6: 16-24.
- Homer, D., Lameshow, S., & May, S. 2008. *Applied Survival Analysis*. Hokoben. Nwe Jersey: Wiley & Sons, Inc.
- Hulma, M.A., Basyar, M., & Mulyani, H. 2014. Hubungan Karakteristik Penderita dengan Gambaran Sifatologi Pada Kasus Karsinoma Paru yang Dirawat di RSUD Dr. M. Jamil Padang. *Jurnal*. Vol. 3 (2): 196-201
- Klamerus, J. F., Julie R. B. & David S.E.. 2012. *Patient Guide to Lung Cancer*. Terjemahan oleh Melviawati. *Panduan untuk Penderita Kanker Paru*. Jakarta: Indeks.
- Kleinbaum, D.G & Klein, M. 2005. *Survival Analysis a Self-Learning Text Second Edition*. New York: Springer.
- Latan, H. 2014. *Aplikasi Analisis Data Statistik untuk Ilmu Sosial Sains dengan IBM SPSS*. Bandung: Alfabeta
- Lee, E.T. & Wang, J.W. 2002. *Statistical Methods for Survival Data Analysis Third Edition*. New Jersey : John Wiley and Sons.
- Miller, G.R. 1998. *Survival Analysis*. Statistic Departement: California Stanford University.

- Mufidah, S.A., & Purhadi. 2016. Analisis Survival Pada Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) di RSUD Haji Surabaya Menggunakan Model Regresi Weibull. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 2 (5): 2337-3520.
- Monica, A.S.Y., & Purhadi. 2016. Analisis Faktor yang Mempengaruhi Laju Kesembuhan Pasien Tuberkulosis Paru di RSUD Dr. Soetomo Tahun 2015 Menggunakan Regresi Weibull dan Regresi Cox Proportional Hazard. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 2(5): 2337-3520.
- Nurmala, N. 2016. Model Hazard Ratio untuk Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru. *Skripsi*. Universitas Jember.
- Prayitno, H. 1999. Deteksi Dini Tumor Ganas dalam Upaya Penanggulangan Kanker. *Prosiding: Seminar Nasional*. Yogyakarta: Rumah Sakit Bethesda.
- Stoppler, M.C. 2010. *Lung Cancer*. Available from: <http://www.emedicinehealth/>.
- Walpole, R. E. 1992. *Pengantar Statistika*. 3th ed. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

Lampiran 4.1 Data Pasien Kanker Paru Rumah Sakit Paru Jember (Januari 2016 - Mei 2016)

No	status	lama	Jenis Kelamin	Umur	HB	Leukosit	Eritrosit	LED	Status Terapi	Riwayat Penyakit	Keadaan Umum	BB
1	1	2	1	4	1	3	3	3	2	1	2	1
2	1	2	2	3	2	3	3	2	1	1	2	2
3	1	6	1	1	1	2	1	3	1	1	2	1
4	1	7	2	4	2	3	1	3	1	2	1	2
5	1	3	2	2	1	3	1	3	1	1	1	1
6	1	3	2	4	2	3	2	3	1	2	2	2
7	1	8	1	3	1	3	2	3	1	1	2	2
8	1	2	1	2	2	3	3	3	1	1	1	1
9	1	2	2	4	2	2	3	2	1	2	2	2
10	0	3	1	3	2	3	2	3	1	1	2	2
11	0	2	2	3	2	2	3	3	1	1	2	3
12	1	2	1	2	2	2	2	3	1	1	2	2
13	1	3	1	3	1	2	2	3	1	1	2	0
14	0	4	2	3	2	3	2	3	1	1	2	2
15	1	3	2	4	2	3	2	3	1	1	1	1
16	1	5	1	3	1	2	1	2	1	1	1	1
17	1	6	2	2	2	3	2	3	1	1	2	2
18	1	1	2	2	1	3	1	3	1	1	1	3
19	1	2	1	4	2	2	2	3	1	1	1	1
20	1	2	1	1	2	3	3	2	1	1	2	2
21	0	5	2	3	2	3	1	3	1	1	2	1
22	1	6	2	2	1	3	1	3	1	1	1	2

