



**PERBANDINGAN MODEL *COX PROPORTIONAL HAZARD*
DAN MODEL *ACCELERATED FAILURE TIME* PADA
PENDERITA STROKE**

SKRIPSI

Oleh
Dewi Mumpuni Seramita
NIM 141810101055

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



**PERBANDINGAN MODEL *COX PROPORTIONAL HAZARD*
DAN MODEL *ACCELERATED FAILURE TIME* PADA
PENDERITA STROKE**

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
Dewi Mumpuni Seramita
NIM 141810101055

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

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

1. Kedua orang tuaku tercinta Bapak Kuswanto dan Ibu Sriningsih, serta kakakku Bayu Karya Pinangkis yang telah mendoakan, memberi kasih sayang serta semangat selama perjalanan studi;
2. Dr. Mohamat Fatekurohman, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang telah membimbing secara intensif dalam menyempurnakan tugas akhir ini;
3. Seluruh dosen dan guru sejak sekolah dasar sampai perguruan tinggi, yang telah memberikan ilmu dan membimbing dengan penuh kesabaran;
4. Almamater Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember, MA Negeri 2 Jember, SMP Negeri 1 Umbulsari dan SD Negeri 3 Tegalwangi.
5. Teman – teman Extreme'14 yang selalu memberikan semangat kepada penulis selama dalam perkuliahan;
6. Semua pihak yang membantu penulis dalam penyelesaian tugas akhir.

MOTTO

“Allah tidak membebani seseorang melainkan sesuai kesanggupannya”

(QS. Al Baqarah: 286)*

“Banyak kegagalan dalam hidup terjadi dikarenakan banyak orang tidak menyadari betapa dekatnya mereka dengan keberhasilan saat mereka menyerah”

(Thomas Alva Edison)**

*Kementerian Agama Republik Indonesia. 2014.*Al-Qur'an dan Terjemahnya*. Solo: PT Tiga Serangkai Pustaka Mandiri.

**Thomas Alva Edison.

PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dewi Mumpuni Seramita

NIM : 141810101055

menyatakan dengan sesungguhnya bahwa skripsi yang berjudul “Perbandingan Model *Cox Proportional Hazard* dan Model *Accelerated Failure Time* pada Penderita Stroke” 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, Juli 2018

Yang menyatakan,

Dewi Mumpuni Seramita

NIM 141810101055

SKRIPSI

**PERBANDINGAN MODEL *COX PROPORTIONAL HAZARD*
DAN MODEL *ACCELERATED FAILURE TIME* PADA
PENDERITA STROKE**

Oleh

Dewi Mumpuni Seramita
NIM. 141810101055

Pembimbing

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

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

PENGESAHAN

Skripsi berjudul “Perbandingan Model *Cox Proportional Hazard* dan Model *Accelerated Failure Time* pada Penderita Stroke” telah diuji dan disahkan pada:

hari, tanggal : Kamis, 26 Juli 2018

tempat : Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Jember.

Tim Penguji:

Ketua,

Anggota I,

Dr. Mohamat 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

Kosala Dwidja Purnomo, S.Si., M.Si.
NIP. 196908281998021001

Mengesahkan

Dekan,

Drs. Sujito, Ph.D.

NIP 196102041987111001

RINGKASAN

Perbandingan Model *Cox Proportional Hazard* dan Model *Accelerated Failure Time* pada Penderita Stroke; Dewi Mumpuni Seramita; 141810101055; 2018; 100 Halaman; Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Stroke merupakan penyakit tidak menular yang timbul semata-mata disebabkan oleh penyakit pembuluh darah otak dan muncul secara mendadak tanpa ada gejala dini. Penyakit stroke dipengaruhi banyak faktor, adapun dalam ilmu statistika faktor-faktor yang dapat mempengaruhi ketahanan hidup pasien stroke dapat dikaji menggunakan analisis *survival*. Analisis *survival* atau dikenal sebagai analisis ketahanan hidup merupakan prosedur statistika untuk menganalisis data berupa waktu antar kejadian. Beberapa variasi dari model *survival* dapat digunakan untuk menduga pengaruh dari faktor *survival* pada pasien stroke, salah satunya adalah model *cox proportional hazard* dan model *accelerated failure time*.

Cox proportional hazard memiliki keuntungan yang lebih dari model *accelerated failure time* karena tidak memerlukan pengecekan asumsi-asumsi mengenai kelayakan bentuk distribusi seperti yang diharuskan pada model *accelerated failure time*, akan tetapi model *cox proportional hazard* tidak selalu lebih baik dari model *accelerated failure time*. Penelitian kali ini dilakukan dengan perbandingan model *cox proportional hazard* dan model *accelerated failure time* (distribusi weibull, eksponensial, log-normal, log-logistik dan gamma) untuk mengetahui apakah kondisi atau tipe data lebih baik digunakan pada model *cox proportional hazard* atau model *accelerated failure time*.

Perbandingan model *cox proportional hazard* dan model *accelerated failure time* dengan mempertimbangkan nilai AIC dan *cox-snell residuals* diperoleh bahwa model *accelerated failure time* berdistribusi log-normal lebih baik dibandingkan dengan model lainnya.

PRAKATA

Puji syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT, yang telah melimpahkan rahmat, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul ” Perbandingan Model *Cox Proportional Hazard* dan Model *Accelerated Failure Time* pada Penderita Stroke”. Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan strata satu (S1) pada Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Jember.

Penyusunan skripsi ini tidak lepas dari bantuan berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Dr. Mohamat Fatekurohman, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Utama dan Dian Anggraeni, S.Si., M.Si. selaku Dosen Pembimbing Anggota yang dengan penuh kesabaran membimbing, mengarahkan, memberikan saran dan petunjuk dalam penyusunan skripsi ini;
2. Prof. Drs. I Made Tirta, M.Sc., Ph.D. selaku Dosen Penguji I dan Kosala Dwidja Purnomo, S.Si., M.Si. selaku Dosen Penguji II yang telah banyak memberikan kritik dan saran yang membangun demi kesempurnaan skripsi ini;
3. Seluruh Dosen dan Karyawan Jurusan Matematika Fakultas MIPA Universitas Jember;
4. Drs. Rusli Hidayat, M.Sc. selaku Dosen Pembimbing Akademik;
5. Teman-teman seperjuangan Rofiah Nurul, Dini Tresnawati, Firda Anisa, Fidiatma dan teman-teman sebidang yang telah meluangkan waktu dan membagi semangatnya;
6. Sahabat-sahabatku Elsha Henik, Liatri Arianti, Ulfi Mega, Dinar Avenia, Frisca Yunaning dan Sinta Adelina yang selalu mendoakan, memberi semangat, dukungan dan motivasi;
7. Teman-teman Matematika 2014 yang telah menemani selama menjadi mahasiswa;
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu.

Penulis juga menerima segala kritik dan saran dari semua pihak demi kesempurnaan skripsi ini. Akhirnya penulis berharap, semoga skripsi ini dapat bermanfaat.

Jember, Juli 2018

Penulis



DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
HALAMAN PERSEMBAHAN.....	ii
HALAMAN MOTTO.....	iii
HALAMAN PERNYATAAN.....	iv
HALAMAN PENGESAHAN.....	vi
RINGKASAN.....	vii
PRAKATA.....	viii
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xv
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.....	5
2.1 Stroke.....	5
2.1.1 Faktor Risiko Yang Tidak Dapat Dimodifikasi.....	5
2.1.2 Faktor Risiko Yang Dapat Dimodifikasi.....	6
2.2 Analisis <i>Survival</i>.....	7
2.2.1 Fungsi Kepadatan Peluang.....	8
2.2.2 Fungsi <i>Survival</i>	8
2.2.3 Fungsi <i>Hazard</i>	8
2.3 Data Tersensor.....	9
2.4 Pemodelan <i>Cox Proportional Hazard</i>.....	10
2.4.1 Pengecekan Asumsi <i>Proportional Hazard</i> (PH).....	10
2.4.2 Model <i>Cox Proportional Hazard</i>	12

2.4.2 Estimasi Parameter Model <i>Cox Proportional Hazard</i>	12
2.5 Pemodelan <i>Accelerated Failure Time</i>	13
2.5.1 Model Parametrik.....	13
2.5.2 Model <i>Accelerated Failure Time</i>	15
2.6 <i>Hazard Ratio</i>	16
2.7 Pemilihan Model Terbaik	16
2.8 Pengecekan Residual	17
BAB 3. METODE PENELITIAN	18
3.1 Data.....	18
3.2 Langkah-Langkah Penelitian.....	19
BAB 4. HASIL DAN PEMBAHASAN	22
4.1 Hasil.....	22
4.1.1 Pengambilan Data.....	22
4.1.2 Analisis Deskriptif.....	22
4.1.3 Nilai dan Plot Fungsi <i>Survival</i> dan Fungsi <i>Hazard</i> Tiap Variabel Penjelas.....	23
4.1.4 Model <i>Cox Proportional Hazard</i>	42
4.1.5 Model <i>Accelerated Failure Time</i>	43
4.1.6 Pemilihan Model Terbaik.....	46
4.1.7 <i>Cox-Snell Residual</i>	46
4.1.8 Uji Signifikansi Parameter.....	47
4.2 Pembahasan.....	51
BAB 5. PENUTUP	54
4.1 Kesimpulan.....	54
4.2 Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN	57

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
2.1 Contoh data tersensor.....	10
3.1 Skema metode penelitian.....	21
4.1 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel jenis kelamin.....	25
4.2 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel usia.....	29
4.3 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel status hipertensi.....	31
4.4 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel status kolesterol.....	33
4.5 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel status DM.....	35
4.6 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel jenis stroke.....	37
4.7 Plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i> variabel IMT.....	41
4.8 Plot <i>cox-snell residuals</i> model Cox PH dan AFT.....	47

DAFTAR TABEL

	Halaman
4.1 Analisis deskriptif semua variabel	22
4.2 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien perempuan.....	24
4.3 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien laki-laki.....	24
4.4 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien usia <45 tahun.....	26
4.5 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien usia 45-54 tahun.....	27
4.6 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien usia 55-64 tahun.....	27
4.7 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien usia 65-74 tahun.....	28
4.8 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien usia ≥ 75 tahun.....	28
4.9 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien status hipertensi.....	30
4.10 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien status tidak hipertensi.....	30
4.11 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien status kolesterol.....	32
4.12 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien status tidak kolesterol.....	33
4.13 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien status DM.....	34
4.14 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien status tidak DM.....	35
4.15 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien stroke hemoragik.....	36
4.16 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien stroke iskemik.....	37
4.17 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien kategori $18,5 \leq \text{IMT} \leq 24,9$	38
4.18 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien kategori $25 \leq \text{IMT} \leq 29,9$	39
4.19 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien kategori $30 \leq \text{IMT} \leq 34,9$	39
4.20 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien kategori $35 \leq \text{IMT} \leq 39,9$	40
4.21 Fungsi <i>survival</i> dan fungsi <i>hazard</i> pasien kategori $\text{IMT} \geq 40$	40
4.22 Uji asumsi <i>proportional hazard</i> menggunakan <i>goodness of fit test</i>	42
4.23 Estimasi parameter model <i>cox proportional hazard</i>	43
4.24 Estimasi parameter model weibull AFT.....	43
4.25 Estimasi parameter model eksponensial AFT.....	44
4.26 Estimasi parameter model log-normal AFT.....	44
4.27 Estimasi parameter model log-logistik AFT.....	45
4.28 Estimasi parameter model gamma AFT.....	45
4.29 Nilai AIC model Cox PH dan AFT.....	46
4.30 Perhitungan uji serentak untuk model Cox PH.....	48
4.31 Perhitungan uji serentak untuk model AFT weibull.....	48
4.32 Pendugaan parameter untuk model AFT weibull.....	48
4.33 Perhitungan uji serentak untuk model AFT eksponensial.....	49
4.34 Perhitungan uji serentak untuk model AFT log-normal.....	49
4.35 Pendugaan parameter untuk model AFT log-normal.....	49
4.36 Perhitungan uji serentak untuk model AFT log-logistik.....	50
4.37 Pendugaan parameter untuk model AFT log-logistik.....	50
4.38 Perhitungan uji serentak untuk model AFT gamma.....	50
4.39 Pendugaan parameter untuk model AFT gamma.....	51
4.40 <i>Hazard ratio</i> model Cox PH dan AFT.....	51

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
A	Data pasien stroke di RSD Balung.....57
B	<i>Script</i> dan <i>output</i> program <i>Stata</i> untuk analisis deskriptif.....61
C	<i>Script</i> dan <i>output</i> program <i>Stata</i> untuk nilai <i>survival</i> dan <i>hazard</i>67
D	<i>Script</i> program <i>Stata</i> untuk plot <i>survival</i> dan <i>hazard</i>72
E	<i>Script</i> dan <i>output</i> program <i>Stata</i> untuk model Cox PH.....74
F	<i>Script</i> dan <i>output</i> program <i>Stata</i> untuk model AFT.....76
G	<i>Script</i> dan <i>output</i> program <i>Stata</i> untuk pemilihan model terbaik.....84
H	<i>Script</i> program <i>Stata</i> untuk plot <i>cox snell residuals</i>86

BAB 1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Menurut Badan Kesehatan Dunia (WHO) stroke merupakan penyakit yang timbul semata-mata disebabkan oleh penyakit pembuluh darah otak dan muncul secara mendadak tanpa ada gejala dini. Penyakit stroke merupakan salah satu penyakit tidak menular yang menjadi ancaman karena merupakan penyebab kematian nomer tiga setelah penyakit jantung dan kanker. Setiap tahunnya dilaporkan bahwa 15 juta orang mengalami stroke dan hampir 6 juta orang meninggal karena stroke. Stroke merupakan penyebab kematian kedua diatas usia 60 tahun dan penyebab kelima pada usia 15-50 tahun serta menjadi penyebab utama kecacatan jangka panjang tanpa membedakan usia, jenis kelamin dan etnis (WHO, 2010). Menurut Riskesdas (2013) penderita stroke di Indonesia meningkat dari tahun 2007-2013 yaitu dari 8,3% menjadi 12,1%. Gejala stroke meningkat seiring dengan bertambahnya umur dan yang paling tinggi terjadi pada usia ≥ 75 tahun. Menurut penelitian yang dilakukan oleh Mulyani (2007) mengenai ketahanan hidup 1 tahun pasien stroke di RS Cipto Mangunkusumo Jakarta diperoleh hasil bahwa ketahanan hidup penderita stroke di Indonesia sangat rendah dibandingkan negara lainnya, hal tersebut disebabkan oleh berbagai faktor antara lain tata laksana stroke yang ideal belum diterapkan, persepsi masyarakat tentang kegawatan stroke yang rendah dan akses pada fasilitas rumah sakit yang rendah. Berdasarkan penelitian tersebut juga didapatkan hasil bahwa faktor yang

berhubungan dengan ketahanan hidup 1 tahun pasien stroke adalah tempat rawat, tipe stroke dan status penyakit jantung. Ketahanan hidup pada pasien stroke dipengaruhi banyak faktor. Adapun dalam ilmu statistika faktor-faktor yang dapat mempengaruhi ketahanan hidup pasien stroke dapat dikaji menggunakan analisis *survival*.

Menurut Kleinbaum dan Klein (2012), analisis *survival* atau dikenal sebagai analisis ketahanan hidup merupakan prosedur statistika untuk menganalisis data berupa waktu antar kejadian. Analisis ini digunakan ketika kasus berkaitan dengan waktu atau lama waktu hingga terjadi peristiwa tertentu. Peristiwa dalam analisis ini dapat berupa timbulnya penyakit, kambuhnya penyakit, kesembuhan, kematian atau sesuatu yang menarik untuk diamati pada objek tertentu. Terdapat metode yang digunakan untuk analisis *survival* yaitu model parametrik, semiparametrik dan nonparametrik. Model parametrik adalah model *survival* dengan waktu *survival* individu mengikuti asumsi distribusi tertentu, model nonparametrik adalah model *survival* yang digunakan apabila data tidak mengikuti distribusi tertentu dan model semiparametrik adalah model *survival* yang merupakan kombinasi dari model parametrik dan model nonparametrik. Model nonparametrik meliputi metode *kaplan-Meier* dan uji *log-rank*, model semiparametrik meliputi model *cox proportional hazard* dan model *cox* dengan waktu dependen kovariat, dan model parametrik yang meliputi model parametrik *proportional hazard* (PH) dan model *accelerated failure time* (AFT) (Qi, 2009). Beberapa variasi dari model *survival* dapat digunakan untuk menduga pengaruh dari faktor *survival* pada pasien stroke salah satunya model parametrik dan model semiparametrik. Berdasarkan kedua model tersebut, dapat dibagi menjadi dua kelompok utama yaitu model Cox PH dan model AFT.

Model Cox PH digunakan secara luas dalam analisis *survival* dan memiliki keuntungan yang lebih dari model AFT karena tidak memerlukan pengecekan asumsi-asumsi mengenai kelayakan bentuk distribusi seperti yang diharuskan pada model AFT, akan tetapi model Cox PH tidak selalu lebih baik dari model AFT. Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Muthmainnah (2007) yaitu perbandingan Cox PH dan model parametrik berdasarkan analisis residual pada

data kanker paru-paru diperoleh hasil simulasi bahwa jika distribusi waktu *survival* tidak diketahui maka model Cox PH lebih baik dibandingkan model parametrik, akan tetapi jika distribusi diketahui maka model parametrik dengan distribusi yang sesuai memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan model Cox PH. Model Cox PH sering digunakan dalam analisis survival akan tetapi model Cox PH juga memiliki kelemahan yaitu tidak dapat menghitung fungsi *survival*, fungsi *hazard* dan prediksi waktu *survival*. Hal ini dikarenakan fungsi *baseline hazard* tidak ditentukan pada model. Berbeda dengan model AFT yang fungsi *baseline hazard*nya dapat ditentukan berdasarkan distribusi waktu kejadiannya. Beberapa distribusi yang paling sering digunakan untuk model AFT antara lain distribusi weibull, distribusi eksponensial, distribusi log-normal, distribusi log-logistik dan distribusi gamma.

Berdasarkan uraian tersebut, peneliti ingin mengidentifikasi model mana yang lebih baik digunakan untuk memodelkan data pada pasien stroke Rumah Sakit Daerah (RSD) Balung Kabupaten Jember pada tahun 2016-2017 dengan membandingkan model *cox proportional hazard* dan model *accelerated failure time*. Perbandingan dilakukan untuk mengetahui apakah kondisi atau tipe data tersebut lebih baik digunakan pada model Cox PH atau model AFT. Untuk membandingkan kedua model tersebut akan dipilih nilai AIC terbaik dari masing-masing model serta pengecekan residual dari kedua model untuk menentukan ketepatan kecocokan pada model dengan menggunakan *cox-snell residuals*.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, diperoleh permasalahan sebagai berikut:

- a. bagaimana perbandingan model Cox PH dan model AFT untuk ketahanan hidup pasien stroke di RSD Balung Kabupaten Jember?
- b. bagaimana *hazard ratio* model terbaik untuk ketahanan hidup pasien stroke di RSD Balung Kabupaten Jember?

1.3 Tujuan

Adapun tujuan yang hendak dicapai adalah:

- a. mendapatkan perbandingan model Cox PH dan model AFT untuk ketahanan hidup pasien stroke di RSD Balung Jember

- b. mendapatkan *hazard ratio* model terbaik untuk ketahanan hidup pasien stroke di RSD Balung Kabupaten Jember

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan dan menambah pengetahuan dan wawasan pembaca mengenai peranan matematika khususnya statistika dalam bidang kesehatan serta mengetahui perbandingan antara model Cox PH dan model AFT terhadap ketahanan hidup pasien stroke di RSD Balung Kabupaten Jember yang mana hasil dari penelitian ini dapat dijadikan referensi baik oleh pihak pembaca maupun pihak RSD Balung Kabupaten Jember. Serta diharapkan dapat menjadi salah satu dasar rujukan dan wacana serta bahan diskusi untuk pengembangan ilmu pengetahuan dalam bidang kesehatan dan bidang matematika khususnya di bidang statistika/*survival*.

BAB 2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Stroke

Stroke merupakan gangguan fungsi saraf akut yang disebabkan oleh gangguan peredaran darah pada otak yang terjadi secara mendadak dengan tanda dan gejala klinik yang berlangsung cepat (dalam beberapa jam) dan dapat menimbulkan kematian (WHO, 2010). Stroke telah menjadi masalah kesehatan yang menjadi salah satu penyakit terbanyak didunia dan menjadi penyebab utama kecacatan pada usia dewasa. Stroke secara garis besar dibagi menjadi 2, yaitu stroke iskemik dan stroke hemoragik. Stroke iskemik disebabkan oleh kejadian yang menyebabkan aliran darah menjadi menurun atau bahkan terhenti sama sekali pada area tertentu di otak sehingga mengakibatkan terganggunya suplai oksigen dan glukosa ke otak, sedangkan stroke hemoragik disebabkan oleh pecahnya pembuluh darah sehingga darah keluar dan masuk kedalam jaringan otak yang mengakibatkan penurunan aliran darah otak dan berujung pada kematian sel saraf (Wahjoepramono, 2005).

Stroke merupakan penyakit yang disebabkan oleh banyak faktor risiko. Semakin banyak faktor risiko yang dimiliki semakin tinggi kemungkinan mendapat stroke. Beberapa studi menunjukkan bahwa pengendalian faktor risiko dapat menurunkan angka kematian pada pasien stroke. Menurut Wahjoepramono (2005) faktor risiko yang dapat mempengaruhi terjadinya stroke dibagi menjadi dua kelompok yaitu faktor risiko yang tidak dapat dimodifikasi dan faktor risiko yang dapat dimodifikasi.