23	1	3	2	4	2	1	2	3	1	1	2	1
24	1	8	1	3	2	2	2	3	1	1	2	1
25	1	4	1	3	1	2	1	3	1	1	2	3
26	1	1	1	2	1	3	3	3	1	1	1	1
27	1	6	1	2	1	2	1	3	1	1	1	1
28	0	3	1	3	2	3	2	3	1	1	2	1
29	1	4	2	3	2	3	2	3	1	1	2	4
30	1	2	1	4	3	2	3	3	1	2	1	2
31	1	5	2	3	2	3	2	3	2	1	1	2
32	1	3	2	1	1	3	1	3	1	1	1	2
33	1	2	2	2	1	2	1	3	1	2	1	2
34	0	5	2	3	2	3	2	3	1	1	2	2
35	0	3	2	3	2	2	2	3	1	1	2	2
36	0	5	1	3	3	3	3	3	1	1	2	3
37	1	3	2	2	1	3	1	2	1	1	1	2
38	1	1	1	2	2	3	2	3	1	1	1	1
39	1	3	2	3	2	2	2	3	1	1	2	3
40	1	2	1	2	2	3	2	3	1	1	1	3
41	1	3	1	3	1	3	1	3	2	2	2	2
42	1	8	2	3	2	3	1	3	1	1	2	4
43	1	3	2	3	2	2	3	2	1	1	1	3
44	1	1	1	1	1	3	3	3	1	1	2	1
45	0	6	2	1	2	3	3	3	1	2	2	2
46	1	2	1	3	2	3	3	3	1	1	1	1
47	1	3	1	2	1	2	3	2	1	1	2	2

48	1	4	1	1	2	3	3	2	1	1	1	2
49	1	3	2	4	1	2	3	3	1	1	2	2
50	0	2	1	3	2	3	3	3	2	2	2	2
51	1	4	1	3	1	2	3	3	1	1	1	2
52	0	5	1	2	1	3	3	3	1	1	2	2
53	1	2	2	1	2	3	3	3	1	1	1	2
54	1	1	2	4	2	2	3	3	1	1	2	2
55	1	2	1	3	2	2	3	3	2	1	2	1
56	0	7	2	1	2	2	3	3	1	1	2	2
57	1	6	2	3	1	3	3	2	1	1	2	3
58	0	2	1	3	1	3	3	3	1	1	3	1
59	1	2	1	4	1	3	3	3	1	1	1	1
60	1	7	2	3	1	2	3	3	1	1	2	2
61	0	4	2	4	2	3	3	3	1	1	1	2
62	0	6	2	3	1	2	3	3	1	1	2	2
63	1	3	1	1	1	3	3	2	1	2	2	1
64	0	2	2	3	1	2	3	3	1	2	2	1

Lampiran 4.2. Script dan Output Program untuk Analisis Deskriptif

```

> summary(DATAKU)
> table(DATAKU$status,DATAKU$jenis_ke)
> table(DATAKU$status,DATAKU$umur)
> table(DATAKU$status,DATAKU$HB)
> table(DATAKU$status,DATAKU$leukosit)
> table(DATAKU$status,DATAKU$eritrosit)
> table(DATAKU$status,DATAKU$LED)
> table(DATAKU$status,DATAKU$status_te)
> table(DATAKU$status,DATAKU$riwayat_pe)
> table(DATAKU$status,DATAKU$keadaan_um)
> table(DATAKU$status,DATAKU$BB)

> summary(DATAKU)
      status      lama      jenis_ke umur      HB      leukosit eritrosit
Min.   :0.00   Min.   :1.000   1:31   1: 9   1:27   1: 1   1:14
1st Qu.:0.75   1st Qu.:2.000   2:33   2:14   2:35   2:24   2:19
Median :1.00   Median :3.000           3:29   3: 2   3:39   3:31
Mean   :0.75   Mean   :3.594           4:12
3rd Qu.:1.00   3rd Qu.:5.000
Max.   :1.00   Max.   :8.000
LED    status_te riwayat_pe keadaan_um BB
1:10  1:59    1:54    1:24    0: 1
2:54  2: 5    2:10    2:39    1:21
           3: 1           2:32
           3: 8
           4: 2

> table(DATAKU$status,DATAKU$jenis_ke)
      1 2
0 6 10
1 25 23

> table(DATAKU$status,DATAKU$umur)
      1 2 3 4
0 2 1 12 1
1 7 13 17 11

> table(DATAKU$status,DATAKU$HB)
      1 2 3
0 4 11 1
1 23 24 1

> table(DATAKU$status,DATAKU$leukosit)
      1 2 3
0 0 5 11
1 1 19 28