2.1.1 Faktor Risiko Yang Tidak Dapat Dimodifikasi

Faktor risiko yang tidak dapat dimodifikasi adalah faktor risiko yang tidak dapat diubah, karena merupakan karakteristik seseorang sejak awal mula kehidupannya. Faktor risiko yang tidak dapat dimodifikasi antara lain:

1. Umur

Umur merupakan faktor risiko terjadinya stroke dimana semakin meningkatnya umur seseorang maka risiko terkena stroke juga semakin besar. Hasil penelitian dari *Framingham Study* menunjukkan bahwa risiko stroke meningkat sebesar 20%

pada kelompok umur 45-55, 32% pada kelompok umur 55-64 dan 83% pada kelompok umur 65-74.

2. Jenis Kelamin

Menurut Handayani (2013) angka kejadian stroke pada laki-laki lebih tinggi daripada wanita, hasil penelitian menunjukkan bahwa dari 90 responden penderita stroke sebanyak 62 responden berjenis kelamin laki-laki dan sisanya 28 responden wanita. Hasil penelitian dari *Framingham Study* menyatakan bahwa insidensi stroke pada laki-laki 42% dan perempuan 24% dengan perbandingan 1,7 : 1.

2.1.2 Faktor Risiko Yang Dapat Dimodifikasi

Faktor risiko yang dapat dimodifikasi adalah faktor risiko yang dapat diubah guna mencegah terjadinya suatu penyakit. Faktor risiko ini bukan merupakan karakteristik seseorang sejak awal mula kehidupannya dan dipengaruhi oleh banyak hal, terutama perilaku. Menurut Wahjoepramono (2005) faktor risiko yang dapat dimodifikasi antara lain:

1. Hipertensi

Hipertensi merupakan salah satu faktor yang harus diperhatikan dalam kejadian stroke, karena hipertensi merupakan faktor utama terjadinya stroke baik pada stroke iskemik maupun hemoragik. Beberapa studi telah membuktikan bahwa dengan mengendalikan hipertensi akan menurunkan angka kejadian pada stroke. Hasil dari *Framingham Study* ditemukan bahwa pada pasien stroke hipertensi lebih sering ditemukan 1,5 kali lebih banyak dari yang tidak hipertensi.

2. Diabetes Mellitus

Diabetes mellitus merupakan salah satu faktor risiko terjadinya stroke. Kondisi seseorang yang menderita diabetes mellitus dapat meningkatkan risiko untuk terkena stroke, hal ini disebabkan karena diabetes mellitus dapat meningkatkan terjadinya aterosklerosis yang menyebabkan pecahnya ataupun penyumbatan pada pembuluh darah dan meningkatkan faktor risiko lain seperti hipertensi, obesitas, dan hiperlipidemia.

3. Kolesterol Tinggi

Kadar kolesterol yang tinggi dalam darah merupakan faktor risiko terjadinya stroke. Hal ini disebabkan karena kolesterol darah ikut berperan dalam penumpukan lemak didalam pembuluh darah sehingga dapat mengakibatkan terjadinya aterosklerosis. Jika kadar kolesterol dalam darah meningkat maka

risiko untuk aterosklerosis juga meningkat sehingga dapat menyebabkan penyumbatan dan pecahnya pembuluh darah yang mengakibatkan stroke.

4. Obesitas

Obesitas merupakan kelebihan berat badan sebesar 20% dari berat badan idealnya. Obesitas juga merupakan faktor risiko terjadinya stroke, hal ini disebabkan karena obesitas berhubungan dengan tingginya tekanan darah dan kadar gula dalam darah. Obesitas ditentukan dengan perhitungan indeks masa tubuh (IMT). IMT yang sehat adalah dalam rentang 18,5-24,9 kg/m², IMT yang berada dalam rentang 25-29,9 kg/m² disebut *overweight*, IMT yang berada dalam rentang 30-34,9 kg/m² disebut obesitas kelas I, IMT yang berada dalam rentang 35-39,9 kg/m² disebut obesitas kelas II, dan IMT yang berada diatas 40 kg/m² disebut obesitas kelas III.

2.2 Analisis *Survival*

Analisis *survival* merupakan metode statistika yang digunakan untuk menduga probabilitas kelangsungan hidup, kesembuhan, kekambuhan, kematian atau peristiwa lain yang berkaitan dengan waktu atau lama waktu antar peristiwa atau kejadian tersebut, dimana waktu sampai terjadinya suatu peristiwa (*event*) yang diinginkan disebut *survival time* atau *failure time*. Dalam menentukan waktu *survival* (*survival time*), terdapat tiga elemen yang harus diperhatikan yaitu:

1. waktu awal (*time origin*)
2. definisi *failure time* yang harus jelas
3. skala waktu sebagai satuan pengukuran.

Secara umum, aplikasi *survival time* dalam suatu pengamatan dapat dijelaskan melalui distribusi dari *survival time*. Distribusi *survival time* terdiri dari 3 fungsi yaitu fungsi kepadatan peluang, fungsi *survival* dan fungsi *hazard* (Kleinbaum dan Klein, 2012).

2.2.1 Fungsi Kepadatan Peluang

Fungsi kepadatan peluang merupakan peluang suatu individu mati atau gagal dalam interval waktu t sampai $t+\Delta t$. Fungsi kepadatan peluang dinotasikan dengan $f(t)$ (Lawless, 1982).

$$f(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{P(t \leq T < (t+\Delta t))}{\Delta t} \right] = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{F(t+\Delta t) - F(t)}{\Delta t} \right] \quad (2.1)$$

Jika T merupakan variabel acak non negatif maka $F(t)$ merupakan fungsi distribusi kumulatif dari T . $F(t)$ didefinisikan sebagai peluang suatu individu mengalami peristiwa gagal pada waktu t , yang dapat dinyatakan:

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(x) dx \quad (2.2)$$

Berdasarkan persamaan (2.2) diperoleh:

$$f(t) = \frac{d(F(t))}{dt} = F'(t) \quad (2.3)$$

2.2.2 Fungsi Survival

Menurut Lawless (1982) fungsi *survival* $S(t)$ didefinisikan sebagai peluang individu dapat bertahan hidup dengan waktu survival sama dengan atau lebih dari waktu t .

$$S(t) = P(T > t) = \int_t^{\infty} f(x) dx \quad (2.4)$$

Diperoleh persamaan yang menyatakan hubungan antara fungsi *survival* dan fungsi distribusi kumulatif, yaitu:

$$S(t) = 1 - F(t) \quad (2.5)$$

Berdasarkan persamaan (2.5) diperoleh:

$$f(t) = \frac{-dS(t)}{dt} = -S'(t) \quad (2.6)$$

Sehingga diperoleh hubungan antara fungsi kepadatan peluang, fungsi distribusi kumulatif dari T dengan fungsi *survival* yaitu:

$$f(t) = F'(t) = -S'(t) \quad (2.7)$$

2.2.3 Fungsi Hazard

Fungsi *Hazard* atau yang dikenal dengan *hazard rate* merupakan kelajuan suatu individu untuk mengalami kejadian dalam interval waktu t sampai $t+\Delta t$ jika diketahui individu tersebut masih dapat bertahan hidup sampai dengan waktu t . Fungsi *hazard* dinotasikan dengan $h(t)$ (Lawless, 1982).

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t \vee T \geq t)}{\Delta t} \quad (2.8)$$

Jika T merupakan variabel acak maka dari persamaan (2.8) diperoleh:

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (2.9)$$

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

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

2.3 Data Tersensor

Data tersensor merupakan data yang telah mengalami penyensoran karena sebab-sebab tertentu. Penyensoran terjadi jika tidak dapat diketahui secara pasti waktu terjadinya suatu kejadian. Menurut Kleinbaum dan Klein (2012) ada beberapa hal yang menyebabkan penyensoran terjadi, antara lain:

1. *Loss to follow up*, terjadi bila objek pindah, meninggal atau menolak untuk berpartisipasi
2. *Drop out*, terjadi bila perlakuan dihentikan karena alasan tertentu
3. *Termination of study*, terjadi bila masa penelitian berakhir sementara objek yang diamati belum mencapai *failure event*
4. *Death*, terjadi bila kematiannya karena alasan tertentu karena bunuh diri atau yang lain yang disengaja.

Terdapat 3 macam data tersensor yaitu:

a. Data Tersensor Kanan

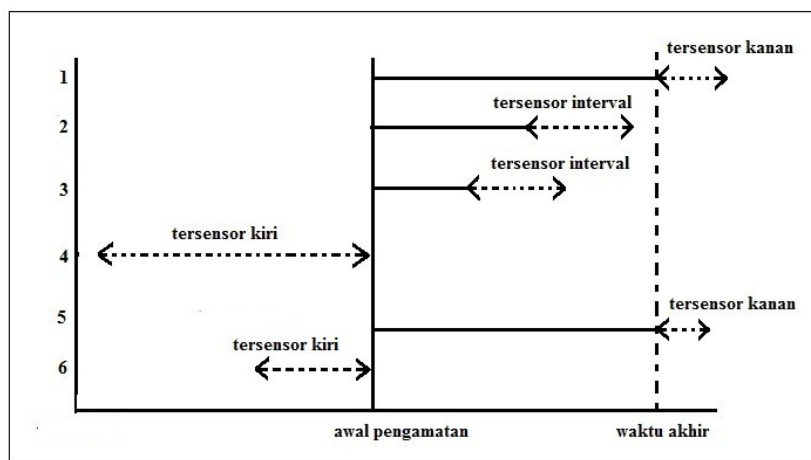
Data tersensor kanan merupakan tipe data yang umum digunakan dalam analisis *survival*. Penyensoran dilakukan ketika diketahui bahwa *survival time* melebihi suatu nilai tertentu atau akhir masa penelitian, atau dengan kata lain sampai akhir masa penelitian objek tidak mengalami *event*.

b. Data Tersedor Kiri

Data tersedor kiri adalah data yang mengalami penyensoran saat waktu kejadian kurang dari suatu nilai tertentu artinya penyensoran terjadi pada waktu sekarang ketika kejadian yang diamati telah terjadi pada saat objek masuk dalam penelitian.

c. Data Tersedor Interval

Data tersedor interval adalah data yang terjadi ketika hanya diketahui bahwa suatu *event* yang diinginkan terjadi dalam suatu periode tertentu. Data tersedor kanan dan data tersedor kiri merupakan kasus khusus dari data tersedor interval.



Gambar 2.1 Contoh himpunan data tersedor kanan, kiri dan interval.

(Sumber: Safitri, 2012)

2.4 Pemodelan *Cox Proportional Hazard*

2.4.1 Pengecekan Asumsi *Proportional Hazard* (PH)

Asumsi *proportional hazard* digunakan untuk mengecek apakah suatu data cocok digunakan dalam model *cox proportional hazard*. Jika asumsi PH tidak terpenuhi maka model yang digunakan adalah model *cox nonproportional hazard*. Menurut Nurfain (2017) terdapat pendekatan yang digunakan untuk pengecekan asumsi PH yaitu:

1. Pendekatan Grafik

Metode grafik yang digunakan dalam pengecekan asumsi PH yaitu plot

$-\ln(S(t))$ dan plot *observed versus expected*. Suatu model dikatakan

memenuhi asumsi PH jika plot $\frac{-\ln(S(t))}{\ln i}$ antara masing-masing variabel prediktor sejajar atau plot *observed versus expected* antara masing-masing variabel saling berdekatan.

2. Pendekatan *Goodness-of-Fit* (GOF)

Metode pendekatan GOF menggunakan uji statistik dalam memeriksa asumsi proporsional suatu peubah sehingga lebih objektif dibandingkan dengan metode grafik. GOF memiliki beberapa macam uji statistik salah satunya yaitu *schoenfeld residuals*. Berikut langkah-langkah pengujian GOF dengan uji statistik *schoenfeld residuals*.

- a. Menentukan *schoenfeld residuals* dari kovariat ke-j untuk individu ke-i dengan menggunakan rumus:

$$PR_{ji} = \delta_i \left[x_{ji} - \frac{\sum_{l \in R(t_i)} x_{jl} \exp(\beta' x_l)}{\sum_{l \in R(t_i)} \exp(\beta' x_l)} \right] \quad (2.11)$$

dengan,

- x_{ji} = nilai dari kovariat ke-j untuk individu ke-i
- $R(t_i)$ = jumlah objek yang memiliki risiko pada saat t_i
- δ_i = bernilai 0 jika tersensor dan 1 jika terjadi *event*

- b. Mengurutkan waktu *survival* dari yang terkecil hingga terbesar.
 c. Menghitung korelasi antara *schoenfeld residuals* dan waktu *survival* yang telah diurutkan dengan rumus:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (PR_{ji} - \bar{PR}_{ji})(RT_i - \bar{RT}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (PR_{ji} - \bar{PR}_{ji})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (RT_i - \bar{RT}_i)^2}} \quad (2.12)$$

dengan,

- PR_{ji} = *schoenfeld residuals*
- RT_i = waktu *survival* terurut individu ke-i

- d. Menguji korelasi antara *schoenfeld residuals* dan waktu *survival* yang telah diurutkan dengan hipotesis,

$$\begin{aligned} H_0 &= \rho = 0 \\ H_1 &= \rho \neq 0 \end{aligned}$$

Tolak H_0 jika nilai $p\text{-value} < \alpha$ yang berarti terdapat korelasi antara *schoenfeld residuals* dengan waktu *survival* atau dengan kata lain asumsi PH tidak terpenuhi

2.4.2 Model Cox Proportional Hazard

Dalam analisis *survival* terdapat model parametrik dan model semiparametrik. Model *cox proportional hazard* merupakan model berdistribusi semiparametrik karena dalam model *cox proportional hazard* tidak memerlukan informasi tentang distribusi yang mendasari waktu *survival* dan untuk mengestimasi parameter regresi dari model *cox proportional hazard* tanpa harus menentukan fungsi *hazard* dasar (*baseline hazard*) (Lee dan Wang, 2003).

Model *cox proportional hazard* memiliki asumsi yang menyatakan bahwa rasio dari fungsi *hazard* dua individu yang berlainan adalah konstan. Melalui *cox proportional hazard* dapat dilihat hubungan antara variabel bebas terhadap variabel terikat yaitu waktu *survival* melalui fungsi *hazard*-nya. Bentuk umum dari model *cox proportional hazard* adalah:

$$h(t|X) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) = h_0(t) \exp(\beta' X) \quad , \quad (2.13)$$

dengan,

$h_0(t)$ = fungsi *hazard* dasar (*baseline hazard*)

β' = vektor pada koefisien regresi

X = nilai dari variabel bebas x_1, x_2, \dots, x_p

dimana $\beta' = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p)$ dan $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$.

Fungsi *survival* dari model *cox proportional hazard* yaitu:

$$S(t|X) = S_0(t)^{\exp \sum_{i=1}^p \beta_i x_i} \quad , \quad (2.14)$$

dengan $S_0(t)$ adalah sebuah fungsi *survival* saat semua kovariat bernilai nol (Qi, 2009).

2.4.3 Estimasi Parameter Model *Cox Proportional Hazard*

Parameter pada model *cox proportional hazard* dapat di estimasi menggunakan metode *Partial Likelihood Estimate* (Cox, 1975). Peluang kematian suatu individu yang mati pada waktu kegagalan $t_{(j)}$ dengan syarat $t_{(j)}$ menjadi salah satu yang diamati dari r waktu kegagalan t_1, t_2, \dots, t_r . Jika variabel bebas dari individu yang mati pada waktu $t_{(j)}$ dinotasikan dengan i maka peluangnya menjadi sebagai berikut:

$P[\text{individu dengan variabel } i \text{ mati pada } t_{(j)} \mid \text{satu kematian pada } t_{(j)}]$. Fungsi hazard ini dapat ditulis menjadi $h_i(t_j)$ yang mana merupakan penjumlahan dari pelung kematian pada waktu $t_{(j)}$ dari semua individu yang mempunyai resiko kematian pada waktu $t_{(j)}$. $R(t_j)$ adalah himpunan individu yang berisiko pada waktu $t_{(j)}$ yang terdiri dari individu-individu yang bertahan hidup hingga $t_{(j)}$.

$$\frac{P(\text{individu } i \text{ mati pada } t_{(j)})}{P(\text{satu kematian pada } t_{(j)})} = \frac{P(\text{individu } i \text{ mati pada } t_{(j)})}{\sum_{k \in R(t_j)} P(\text{individu } k \text{ mati pada } t_{(j)})}$$

$$= \frac{h_i(t_j)}{\sum_{k \in R(t_j)} h_k(t_j)} \quad (2.15)$$

Berdasarkan (2.14) *partial likelihood* dari model *cox proportional hazard* dapat dirumuskan:

$$\frac{\exp(\beta' x_i(t_j))}{\sum_{k \in R(t_j)} \exp(\beta' x_k(t_j))}$$

$$L(\beta) = \prod_{j=1}^r \frac{\exp(\beta' x_i(t_j))}{\sum_{k \in R(t_j)} \exp(\beta' x_k(t_j))} \quad (2.16)$$

dengan $x_i(t_j)$ merupakan vektor dari nilai kovariat untuk individu i yang mati pada $t_{(j)}$ (Qi, 2009).

2.5 Pemodelan *Accelerated Failure Time*

2.5.1 Model Parametrik

Model parametrik merupakan salah satu model yang dapat digunakan untuk mengetahui pengaruh kovariat terhadap waktu *survival*. Pada model parametrik waktu *survival* diasumsikan mengikuti suatu distribusi tertentu. Distribusi yang digunakan untuk waktu *survival* antara lain:

1. Distribusi Weibull

Distribusi weibull merupakan distribusi yang paling banyak digunakan dalam analisis data *survival*. Distribusi weibull biasanya digunakan untuk menyelesaikan masalah-masalah yang berhubungan dengan lama waktu suatu objek mampu bertahan hingga akhirnya objek tersebut tidak dapat bertahan hidup lagi. Fungsi *hazard* dari distribusi weibull dapat dituliskan:

$$h(t) = \lambda \gamma (t)^{\gamma-1}, \quad (2.17)$$

dimana $\lambda > 0$ dan $\gamma > 0$ merupakan sebuah parameter, fungsi *survival* dan fungsi kepadatan peluang dari distribusi weibull dapat dituliskan (Collett, 2003):

$$S(t) = \exp[-(\lambda t)^\gamma] \quad t > 0 \quad (2.18)$$

dan

$$f(t) = \lambda \gamma (\lambda t)^{\gamma-1} \exp[-(\lambda t)^\gamma] \quad t > 0. \quad (2.19)$$

2. Distribusi Eksponensial

Distribusi eksponensial sering digunakan untuk memodelkan waktu antara kejadian-kejadian bebas yang terjadi pada nilai rata-rata konstan. Distribusi eksponensial mempunyai karakteristik bahwa fungsi *hazard* selalu konstan,

$$h(t) = \lambda t \geq 0, \quad (2.20)$$

dimana $\lambda > 0$, fungsi *survival* dan fungsi kepadatan peluang dari distribusi eksponensial dapat dituliskan (Lawless, 1982):

$$S(t) = e^{-\lambda t} \text{ dan } f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (2.21)$$

3. Distribusi Log-normal

Bentuk distribusi log-normal dapat didefinisikan sebagai distribusi suatu variabel dalam bentuk logaritma yang menyebar normal. Variabel acak T , dikatakan memiliki distribusi log-normal, dengan parameter μ dan σ , jika $\log T$

memiliki distribusi normal dengan rata-rata μ dan standar deviasi σ . Fungsi kepadatan peluang dari distribusi log-normal dapat dituliskan:

$$f(t) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma t} \exp \left[\frac{-1}{2} \left(\frac{\log t - \mu}{\sigma} \right)^2 \right] \quad t > 0 \quad (2.22)$$

Fungsi *survival* dari distribusi log-normal dapat dituliskan:

$$S(t) = 1 - \Phi \left(\frac{\log t - \mu}{\sigma} \right) \quad (2.23)$$

dimana $\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{(2\pi)^{1/2}} e^{-u^2/2} du$ merupakan ukuran fungsi distribusi normal (Lawless, 1982).

4. Distribusi Log-logistic

Fungsi kepadatan peluang dari distribusi log-logistic mempunyai bentuk:

$$f(t) = \frac{e^{\theta} k t^{k-1}}{(1 + e^{\theta} t^k)^2} \quad (2.24)$$

untuk $0 \leq t < \infty$ dan $k > 0$ dan k, θ merupakan sebuah parameter. Fungsi *survival* dan *hazard* dari distribusi log-logistic dapat dituliskan (Collett, 2003):

$$S(t) = [1 + e^{\theta} t^k]^{-1} \quad (2.25)$$

$$h(t) = \frac{e^{\theta} k t^{k-1}}{1 + e^{\theta} t^k} \quad (2.26)$$

5. Distribusi Gamma

Terdapat dua model berbeda pada distribusi gamma yang digunakan dalam analisis *survival*, yaitu model *standard gamma* dan *generalized gamma*. Model *standard gamma* digunakan untuk distribusi dengan 2 parameter sedangkan model *generalized gamma* digunakan untuk distribusi dengan 3 parameter. Fungsi kepadatan peluang dari distribusi gamma dapat dituliskan:

$$h(t) = \frac{\lambda^k t^{k-1} \exp(-\lambda t)}{(1 - I_k(\lambda t)) \Gamma(k)} \quad t > 0 \quad (2.27)$$

dengan $k > 0$ dan $\lambda > 0$ merupakan parameter dimana λ^{-1} merupakan parameter skala dan k merupakan indeks atau parameter bentuk. Fungsi *survival* dari distribusi gamma dapat dituliskan:

$$S(t) = 1 - I(k, \lambda t) \quad , \quad (2.28)$$

dengan $I(k, x) = \frac{1}{\Gamma(k)} \int_0^x u^{k-1} e^{-u} du$ (Lawless, 1982).