```

```
> table(DATAKU$status, DATAKU$eritrosit)
```

```
  1  2  3  
0  1  5 10  
1 13 14 21
```

```
> table(DATAKU$status, DATAKU$LED)
```

```
  1  2  
0  0 16  
1 10 38
```

```
> table(DATAKU$status, DATAKU$status_te)
```

```
  1  2  
0 15  1  
1 44  4
```

```
> table(DATAKU$status, DATAKU$riwayat_pe)
```

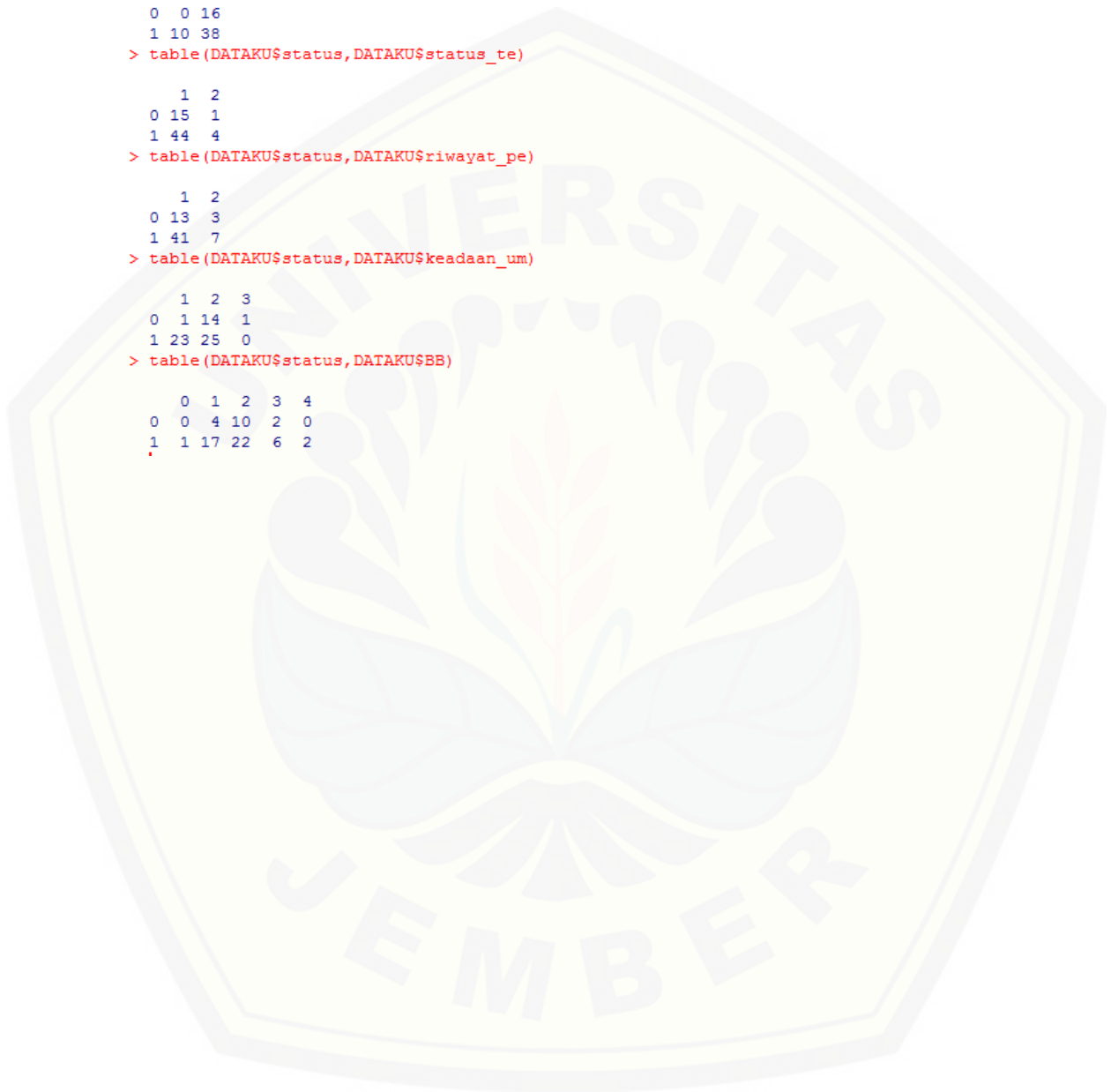
```
  1  2  
0 13  3  
1 41  7
```

```
> table(DATAKU$status, DATAKU$keadaan_um)
```

```
  1  2  3  
0  1 14  1  
1 23 25  0
```

```
> table(DATAKU$status, DATAKU$BB)
```

```
  0  1  2  3  4  
0  0  4 10  2  0  
1  1 17 22  6  2  
.
```