2.5.2 Model *Accelerated Failure Time*

Model *accelerated failure time* menggambarkan hubungan antara probabilitas *survival* dan himpunan kovariat, dimana kovariat mempengaruhi *survival* oleh suatu faktor percepatan yang disebut *accelerated factor*. Fungsi *survival* dari model *accelerated failure time* dapat dituliskan:

$$S(t|X) = S_0\left(\frac{t}{\eta(x)}\right)$$

(2.29)

dengan,

$S_0(t)$ = fungsi *baseline survival*

$\eta(x)$ = faktor percepatan (*accelerated factor*)

rumus dari faktor percepatan yaitu $\eta(x) = \exp(\alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_p x_p)$ dimana α merupakan parameter skala.

Fungsi *hazard* dari model *accelerated failure time* dengan kovariat x_1, x_2, \dots, x_p dapat dituliskan:

$$h(t|X) = \left[\frac{1}{\eta(x)} \right] h_0 \left[\frac{t}{\eta(x)} \right] \quad (2.30)$$

dengan,

$h_0(t)$ = fungsi *baseline hazard*

$\eta(x)$ = faktor percepatan (*accelerated factor*)

x = variabel bebas

(Qi, 2009).

2.6 Hazard Ratio

Hazard ratio didefinisikan sebagai *hazard* dari satu individu dibagi dengan *hazard* individu yang berbeda. *Hazard ratio* dari dua individu dengan kovariat berbeda yaitu x dan x^i dapat dituliskan:

$$\widehat{HR} = \frac{h_0(t) \exp(\hat{\beta}' x)}{h_0(t) \exp(\hat{\beta}' x^i)} = \exp\left(\sum \hat{\beta}' (x - x^i)\right), \quad (2.31)$$

dengan x dan x^i merupakan vektor peubah bebas dari dua individu yang berbeda, yang mana $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ dan $x^i = (x_1^i, x_2^i, \dots, x_p^i)$ (Qi, 2009).

2.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dapat dilakukan dengan metode *Akaike's Information Criterion*. Metode *Akaike's Information Criterion (AIC)* merupakan metode yang dapat digunakan untuk memilih model terbaik yang ditemukan oleh Akaike. Menurut Klein (2003) nilai *Akaike's Information Criterion (AIC)* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$AIC = -2l + 2p, \quad (2.32)$$

dimana l merupakan log likelihood dan p merupakan total derajat bebas yang digunakan pada model. Model terbaik merupakan model dengan nilai AIC terkecil.

2.8 Pengecekan Residual

Pengecekan residual yang sering diaplikasikan dalam analisis survival adalah residual *Cox-Snell*. Residual *Cox-Snell* didefinisikan sebagai nilai kumulatif *hazard* dari suatu model. Residual *Cox-Snell* ditemukan oleh Cox dan Snell (Cox and Snell, 1986). Residual *Cox-Snell* untuk individu i dengan waktu *survival* t_i dapat dituliskan sebagai berikut:

$$r_{ci} = \widehat{H}_i(t_i). \quad (2.33)$$

Residual *Cox-Snell* untuk model *cox proportional hazard* dapat dituliskan:

$$r_{ci} = (\hat{\beta}' x_i) \hat{H}_0(t_i) \quad , \quad (2.34)$$

dengan $\hat{H}_0(t_i)$ merupakan estimasi fungsi *hazard* dasar kumulatif pada waktu t_i . Untuk model *accelerated failure time* residual *Cox-Snell* didefinisikan sama dengan residual *Cox-Snell* pada model *cox proportional hazard*, perbedaannya pada model *accelerated failure time* fungsi survival dan fungsi *hazard*nya bergantung pada distribusi yang diadopsi dari waktu survival. Residual *Cox-Snell* untuk model *accelerated failure time* dapat dituliskan:

$$r_{ci} = -\log \hat{S}_i(t_i) \quad , \quad (2.35)$$

dengan $\hat{S}_i(t_i) = S_{ei} \left(\frac{\log t - \hat{\mu} - \hat{\alpha} x_i}{\hat{\sigma}} \right)$

dimana,

S_{ei} = fungsi survival dari ei pada model *accelerated failure time*

$\hat{\mu}, \hat{\alpha}, \hat{\sigma}$ = nilai estimasi dari μ, α, σ .

BAB 3. METODE PENELITIAN

3.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder, yaitu data pasien stroke yang diambil dari RSD Balung. Data yang diambil merupakan data pasien yang menderita stroke pada Januari 2016 sampai Desember 2017. Sensor yang digunakan dalam penelitian ini merupakan jenis data tersensor kanan dimana pasien yang mencapai event (meninggal) ditandai dengan 1 dan pasien yang tersensor ditandai dengan 0. Pada penelitian ini variabel yang digunakan diambil dari variabel yang tersedia dalam informasi data pasien stroke di RSD Balung. Variabel-variabel yang digunakan adalah sebagai berikut:

- a. variabel tidak bebas (Y) adalah lamanya hidup pasien stroke di rumah sakit daerah Balung
- b. variabel bebas (X) yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:
 1. Jenis kelamin (X_1)
Variabel jenis kelamin terdiri dari dua kategori

$$X_1 = \begin{cases} 1, \text{ perempuan} \\ 2, \text{ laki-laki} \end{cases}$$
 2. Usia (X_2)

Variabel usia terdiri dari lima kategori, dimana penetapan umur diberikan dalam bentuk bilangan bulat

$$X_2 = \begin{cases} 1, \text{ usia} < 45\text{th} \\ 2, 45\text{th} \leq \text{usia} \leq 54\text{th} \\ 3, 55\text{th} \leq \text{usia} \leq 64\text{th} \\ 4, 65\text{th} \leq \text{usia} \leq 74\text{th} \\ 5, \text{ usia} \geq 75\text{th} \end{cases}$$

3. Status Hipertensi (X_4)

Variabel status hipertensi terdiri dari dua kategori

$$X_3 = \begin{cases} 0, \text{ tidak hipertensi} \\ 1, \text{ hipertensi} \end{cases}$$

4. Status Kolesterol (X_6)

Variabel status kolesterol terdiri dari dua kategori

$$X_4 = \begin{cases} 0, \text{ tidak kolesterol} \\ 1, \text{ kolesterol} \end{cases}$$

5. Status DM (X_5)

Variabel status DM terdiri dari dua kategori

$$X_5 = \begin{cases} 0, \text{ tidak DM} \\ 1, \text{ DM} \end{cases}$$

6. Jenis Stroke (X_3)

Variabel jenis stroke terdiri dari dua kategori

$$X_6 = \begin{cases} 1, \text{ stroke hemoragik} \\ 2, \text{ stroke iskemik} \end{cases}$$

7. Status IMT (X_7)

Variabel status IMT terdiri dari lima kategori

$$X_7 = \begin{cases} 1, 18,5 \leq \text{IMT} \leq 24,9 \\ 2, 25 \leq \text{IMT} \leq 29,9 \\ 3, 30 \leq \text{IMT} \leq 34,9 \\ 4, 35 \leq \text{IMT} \leq 39,9 \\ 5, \text{IMT} \geq 40 \end{cases}$$

3.2 Langkah-langkah Penelitian

Langkah-langkah yang akan dilakukan untuk mencapai tujuan penulisan ini adalah sebagai berikut :

a. Studi literatur

Langkah awal yang dilakukan adalah mencari studi literatur. Studi literatur dilakukan untuk mendapatkan informasi yang berkaitan dengan “Analisis Perbandingan Model *Accelerated Failure Time* dan *Cox Proportional Hazard*”

pada Penderita Stroke”. Adapun literatur yang dipilih adalah buku, jurnal, dan skripsi.

b. Pengambilan data sekunder

Data yang diambil merupakan data sekunder pasien stroke di RSD Balung. Data tersebut merupakan data pasien yang menderita stroke pada Januari 2016 sampai Desember 2017.

c. Analisis deskriptif

Menganalisis variabel-variabel yang mempengaruhi ketahanan hidup pasien stroke yaitu menunjukkan pasien yang tersensor dan tidak tersensor.

d. Menghitung nilai dan plot *survival* dan *hazard* untuk masing-masing variabel penjelas.

e. Melakukan uji asumsi *proportional hazard*

f. Menghitung *hazard ratio* dan estimasi parameter model Cox PH

g. Menghitung *hazard ratio* model AFT

Dilakukan perhitungan *hazard ratio* pada setiap distribusi pada model AFT distribusi eksponensial, weibull, log-logistik, log-normal, dan gamma.

h. Perbandingan model Cox PH dan AFT berdasarkan pemilihan model terbaik menggunakan AIC.

i. Perbandingan antara model Cox PH dan AFT dengan pengecekan *cox-snell residual* pada masing-masing model.

j. Interpretasi *hazard ratio* model terbaik.

k. Selesai

artinya risiko kematian pasien stroke yang menderita diabetes mellitus adalah 1,66 kali dari risiko kematian pasien stroke yang tidak menderita diabetes mellitus.

- d. Berdasarkan model gamma AFT didapatkan nilai *hazard ratio* untuk variabel jenis kelamin adalah 1,46 artinya risiko kematian pasien perempuan adalah 1,46 kali dari risiko kematian pasien laki-laki, sehingga dapat dikatakan bahwa pasien perempuan memiliki risiko bertahan hidup lebih rendah daripada laki-laki. *Hazard ratio* untuk variabel status dm adalah 1,69 artinya risiko kematian pasien stroke yang menderita diabetes mellitus adalah 1,69 kali dari risiko kematian pasien stroke yang tidak menderita diabetes mellitus.

Perbandingan model Cox PH dan AFT berdasarkan pertimbangan nilai AIC dan *cox-snell residuals*. Tabel 4.29 dan Gambar 4.8 menunjukkan bahwa model AFT berdistribusi log-normal lebih baik digunakan pada data pasien penderita stroke di RSD Balung pada tahun 2016-2017 dibandingkan model lainnya dengan nilai AIC sebesar 144,39 dan plot *cox-snell residuals* yang lebih berimpit dibandingkan dengan model lainnya.

BAB 5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis data dan pembahasan diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- a. Perbandingan model Cox PH dan AFT berdasarkan pertimbangan nilai AIC dan *cox-snell residuals* menunjukkan bahwa model AFT berdistribusi log-normal lebih baik dibandingkan model Cox PH dan model AFT dengan distribusi lainnya. Hal ini dapat diketahui dari pemilihan nilai AIC terkecil dan pengecekan plot *cox-snell residuals* yang mana hasil nilai AIC menunjukkan bahwa distribusi log-normal memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar 144,39 dan plot *cox-snell residuals* yang lebih berimpit dibandingkan dengan model lainnya.
- b. Nilai *hazard ratio* model log-normal AFT untuk variabel jenis kelamin adalah 1,36 artinya risiko kematian pasien perempuan adalah 1,36 kali dari risiko

kematian pasien laki-laki, sehingga dapat dikatakan bahwa pasien perempuan memiliki risiko bertahan hidup lebih rendah daripada laki-laki. *Hazard ratio* untuk variabel status dm adalah 1,66 artinya risiko kematian pasien stroke yang menderita diabetes mellitus adalah 1,66 kali dari risiko kematian pasien stroke yang tidak menderita diabetes mellitus.

5.2 Saran

Penelitian ini membandingkan antara model *cox proportional hazard* dan model *accelerated failure time*, untuk penelitian selanjutnya diharapkan dapat menggunakan model lain seperti *proportional hazard*, *cox non-proportional hazard*, *proportional odds* dan sebagainya. Selain itu pada penelitian ini pemilihan model terbaik menggunakan nilai AIC terkecil dan plot *cox-snell residuals*, untuk penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode lain dalam menentukan pemilihan model terbaik. Penelitian selanjutnya juga diharapkan dapat menggunakan objek penelitian selain dalam bidang kesehatan misalnya dalam bidang ekonomi, biologi, kimia dan sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

- Collett, D. 2003. *Modelling Survival Data in Medical Research Second Edition*. London: Chapman and Hall.
- Cox, D. R. 1975. Partial Likelihood. *Oxford Journals*. 62(2): 269-276.
- Cox, D. R., dan E. J. Snell. 1968. A General Definition of Residuals with Discussion. *Journal of the Royal Statistical Society*. 30: 248-275.
- Handayani, F. 2013. Angka Kejadian Serangan Stroke pada Wanita Lebih Rendah daripada Laki-laki. *Jurnal Keperawatan Medikal Bedah*. 1(1): 75-79.
- Klein, J. P., dan M. L. Moeschberger. 2003. *Survival Analysis Techniques for Censored and Truncated Data Second Edition*. New York: Springer Science Business Media.
- Kleinbaum, D. G., dan M. Klein. 2012. *Survival Analysis A Self-learning Text Third Edition*. New York: Springer Science Business Media.

- Lawless, J. F. 1982. *Statistical Model and Methods for Lifetime Data Second Edition*. New York. A John Wiley & Sons.
- Lee, E. T., dan J. W. Wang. 2003. *Statistical Methods for Survival Data Analysis Third Edition*. New Jersey: A John Wiley & Sons.
- Mulyani, S., dan Besral. 2007. Ketahanan Hidup Setahun Pasien Stroke di RS Cipto Mangunkusumo Jakarta. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Nasional*. 2(3).
- Muthmainnah. 2007. Perbandingan Model Cox Proporsional Hazard dan Model Parametrik Berdasarkan Analisis Residual. *Skripsi*. Jakarta: Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah.
- Nurfain dan S. W. Purnami. 2017. Analisis Regresi Cox Extended pada Pasien Kusta di Kecamatan Brondong Kabupaten Lamongan. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 6(1): 2337-3520.
- Nurmala, N. 2016. Model Hazard Ratio untuk Analisis Ketahanan Hidup Pasien Kanker Paru-Paru. *Skripsi*. Jember: Universitas Negeri Jember.
- Qi, J. 2009. Comparison of Proportional Hazards and Accelerated Failure Time Models. *Thesis*. Saskatoon: University of Saskatchewan.
- Riskesmas. 2013. *Laporan Nasional 2013*. Jakarta: Badan Litbangkes Depkes RI.
- Safitri, C.A. 2012. Model Parametrik Weibull Accelerated Failure Time. *Skripsi*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Utami, F. 2015. Hubungan Upaya Pencegahan Terhadap Kejadian Stroke Berulang pada Penderita Stroke. *Skripsi*. Jember: Universitas Jember.
- Wahjoepramono, E.J. 2005. *Stroke Tata Laksana Fase Akut*. Jakarta: Universitas Pelita Harapan.
- World Health Organization (WHO). 2010. *World Stroke Organization Declares Public Health Emergency on World Stroke Today*. Switzerland: World Health Organization Press.

Zare, A., M. Hosseini, M. Mahmoodi, K. Mohammad, H. Zeraati, dan K. H. Naieni. 2015. A Comparison between Accelerated Failure-time and Cox Proportional Hazard Models in Analyzing the Survival of Gastric Cancer Patient. *Iran J Public Health*. 44(8): 1095-1102.

LAMPIRAN

A. Data Pasien Stroke di RSD Balung Tahun 2016-2017

Lama Dirawat	Status	Jenis Kelamin	Usia	Status Hipertensi	Status Kolesterol	Status DM	Jenis Stroke	Imt
4	0	1	2	0	1	0	2	3
3	0	1	5	0	1	1	2	3
5	0	1	4	1	1	1	1	2
4	0	1	4	1	0	1	1	1
7	0	1	4	1	0	0	1	1
3	0	2	3	1	0	0	1	1
4	0	2	2	1	0	0	1	2
9	0	2	4	1	1	1	1	3
5	0	1	2	1	0	0	1	3
2	0	1	3	1	0	0	1	2
3	0	2	3	0	0	0	1	1
3	0	1	4	1	0	0	1	1
6	0	1	4	0	0	0	1	2
4	0	2	4	1	1	1	1	3
3	0	1	2	0	0	0	1	1
6	0	2	1	0	0	0	1	2
3	0	1	3	1	0	0	1	3
6	0	1	2	1	0	0	1	2
3	0	2	3	1	0	0	1	1
3	0	2	4	1	1	1	1	4
6	0	1	2	0	1	0	1	3
4	0	1	2	0	0	0	1	3
5	0	1	3	0	1	1	1	4
5	0	2	4	1	0	0	1	1
3	0	2	1	0	0	0	1	1
6	0	1	3	0	0	0	1	2
4	0	1	3	0	0	0	1	1
2	0	1	1	1	0	0	1	1
3	0	2	3	0	1	1	1	4

6	0	2	4	1	0	1	1	3
2	0	1	3	0	0	0	1	3
3	0	2	4	0	1	1	1	4
4	0	2	2	0	1	0	2	5
7	0	1	3	1	0	0	1	2
3	0	1	4	1	0	0	1	1
6	0	1	3	1	0	0	1	1
3	0	1	4	1	1	0	1	4
4	0	1	2	1	0	0	1	1
4	0	2	4	1	0	1	1	1
4	0	1	2	0	1	0	2	4
2	0	1	2	0	0	0	2	3
6	0	1	3	1	1	1	1	3
4	0	1	1	0	0	0	2	1
3	0	2	3	1	0	1	1	1
3	0	1	2	0	1	0	1	4
2	0	2	3	0	0	0	1	1
4	0	2	4	1	0	0	1	1
8	0	1	1	0	0	0	1	1
7	0	2	3	1	0	0	1	1
5	1	2	4	1	0	1	1	2
4	1	2	1	0	0	0	1	1
4	1	1	5	1	0	1	1	1
4	1	1	2	0	1	1	1	4
7	1	1	2	0	1	1	1	3
7	1	2	4	1	1	0	1	3
2	1	1	2	0	1	0	1	3
5	1	1	4	1	0	0	1	1
6	1	2	1	0	0	0	1	2
2	1	1	2	0	0	0	2	1
3	1	1	1	0	0	0	2	1
9	1	1	2	0	1	1	2	3
3	1	2	3	0	0	1	2	1
6	1	2	4	0	0	1	2	1
3	1	2	4	0	0	1	2	1
3	1	1	5	1	0	0	1	2
6	1	1	5	1	0	0	1	1
3	1	1	5	1	0	0	1	2
3	1	2	5	1	0	0	1	1
1	1	1	5	1	0	0	1	1
2	1	1	4	1	0	0	1	2
2	1	1	3	0	0	0	1	1

1	1	1	1	0	0	0	2	1
2	1	1	3	1	0	0	1	1
2	1	2	3	0	0	0	2	1
2	1	2	1	0	0	0	2	1
4	1	1	3	0	1	1	2	3
2	1	2	2	0	1	0	2	3
1	1	1	3	0	1	1	2	4
3	1	2	2	0	1	0	2	3
3	1	1	3	0	1	0	2	4
4	1	2	2	0	0	0	2	1
3	1	1	5	1	0	0	1	1
2	1	2	4	1	1	0	1	4
5	1	1	3	0	0	1	2	2
4	1	2	4	1	0	0	1	2
2	1	1	1	0	0	0	2	1
3	1	1	4	0	1	1	1	3
12	1	2	2	0	0	0	1	1
1	1	1	3	1	1	0	1	4
1	1	1	2	1	0	0	1	1
5	1	1	2	1	1	0	1	4
4	1	2	1	1	1	0	1	3
3	1	1	3	1	1	1	1	3
5	1	2	1	1	0	0	1	1
4	1	2	3	1	0	0	2	1
3	1	1	2	1	1	0	2	4
3	1	2	4	1	0	1	1	1
1	1	1	3	1	0	0	1	2
5	1	1	2	1	0	0	2	1
1	1	1	2	1	1	0	1	4
8	1	1	3	1	0	1	1	1
2	1	1	2	1	0	0	1	1
4	1	2	2	1	0	0	1	2
4	1	2	4	1	0	1	1	2
8	0	1	2	0	1	1	1	3
3	0	2	2	0	1	0	1	3
1	0	2	3	0	1	0	1	4
1	0	1	2	0	0	0	1	2
1	0	1	5	1	0	0	1	1
1	0	1	2	0	0	0	1	1
1	0	1	4	1	0	0	1	1
1	0	2	4	1	0	0	1	2
1	0	2	1	0	0	0	2	1

1	0	2	4	0	0	0	1	1
1	0	1	1	0	0	0	2	2
1	0	1	1	0	0	0	2	1
1	0	2	4	1	1	1	1	4
1	0	2	3	1	1	1	1	3
1	0	1	3	0	0	1	2	3
1	0	2	3	0	0	1	2	2
1	0	2	3	0	1	0	2	4
1	0	1	3	0	0	0	2	1
1	0	2	3	1	0	1	1	3
5	0	2	2	1	0	0	1	1
3	0	2	3	1	0	0	1	1
3	0	1	3	0	0	0	1	1
2	0	1	3	1	0	0	1	1
3	0	1	2	0	0	0	1	2
2	1	2	5	1	0	0	1	1
3	1	2	2	1	1	0	1	3
3	1	2	2	0	1	0	1	4
7	1	1	3	0	1	1	1	4
2	1	2	5	1	1	0	1	4
16	1	2	2	1	0	0	1	1
1	1	1	5	1	0	0	1	1
1	1	1	3	1	1	0	1	4
11	1	1	3	1	0	0	1	1
5	1	2	3	1	0	0	1	1
4	1	1	1	0	1	0	2	4
2	1	2	3	0	1	0	2	3
1	1	2	2	0	1	0	2	3
2	1	1	1	0	1	1	2	4
3	1	1	2	0	1	1	2	5
3	1	1	2	1	0	0	1	1
1	1	1	2	0	1	1	2	4

B. Script dan Output Program Stata untuk Analisis Deskriptif

Variabel Jenis Kelamin

```
. by jenis_kelamin, sort : stdescribe
```

```
-> jenis_kelamin = 1 (perempuan)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	median	max
no. of subjects	84				
no. of records	84	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.5	1	3	11
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	294	3.5	1	3	11
failures	42	.5	0	.5	1