Lampiran 4.3 Script dan Output untuk Analisis Kaplan Meier dan Uji Log Rank

```

> kmEst1 <- survfit(Surv(lama, status) ~ 1, data =
DATAKU)
> kmEst1
> summary(kmEst1)
> plot(kmEst1, ylab = "Probability of survival", xlab =
"hari")

> survdiff(Surv(lama, status)~jenis_ke, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~umur, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~HB, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~leukosit, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~eritrosit, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~LED, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~status_te, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~riwayat_pe, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~keadaan_um, data=DATAKU)
> survdiff(Surv(lama, status)~BB, data=DATAKU)

> kmEst1 <- survfit(Surv(lama, status) ~ 1, data = DATAKU)
> kmEst1
Call: survfit(formula = Surv(lama, status) ~ 1, data = DATAKU)

      n  events  median 0.95LCL 0.95UCL
64     48      3      3      6
> summary(kmEst1)
Call: survfit(formula = Surv(lama, status) ~ 1, data = DATAKU)

  time n.risk n.event survival std.err lower 95% CI upper 95% CI
1     64      5   0.922  0.0335  0.8584  0.990
2     59     14   0.703  0.0571  0.5996  0.824
3     41     13   0.480  0.0643  0.3694  0.624
4     25      4   0.403  0.0645  0.2949  0.552
5     19      2   0.361  0.0643  0.2545  0.512
6     13      5   0.222  0.0627  0.1277  0.386
7      6      2   0.148  0.0598  0.0671  0.327
8      3      3   0.000    NaN      NA      NA
> plot(kmEst1, las = 1, bty = "l", ylab = "Probability of survival", xlab = "hari")

```

```

> survdiff(Surv(lama,status)~jenis_ke,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ jenis_ke, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
jenis_ke=1 31      25      21.1    0.735    1.83
jenis_ke=2 33      23      26.9    0.575    1.83

Chisq= 1.8 on 1 degrees of freedom, p= 0.176
> survdiff(Surv(lama,status)~umur,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ umur, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
umur=1  9         7      6.95 0.000407 6.26e-04
umur=2 14        13      8.14 2.904260 4.62e+00
umur=3 29        17     26.32 3.301124 1.01e+01
umur=4 12         11      6.59 2.945227 4.51e+00

Chisq= 12.5 on 3 degrees of freedom, p= 0.00583
> survdiff(Surv(lama,status)~HB,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ HB, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
HB=1 27         23     20.90 0.2121 0.5186
HB=2 35         24     25.89 0.1382 0.4142
HB=3  2          1      1.21 0.0375 0.0482

Chisq= 0.5 on 2 degrees of freedom, p= 0.767
> survdiff(Surv(lama,status)~leukosit,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ leukosit, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
leukosit=1  1          1  0.632 0.2135 0.2877
leukosit=2 24         19 18.573 0.0098 0.0220
leukosit=3 39         28 28.794 0.0219 0.0753

Chisq= 0.3 on 2 degrees of freedom, p= 0.849
> survdiff(Surv(lama,status)~eritrosit,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ eritrosit, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
eritrosit=1 14         13  13.6 0.0256 0.0505
eritrosit=2 19         14  16.0 0.2450 0.5282
eritrosit=3 31         21  18.4 0.3579 0.7902

Chisq= 0.9 on 2 degrees of freedom, p= 0.649
> survdiff(Surv(lama,status)~LED,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ LED, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
LED=1 10         10   6.45 1.956 2.99
LED=2 54         38  41.55 0.304 2.99

Chisq= 3 on 1 degrees of freedom, p= 0.0838
> survdiff(Surv(lama,status)~status_te,data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ status_te, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
status_te=1 59         44  45.52 0.051 1.27
status_te=2  5          4   2.48 0.937 1.27

Chisq= 1.3 on 1 degrees of freedom, p= 0.26