```
-> jenis_kelamin = 2 (laki-laki)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	median	max
no. of subjects	61				
no. of records	61	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.688525	1	3	16
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	225	3.688525	1	3	16
failures	30	.4918033	0	0	1

Variabel Usia

```
. by usia, sort : stdescribe
```

```
-> usia = 1 (<45 tahun)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	median	max
no. of subjects	18				
no. of records	18	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.277778	1	3	8
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	59	3.277778	1	3	8
failures	10	.5555556	0	1	1


```
-> usia = 2 (45-54 tahun)          failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama
```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	41				
no. of records	41	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		4.04878	1	3	16
subjects with g	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	166	4.04878	1	3	16
failures	23	.5609756	0	1	1

```
-> usia = 3 (55-64 tahun)         failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama
```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	44				
no. of records	44	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.29545	1	3	11
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	145	3.295455	1	3	11
failures	18	.4090909	0	0	1

```
-> usia = 4 (65-74 tahun)        failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama
```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	30				
no. of records	30	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.9	1	4	9
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	117	3.9	1	4	9
failures	11	.3666667	0	0	1

```
-> usia = 5 (≥75 tahun)         failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama
```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	12				
no. of records	12	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		2.666667	1	3	6
subjects with gap	0				

```

time on gap if gap    0
time at risk         32    2.666667    1    3    6
failures             10    .8333333    0    1    1
-----

```

Variabel Status Hipertensi

```
. by stat_hipertensi, sort : stdescribe
```

```
-> stat_hipertensi = 0 (tdk hipertensi)
```

```
failure_d: status == 1
```

```
analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	median	max
no. of subjects	70				
no. of records	70	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.342857	1	3	12
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	234	3.342857	1	3	12
failures	33	.4714286	0	0	1

```
-> stat_hipertensi = 1 (hipertensi)
```

```
failure_d: status == 1
```

```
analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	median	max
no. of subjects	75				
no. of records	75	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.8	1	3	16
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	285	3.8	1	3	16
failures	39	.52	0	1	1

Variabel Status Kolesterol

```
. by stat_kolesterol, sort : stdescribe
```

```
-> stat_kolesterol = 0 (tdk kolesterol)
```

```
failure_d: status == 1
```

```
analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	median	max
no. of subjects	95				
no. of records	95	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.642105	1	3	16

```

time on gap if gap      0
time at risk           346    3.642105    1    3    16
failures               43    .4526316    0    0    1

```

```

-----
-> stat_kolesterol = 1 (kolesterol)
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama

```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	50				
no. of records	50	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.46	1	3	9
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	173	3.46	1	3	9
failures	29	.58	0	1	1

Variabel Status DM

```

. by stat_dm, sort : stdescribe

```

```

-----
-> stat_dm = 0 (tdk dm)
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama

```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	106				
no. of records	106	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.424528	1	3	16
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	363	3.42452	1	3	16
failures	52	.49056	0	0	1

```

-----
-> stat_dm = 1 (dm)
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama

```

Category	total	per subject			
		mean	min	median	max
no. of subjects	39				
no. of records	39	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		4	1	4	9
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	156	4	1	4	9
failures	20	.5128205	0	1	1

Variabel Jenis Stroke

```
. by jenis_stroke, sort : stdescribe
```

```
-> jenis_stroke = 1 (hemoragik)
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	per subject median	max
no. of subjects	106				
no. of records	106	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.877358	1	3	16
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	411	3.877358	1	3	16
failures	46	.4339623	0	0	1

```
-> jenis_stroke = 2 (iskemik)
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	per subject median	max
no. of subjects	39				
no. of records	39	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		2.76923	1	3	9
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	108	2.769231	1	3	9
failures	26	.6666667	0	1	1

Variabel IMT

```
. by imt, sort : stdescribe
```

```
-> imt = 1 (18,5-24,9)
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Category	total	mean	min	per subject median	max
no. of subjects	65				
no. of records	65	1	1	1	1
(first) entry time		0	0	0	0
(final) exit time		3.707692	1	3	16
subjects with gap	0				
time on gap if gap	0				
time at risk	241	3.707692	1	3	16
failures	33	.5076923	0	1	1

```
-> imt = 2 (25-29,9)
```

```

failure _d: status == 1
analysis time _t: lama
Category      total      mean      min      median      max
-----
no. of subjects      23
no. of records      23          1          1          1          1
(first) entry time          0          0          0          0
(final) exit time          3.73913      1          4          7
subjects with gap      0
time on gap if gap      0
time at risk      86      3.73913      1          4          7
failures      10      .4347826      0          0          1
-----

```

-> imt = 3 (30-34,9)

```

failure _d: status == 1
analysis time _t: lama
Category      total      |----- per subject -----|
              |mean      min      median      max
-----
no. of subjects      30
no. of records      30          1          1          1          1
(first) entry time          0          0          0          0
(final) exit time          3.933333      1          3          9
subjects with gap      0
time on gap if gap      0
time at risk      118      3.933333      1          3          9
failures      13      .4333333      0          0          1
-----

```

-> imt = 4 (35-39,9)

```

failure _d: status == 1
analysis time _t: lama
Category      total      |----- per subject -----|
              |mean      min      median      max
-----
no. of subjects      25
no. of records      25          1          1          1          1
(first) entry time          0          0          0          0
(final) exit time          2.68          1          3          7
subjects with gap      0
time on gap if gap      0
time at ri      67      2.68          1          3          7
failures      15      .6          0          1          1
-----

```

-> imt = 5 (>40)

```

failure _d: status == 1
analysis time _t: lama
Category      total      |----- per subject -----|
              |mean      min      median      max
-----
no. of subjects      2
no. of records      2          1          1          1          1
(first) entry time          0          0          0          0
(final) exit time          3.5          3          3.5          4
subjects with gap      0
time on gap if gap      0
time at risk      7          3.5          3          3.5          4
-----

```


failures 1 .5 0 .5 1

C. Script dan Output Program Stata untuk Nilai Fungsi Survival dan Fungsi Hazard.

Variabel Jenis Kelamin

```
. sts list, by(jenis_kelamin)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
jenis_kelamin=1 (perempuan)							
1	84	10	8	0.8810	0.0353	0.7900	0.9341
2	66	8	5	0.7742	0.0471	0.6651	0.8516
3	53	10	9	0.6281	0.056	0.5069	0.7273
4	34	4	7	0.5542	0.0607	0.4277	0.6635
5	23	4	3	0.4578	0.0666	0.3245	0.5814
6	16	1	6	0.4292	0.0683	0.2943	0.5571
7	9	2	2	0.3338	0.0798	0.1862	0.4887
8	5	1	2	0.2671	0.0874	0.1170	0.4439
9	2	1	0	0.1335	0.1040	0.0136	0.3894
11	1	1	0	0.0000	.	.	.
jenis_kelamin=2 (laki-laki)							
1	61	1	9	0.9836	0.0163	0.8893	0.9977
2	51	7	1	0.8486	0.0494	0.7196	0.9214
3	43	7	10	0.7105	0.0632	0.5659	0.8144
4	26	7	5	0.5192	0.0772	0.3598	0.6568
5	14	3	2	0.4079	0.0832	0.2466	0.5631
6	9	2	2	0.3173	0.0859	0.1616	0.4853
7	5	1	1	0.2538	0.0891	0.1038	0.4361
9	3	0	1	0.2538	0.0891	0.1038	0.4361
12	2	1	0	0.1269	0.1002	0.0127	0.3770
16	1	1	0	0.0000	.	.	.

Variabel Usia

```
. sts list, by(usia)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Time	Beg. Total	Fail	Ne Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
usia=1 (<45 tahun)							
1	18	1	3	0.9444	0.0540	0.6664	0.9920
2	14	3	1	0.7421	0.1119	0.4477	0.8952
3	10	1	1	0.6679	0.1229	0.3729	0.8477
4	8	3	1	0.4174	0.137	0.1602	0.6592
5	4	1	0	0.3131	0.1372	0.0877	0.5745
6	3	1	1	0.2087	0.1250	0.0363	0.4768

8	1	0	1	0.2087	0.1250	0.0363	0.4768
usia=2 (45-54 tahun)							
1	41	4	2	0.9024	0.0463	0.7606	0.9622
2	35	4	1	0.7993	0.0636	0.6381	0.8943
3	30	6	4	0.6394	0.0774	0.4676	0.7687
4	20	3	6	0.5435	0.0833	0.3687	0.6890
5	11	2	2	0.4447	0.0929	0.2610	0.6134
6	7	0	2	0.4447	0.0929	0.2610	0.6134
7	5	1	0	0.3558	0.1089	0.1578	0.5608
8	4	0	1	0.3558	0.1089	0.1578	0.5608
9	3	1	0	0.2372	0.1210	0.0560	0.4877
12	2	1	0	0.1186	0.1034	0.0086	0.3842
16	1	1	0	0.0000	.	.	.
usia=3 (55-64 tahun)							
1	44	4	7	0.9091	0.0433	0.7757	0.9649
2	33	4	4	0.7989	0.0642	0.6359	0.8946
3	25	3	8	0.7030	0.0767	0.5239	0.8253
4	14	2	1	0.6026	0.0930	0.3984	0.7567
5	11	2	1	0.4930	0.1034	0.2823	0.6734
6	8	0	3	0.4930	0.1034	0.2823	0.6734
7	5	1	2	0.3944	0.1209	0.1695	0.6141
8	2	1	0	0.1972	0.1520	0.0163	0.5272
11	1	1	0	0.0000	.	.	.
usia=4 (65-74 tahun)							
1	30	0	4	1.0000	.	.	.
2	26	2	0	0.9231	0.0523	0.7260	0.9802
3	24	3	5	0.8077	0.0773	0.5981	0.9151
4	16	2	4	0.7067	0.0950	0.4763	0.8501
5	10	2	2	0.5654	0.1174	0.3123	0.7562
6	6	1	2	0.4712	0.1302	0.2131	0.6933
7	3	1	1	0.3141	0.1549	0.0694	0.6049
9	1	0	1	0.3141	0.1549	0.0694	0.6049
usia=5 (≥75 tahun)							
1	12	2	1	0.8333	0.1076	0.4817	0.9555
2	9	2	0	0.6481	0.1426	0.3097	0.8518
3	7	4	1	0.2778	0.1358	0.0668	0.5453
4	2	1	0	0.1389	0.1194	0.0097	0.4313
6	1	1	0	0.0000	.	.	.

Variabel Status Hipertensi

```
. sts list, by(stat_hipertensi)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

	Beg.	Survivor	Std.	[95% Conf. Int.]	
Time	Total	Fail	Lost	Error	

stat_hipertensi=0 (tdk hipertensi)					
1	70	4	11	0.9429	0.0277 0.8549 0.9782
2	55	9	3	0.7886	0.0524 0.6629 0.8718
3	43	8	10	0.6419	0.0633 0.5037 0.7508
4	25	5	6	0.5135	0.0721 0.3651 0.6434
5	14	1	1	0.4768	0.0757 0.3238 0.6148
6	12	2	4	0.3973	0.0813 0.2404 0.5501
7	6	2	0	0.2649	0.0937 0.1065 0.4547

8	4	0	2	0.2649	0.0937	0.1065	0.4547
9	2	1	0	0.1324	0.1047	0.0129	0.3909
12	1	1	0	0.0000	.	.	.
stat_hipertensi=1 (hipertensi)							
1	75	7	6	0.9067	0.0336	0.8142	0.9544
2	62	6	3	0.8189	0.0456	0.7082	0.8908
3	53	9	9	0.6799	0.0567	0.5546	0.7768
4	35	6	6	0.5633	0.0639	0.4293	0.6773
5	23	6	4	0.4164	0.0699	0.2792	0.5479
6	13	1	4	0.3843	0.0715	0.2465	0.5205
7	8	1	3	0.3363	0.0770	0.1929	0.4859
8	4	1	0	0.2522	0.0930	0.0976	0.4425
9	3	0	1	0.2522	0.0930	0.0976	0.4425
11	2	1	0	0.1261	0.1006	0.0122	0.3778
16	1	1	0	0.0000	.	.	.