```

```

> survdiff(Surv(lama, status)~riwayat_pe, data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ riwayat_pe, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
riwayat_pe=1 54      41  41.63  0.00946  0.0934
riwayat_pe=2 10       7   6.37  0.06177  0.0934

Chisq= 0.1 on 1 degrees of freedom, p= 0.76
> survdiff(Surv(lama, status)~keadaan_um, data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ keadaan_um, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
keadaan_um=1 24      23  14.273  5.335  10.154
keadaan_um=2 39      25  33.411  2.117  9.349
keadaan_um=3  1       0   0.315  0.315  0.393

Chisq= 10.3 on 2 degrees of freedom, p= 0.00573
> survdiff(Surv(lama, status)~BB, data=DATAKU)
Call:
survdiff(formula = Surv(lama, status) ~ BB, data = DATAKU)

      N Observed Expected (O-E)^2/E (O-E)^2/V
BB=0  1       1   0.632  0.214  0.288
BB=1 21      17  12.896  1.306  2.494
BB=2 32      22  26.117  0.649  1.979
BB=3  8       6   4.947  0.224  0.326
BB=4  2       2   3.408  0.582  1.146

Chisq= 4.4 on 4 degrees of freedom, p= 0.349

```

Lampiran 4.4 Output EasyFit untuk Uji Kolmogorov-Smirnov

EasyFit (Evaluation Version) - Untitled - [Fit1]

File Edit View Analyze Options Tools Window Help

f F S h H PP QQ Dif

Project Tree: Data Tables (Table1), Results (Fit1)

Graphs Summary Goodness of Fit

Goodness of Fit - Summary

#	Distribution	Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-Squared	
		Statistic	Rank	Statistic	Rank	Statistic	Rank
15	Fatigue Life	0,14104	1	1,5677	6	26,314	43
36	Log-Logistic	0,14188	2	1,556	3	26,983	48
49	Pearson 6 (4P)	0,14688	3	1,6234	13	16,459	20
16	Fatigue Life (3P)	0,14698	4	1,5508	2	16,728	21
20	Gamma (3P)	0,1479	5	1,5603	4	16,378	19
40	Lognormal	0,14847	6	1,5812	9	26,333	44
29	Inv. Gaussian (3P)	0,14919	7	1,5615	5	16,77	22
38	Log-Pearson 3	0,15026	8	1,5376	1	17,004	24
60	Weibull (3P)	0,15085	9	1,6296	15	16,05	17
3	Burr (4P)	0,15125	10	1,635	19	16,033	16
10	Erlang (3P)	0,15165	11	1,5772	7	16,286	18
41	Lognormal (3P)	0,15248	12	1,5785	8	26,764	46
46	Pearson 5	0,15333	13	1,8726	27	13,605	10
47	Pearson 5 (3P)	0,157	14	1,6098	11	26,942	47
37	Log-Logistic (3P)	0,15827	15	1,6297	16	25,963	41
7	Dagum	0,15926	16	1,6257	14	26,393	45
21	Gen. Extreme Value	0,15946	17	1,633	18	17,589	26
18	Frechet (3P)	0,1596	18	1,6431	20	27,215	49
48	Pearson 6	0,16249	19	1,6114	12	17,306	25
24	Gen. Pareto	0,16277	20	19,635	53	N/A	
57	Triangular	0,16576	21	5,8587	39	15,185	13
19	Gamma	0,16796	22	1,583	10	17,766	28
22	Gen. Gamma	0,17143	23	1,6322	17	17,604	27
50	Pert	0,17248	24	1,7638	26	15,802	14
2	Burr	0,17402	25	1,6608	21	18,324	29
30	Johnson SB	0,17478	26	19,653	54	N/A	
28	Inv. Gaussian	0,17512	27	2,0501	29	26,045	42
25	Gumbel Max	0,17565	28	1,7303	23	12,629	5
35	Log-Gamma	0,17948	29	9,6305	48	13,078	9
42	Nakagami	0,18226	30	1,6867	22	19,863	36
59	Weibull	0,18627	31	1,8819	28	19,083	30
52	Rayleigh	0,18788	32	1,7394	24	19,426	35
17	Frechet	0,18881	33	2,6891	33	12,72	6
55	Rice	0,18955	34	1,744	25	19,403	34
31	Kumaraswamy	0,19044	35	8,2558	46	15,938	15
58	Uniform	0,1988	36	23,619	58	N/A	
4	Cauchy	0,20023	37	3,7939	36	11,604	3
53	Rayleigh (2P)	0,2164	38	2,2974	30	14,359	11
1	Beta	0,21779	39	21,603	57	N/A	
11	Error	0,22073	40	2,4909	31	19,234	31
8	Dagum (4P)	0,22437	41	21,272	55	N/A	
43	Normal	0,23101	42	2,6013	32	19,352	33
9	Erlang	0,23343	43	4,0323	37	21,869	40
14	Exponential (2P)	0,24179	44	13,889	50	9,4698	2
39	Logistic	0,24626	45	2,999	34	19,91	37
54	Reciprocal	0,25521	46	7,6947	44	6,875	1

EasyFit (Evaluation Version) - Untitled - [Fit1]

File Edit View Analyze Options Tools Window Help

f F S h H PP QQ Dif

Project Tree

- Data Tables
- Table1
- Results
- Fit1

	Graphs	Summary	Goodness of Fit				
4	Cauchy	0,20023	37	3,7939	36	11,604	3
53	Rayleigh (2P)	0,2164	38	2,2974	30	14,359	11
1	Beta	0,21779	39	21,603	57	N/A	
11	Error	0,22073	40	2,4909	31	19,234	31
8	Dagum (4P)	0,22437	41	21,272	55	N/A	
43	Normal	0,23101	42	2,6013	32	19,352	33
9	Erlang	0,23343	43	4,0323	37	21,869	40
14	Exponential (2P)	0,24179	44	13,889	50	9,4698	2
39	Logistic	0,24626	45	2,999	34	19,91	37
54	Reciprocal	0,25521	46	7,6947	44	6,875	1
27	Hypersecant	0,25849	47	3,4038	35	20,159	38
32	Laplace	0,28674	48	4,2731	38	20,285	39
26	Gumbel Min	0,29504	49	6,5109	40	19,287	32
23	Gen. Gamma (4P)	0,31263	50	10,776	49	12,928	8
45	Pareto 2	0,32575	51	6,5196	41	43,174	51
34	Levy (2P)	0,32721	52	8,2811	47	16,886	23
6	Chi-Squared (2P)	0,34339	53	7,9775	45	14,794	12
13	Exponential	0,34868	54	7,2746	42	43,491	52
5	Chi-Squared	0,34947	55	7,4174	43	30,596	50
44	Pareto	0,37887	56	16,624	52	11,963	4
33	Levy	0,43627	57	15,172	51	64,466	53
51	Power Function	0,56453	58	21,583	56	12,777	7
12	Error Function	0,77351	59	103,14	59	244,59	54
56	Student's t	0,83012	60	108,76	60	338,86	55
61	Johnson SU	No fit					

Lampiran 4.5 Script dan Output Uji Chi-Square

```
> chisq.test(DATAKU$LED, DATAKU$riwayat_pe)
```

```
> chisq.test(DATAKU$LED, DATAKU$riwayat_pe)
```

```
      Pearson's Chi-squared test
```

```
data:  DATAKU$LED and DATAKU$riwayat_pe  
X-squared = 0, df = 1, p-value = 1
```

```
Warning message:
```

```
In chisq.test(DATAKU$LED, DATAKU$riwayat_pe) :  
  Chi-squared approximation may be incorrect
```



Lampiran 4.6 Script dan Output Seleksi Model Terbaik

```
> cov184e <-  
survreg(Surv(lama, status) ~ umur + eritrosit + LED + status_te + BB  
, dist = "weibull", data = DATAKU)  
> summary(cov184e)  
> AIC(cov184e)  
  
> cov184e <- survreg(Surv(lama, status) ~ umur + eritrosit + LED + status_te + BB, dist = "weibull")  
> summary(cov184e)  
  
Call:  
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ umur + eritrosit + LED +  
status_te + BB, data = DATAKU, dist = "weibull")  
      Value Std. Error      z      p  
(Intercept)  0.601      0.510  1.18 2.39e-01  
umur2        -0.348      0.209 -1.67 9.53e-02  
umur3         0.381      0.231  1.65 9.92e-02  
umur4        -0.398      0.214 -1.86 6.24e-02  
eritrosit2   -0.269      0.172 -1.57 1.17e-01  
eritrosit3   -0.271      0.176 -1.54 1.23e-01  
LED2         0.386      0.179  2.15 3.15e-02  
status_te2   -0.600      0.239 -2.51 1.20e-02  
BB1          0.669      0.445  1.50 1.33e-01  
BB2          1.020      0.443  2.30 2.12e-02  
BB3          0.583      0.468  1.25 2.13e-01  
BB4          0.552      0.516  1.07 2.85e-01  
Log(scale)  -0.895      0.114 -7.85 4.19e-15  
  
Scale = 0.409  
  
Weibull distribution  
Loglik(model) = -95.6   Loglik(intercept only) = -111.2  
Chisq = 31.34 on 11 degrees of freedom, p = 0.00097  
Number of Newton-Raphson Iterations: 6  
n = 64  
  
> AIC(cov184e)  
[1] 217.1312
```

```
> cov55c <-  
survreg(Surv(lama, status) ~ umur + LED + status_te, dist = "weibull", data = DATAKU)  
> summary(cov55c)  
> AIC(cov55c)  
  
> cov55c <- survreg(Surv(lama, status) ~ umur + LED + status_te, dist = "weibull", data = DATAKU)  
> summary(cov55c)  
  
Call:  
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ umur + LED + status_te,  
data = DATAKU, dist = "weibull")  
      Value Std. Error      z      p  
(Intercept)  1.243      0.205  6.07 1.26e-09  
umur2        -0.297      0.216 -1.38 1.68e-01  
umur3         0.222      0.210  1.06 2.90e-01  
umur4        -0.420      0.226 -1.86 6.34e-02  
LED2          0.453      0.168  2.70 6.96e-03  
status_te2   -0.593      0.251 -2.37 1.80e-02  
Log(scale)   -0.786      0.113 -6.98 2.95e-12  
  
Scale = 0.456  
  
Weibull distribution  
Loglik(model) = -101.5   Loglik(intercept only) = -111.2  
Chisq = 19.44 on 5 degrees of freedom, p = 0.0016  
Number of Newton-Raphson Iterations: 6  
n = 64  
  
> AIC(cov55c)  
[1] 217.0328
```

```

>cov179f<-
survreg(Surv(lama,status)~umur+eritrosit+LED+status_te+ke
adaan_um+BB,dist="weibull",data=DATAKU)
> summary(cov179f)
> AIC(cov179f)

> cov179f<-survreg(Surv(lama,status)~umur+eritrosit+LED+status_te+keadaan_um+BB,dis$
> summary(cov179f)

Call:
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ umur + eritrosit + LED +
  status_te + keadaan_um + BB, data = DATAKU, dist = "weibull")

      Value Std. Error      z      p
(Intercept)  0.501      0.497  1.00835 3.13e-01
umur2        -0.286      0.212 -1.34915 1.77e-01
umur3         0.372      0.224  1.65934 9.70e-02
umur4        -0.290      0.216 -1.34236 1.79e-01
eritrosit2   -0.398      0.177 -2.24884 2.45e-02
eritrosit3   -0.449      0.186 -2.41413 1.58e-02
LED2         0.325      0.179  1.81904 6.89e-02
status_te2   -0.559      0.229 -2.43775 1.48e-02
keadaan_um2  0.299      0.140  2.14101 3.23e-02
keadaan_um3  6.332     3204.032  0.00198 9.98e-01
BB1          0.717      0.433  1.65757 9.74e-02
BB2          1.083      0.432  2.50967 1.21e-02
BB3          0.650      0.454  1.43196 1.52e-01
BB4          0.462      0.498  0.92799 3.53e-01
Log(scale)  -0.930      0.115 -8.10270 5.38e-16

Scale= 0.395

Weibull distribution
Loglik(model)= -93.3  Loglik(intercept only)= -111.2
  Chisq= 35.84 on 13 degrees of freedom, p= 0.00063
Number of Newton-Raphson Iterations: 18
n= 64

> AIC(cov179f)
[1] 216.6391

```

```

>cov133d<-
survreg(Surv(lama,status)~umur+LED+status_te+BB,dist="weibull",data=DATAKU)
> summary(cov133d)
> AIC(cov133d)

> cov133d<-survreg(Surv(lama,status)~umur+LED+status_te+BB,dist="weibull",data=DATAKU)
> summary(cov133d)

Call:
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ umur + LED + status_te +
  BB, data = DATAKU, dist = "weibull")

              Value Std. Error      z      p
(Intercept)  0.301      0.512  0.587 5.57e-01
umur2        -0.281      0.205 -1.369 1.71e-01
umur3         0.390      0.225  1.733 8.31e-02
umur4        -0.396      0.217 -1.824 6.82e-02
LED2          0.408      0.174  2.342 1.92e-02
status_te2   -0.675      0.244 -2.771 5.59e-03
BB1           0.782      0.465  1.680 9.30e-02
BB2           1.084      0.464  2.333 1.96e-02
BB3           0.602      0.479  1.258 2.08e-01
BB4           0.761      0.528  1.442 1.49e-01
Log(scale)   -0.842      0.112 -7.551 4.33e-14

Scale= 0.431

Weibull distribution
Loglik(model)= -97.2   Loglik(intercept only)= -111.2
      Chisq= 28.11 on 9 degrees of freedom, p= 0.00092
Number of Newton-Raphson Iterations: 6
n= 64

> AIC(cov133d)
[1] 216.3682

```

```
> cov19d <-  
survreg(Surv(lama, status) ~ jenis_ke + umur + LED + status_te, dist =  
"weibull", data = DATAKU)  
> summary(cov19d)  
> AIC(cov19d)  
  
> cov19d <- survreg(Surv(lama, status) ~ jenis_ke + umur + LED + status_te, dist = "weibull", data =  
> summary(cov19d)  
  
Call:  
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ jenis_ke + umur + LED +  
status_te, data = DATAKU, dist = "weibull")  
      Value Std. Error      z      p  
(Intercept)  1.130      0.200  5.637 1.73e-08  
jenis_ke2    0.246      0.143  1.717 8.60e-02  
umur2       -0.269      0.213 -1.262 2.07e-01  
umur3        0.156      0.210  0.743 4.58e-01  
umur4       -0.528      0.236 -2.233 2.56e-02  
LED2         0.476      0.167  2.859 4.24e-03  
status_te2  -0.523      0.246 -2.124 3.37e-02  
Log(scale)  -0.812      0.113 -7.211 5.56e-13  
  
Scale = 0.444  
  
Weibull distribution  
Loglik(model) = -100.1  Loglik(intercept only) = -111.2  
Chisq = 22.37 on 6 degrees of freedom, p = 0.001  
Number of Newton-Raphson Iterations: 6  
n = 64  
  
> AIC(cov19d)  
[1] 216.1045
```

Lampiran 4.7 Script dan Output Model Regresi Log-Logistik

```
> cov19d <-  
survreg(Surv(lama, status) ~ jenis_ke + umur + LED + status_te, dist =  
"loglogistic", data = DATAKU)  
> summary(cov19d)  
> AIC(cov19d)  
  
> cov19d <- survreg(Surv(lama, status) ~ jenis_ke + umur + LED + status_te, dist = "loglogistic"  
> summary(cov19d)  
  
Call:  
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ jenis_ke + umur + LED +  
status_te, data = DATAKU, dist = "loglogistic")  
      Value Std. Error      z      p  
(Intercept)  1.001      0.237  4.23 2.36e-05  
jenis_ke2    0.257      0.156  1.64 1.00e-01  
umur2       -0.368      0.273 -1.34 1.79e-01  
umur3        0.277      0.254  1.09 2.76e-01  
umur4       -0.421      0.273 -1.54 1.23e-01  
LED2         0.266      0.197  1.35 1.76e-01  
status_te2  -0.365      0.265 -1.38 1.69e-01  
Log(scale)  -1.138      0.119 -9.59 9.04e-22  
  
Scale = 0.32  
  
Log logistic distribution  
Loglik(model) = -101  Loglik(intercept only) = -111.2  
Chisq = 20.28 on 6 degrees of freedom, p = 0.0025  
Number of Newton-Raphson Iterations: 4  
n = 64  
  
> AIC(cov19d)  
[1] 218.045
```

Lampiran 4.8 Script dan Output Uji Serentak

```
> survweib0 <-  
survreg(Surv(lama, status) ~ 1, dist="weibull", data=DATAKU)  
summary(survweib0)  
  
> cov19d$loglik  
> survweib0$loglik  
> 1-pchisq(-2*(survweib0$loglik-cov19d$loglik[2]), 4)  
  
> survweib0 <- survreg(Surv(lama, status) ~ 1, dist="weibull", data=DATAKU)  
> summary(survweib0)  
  
Call:  
survreg(formula = Surv(lama, status) ~ 1, data = DATAKU, dist = "weibull")  
      Value Std. Error    z      p  
(Intercept)  1.54      0.0764 20.2 1.25e-90  
Log(scale)  -0.64      0.1124 -5.7  1.20e-08  
  
Scale= 0.527  
  
Weibull distribution  
Loglik(model)= -111.2  Loglik(intercept only)= -111.2  
Number of Newton-Raphson Iterations: 6  
n= 64  
  
>  
> cov19d$loglik  
[1] -111.2379 -100.0522  
>  
> survweib0$loglik  
[1] -111.2379 -111.2379  
>  
> 1-pchisq(-2*(survweib0$loglik-cov19d$loglik[2]), 4)  
[1] 0.0001690291 0.0001690291
```