Variabel Status Kolesterol

```
. sts list, by(stat_kolesterol)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
stat_kolesterol=0 (tdk kolesterol)							
1	95	5	13	0.9474	0.0229	0.8782	0.9777
2	77	9	6	0.8366	0.0402	0.7392	0.9001
3	62	9	12	0.7152	0.0508	0.6019	0.8015
4	41	7	8	0.5931	0.0595	0.4671	0.6987
5	26	6	3	0.4562	0.0671	0.3221	0.5806
6	17	3	6	0.3757	0.0695	0.2423	0.5087
7	8	0	3	0.3757	0.0695	0.2423	0.5087
8	5	1	1	0.3006	0.0872	0.1452	0.4729
11	3	1	0	0.2004	0.1004	0.0518	0.4178
12	2	1	0	0.1002	0.0868	0.0081	0.3330
16	1	1	0	0.0000	.	.	.
stat_kolesterol=1 (kolesterol)							
1	50	6	4	0.8800	0.0460	0.7522	0.9442
2	40	6	0	0.7480	0.0632	0.5983	0.8486
3	34	8	7	0.5720	0.0728	0.4177	0.6994
4	19	4	4	0.4516	0.0785	0.2951	0.5958
5	11	1	2	0.4105	0.0814	0.2522	0.5625
6	8	0	2	0.4105	0.0814	0.2522	0.5625
7	6	3	0	0.2053	0.0932	0.0622	0.4054
8	3	0	1	0.2053	0.0932	0.0622	0.4054
9	2	1	1	0.1026	0.0862	0.0092	0.3314

Variabel Status DM

```
. sts list, by(stat_dm)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
------	------------	------	----------	-------------------	------------	------------------	--

stat_dm=0	(tdk dm)						
1	106	9	12	0.9151	0.0271	0.8432	0.9549
2	85	14	6	0.7644	0.0432	0.6664	0.8370
3	65	11	14	0.6350	0.0505	0.5272	0.7246
4	40	7	9	0.5239	0.0565	0.4080	0.6274
5	24	5	3	0.4147	0.0623	0.2923	0.5327
6	16	2	6	0.3629	0.0644	0.2396	0.4872
7	8	1	3	0.3175	0.0706	0.1869	0.4562
8	4	0	1	0.3175	0.0706	0.1869	0.4562
11	3	1	0	0.2117	0.0984	0.0613	0.4217
12	2	1	0	0.1058	0.0896	0.0091	0.3420
16	1	1	0	0.0000	.	.	.
stat_dm=1	(dm)						
1	39	2	5	0.9487	0.0353	0.8102	0.9869
2	32	1	0	0.9191	0.0450	0.7688	0.9733
3	31	6	5	0.7412	0.0746	0.5606	0.8564
4	20	4	3	0.5929	0.0892	0.3990	0.7428
5	13	2	2	0.5017	0.0960	0.3048	0.6701
6	9	1	2	0.4460	0.1002	0.2483	0.6263
7	6	2	0	0.2973	0.1088	0.1118	0.5109
8	4	1	1	0.2230	0.1039	0.0634	0.4420
9	2	1	1	0.1115	0.0944	0.0093	0.3572

Variabel Jenis Stroke

```
. sts list, by(jenis_stroke)
      failure_d: status == 1
      analysis time_t: lama
```

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	

jenis_stroke=1 (hemoragik)							
1	106	7	10	0.9340	0.0241	0.8665	0.9680
2	89	8	5	0.8500	0.0358	0.7632	0.9069
3	76	10	18	0.7382	0.0453	0.6368	0.8153
4	48	7	8	0.6305	0.0540	0.5150	0.7257
5	33	5	5	0.5350	0.0604	0.4103	0.6446
6	23	2	8	0.4885	0.0635	0.3598	0.6052
7	13	3	3	0.3757	0.0751	0.2321	0.5189
8	7	1	2	0.3221	0.0813	0.1731	0.4809
9	4	0	1	0.3221	0.0813	0.1731	0.4809
11	3	1	0	0.2147	0.1031	0.0587	0.4340
12	2	1	0	0.1074	0.0918	0.0089	0.3487
16	1	1	0	0.0000	.	.	.

jenis_stroke=2 (iskemik)							
1	39	4	7	0.8974	0.0486	0.7494	0.9602
2	28	7	1	0.6731	0.0820	0.4850	0.8052
3	20	7	1	0.4375	0.0894	0.2613	0.6009
4	12	4	4	0.2917	0.0842	0.1422	0.4592
5	4	2	0	0.1458	0.0842	0.0313	0.3432
6	2	1	0	0.0729	0.0666	0.0056	0.2666
9	1	1	0	0.0000	.	.	.

Variabel IMT

```
. sts list, by(imt)
      failure _d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Time	Beg. Total	Fail	Net Lost	Survivor Function	Std. Error	[95% Conf. Int.]	
imt=1 (18,5-24,9)							
1	65	4	7	0.9385	0.0298	0.8443	0.9764
2	54	8	3	0.7994	0.0520	0.6733	0.8810
3	43	7	10	0.6693	0.0626	0.5305	0.7754
4	26	4	6	0.5663	0.0711	0.4163	0.6915
5	16	4	2	0.4247	0.0812	0.2654	0.5754
6	10	2	1	0.3398	0.0843	0.1838	0.5026
7	7	0	2	0.3398	0.0843	0.1838	0.5026
8	5	1	1	0.2718	0.0908	0.1161	0.4548
11	3	1	0	0.1812	0.0956	0.0438	0.3936
12	2	1	0	0.0906	0.0799	0.0072	0.3108
16	1	1	0	0.0000	.	.	.
imt=2 (25-29,9)							
1	23	1	4	0.9565	0.0425	0.7293	0.9938
2	18	1	1	0.9034	0.0654	0.6631	0.9752
3	16	2	1	0.7905	0.0941	0.5303	0.9165
4	13	3	1	0.6080	0.1174	0.3450	0.7925
5	9	2	1	0.4729	0.1242	0.2255	0.6862
6	6	1	4	0.3941	0.1261	0.1611	0.6220
7	1	0	1	0.3941	0.1261	0.1611	0.6220
imt=3 (30-34,9)							
1	30	1	3	0.9667	0.0328	0.7861	0.9952
2	26	3	2	0.8551	0.0671	0.6581	0.9431
3	21	4	3	0.6922	0.0912	0.4760	0.8334
4	14	2	3	0.5934	0.1015	0.3707	0.7599
5	9	0	1	0.5934	0.1015	0.3707	0.7599
6	8	0	3	0.5934	0.1015	0.3707	0.7599
7	5	2	0	0.3560	0.1436	0.1086	0.6185
8	3	0	1	0.3560	0.1436	0.1086	0.6185
9	2	1	1	0.1780	0.1449	0.0129	0.5042
imt=4 (35-39,9)							
1	25	5	3	0.8000	0.0800	0.5844	0.9115
2	17	3	0	0.6588	0.0991	0.4293	0.8139
3	14	3	5	0.5176	0.1062	0.2974	0.6994
4	6	2	1	0.3451	0.1222	0.1297	0.5746
5	3	1	1	0.2301	0.1243	0.0487	0.4894
7	1	1	0	0.0000	.	.	.
imt=5 (>=40)							
3	2	1	0	0.5000	0.3536	0.0060	0.9104
4	1	0	1	0.5000	0.3536	0.0060	0.9104

D. Script Program *Stata* untuk Plot Fungsi *Survival* dan Fungsi *Hazard*.

Plot Fungsi *Survival*

```
. sts graph, by(jenis_kelamin)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, by(usia)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, by(stat_hipertensi)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, by(stat_kolesterol)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, by(stat_dm)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, by(jenis_stroke)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, by(imt)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama
```

Plot Fungsi *Hazard*

```
. sts graph, cumhaz by(jenis_kelamin)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, cumhaz by(usia)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama

. sts graph, cumhaz by(stat_hipertensi)

        failure _d: status == 1
        analysis time _t: lama
```

```
. sts graph, cumhaz by(stat_kolesterol)

    failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama

. sts graph, cumhaz by(stat_dm)

    failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama

. sts graph, cumhaz by(jenis_stroke)

    failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama

. sts graph, cumhaz by(imt)

    failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama
```

E. Script dan Output Program Stata untuk Model Cox Proportional Hazard.

Uji Asumsi Proportional Hazard

```
. stcox jenis_kelamin usia stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, schoenfeld(sch*) scaled(sca*) nohr
. stphtest, detail
    Test of proportional-hazards assumption
    Time: Time
```

	rho	chi2	df	Prob>chi2
jenis_kelamin	0.05346	0.23	1	0.6330
usia	0.04679	0.17	1	0.6840
stat_hipertensi	0.01507	0.01	1	0.9032
stat_kolesterol	-0.06438	0.29	1	0.5917
stat_dm	0.11477	0.95	1	0.3308
jenis_stroke	0.04648	0.14	1	0.7099
imt	0.07069	0.37	1	0.5430
global test		2.08	7	0.9555

Model Cox Proportional Hazard.

```
. stcox jenis_kelamin usia stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, nohr

    failure _d: status == 1
    analysis time _t: lama

Iteration 0: log likelihood = -249.2857
Iteration 1: log likelihood = -244.28049
Iteration 2: log likelihood = -244.25437
Iteration 3: log likelihood = -244.25437
Refining estimates:
Iteration 0: log likelihood = -244.25437

Cox regression -- Breslow method for ties

No. of subjects = 72          Number of obs   = 72
No. of failures = 72
Time at risk   = 266

Log likelihood = -244.25437    LR chi2(7)      = 10.06
                                Prob > chi2      = 0.1851
```

_t	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf.Interval]
jenis_kelamin	-.2502286	.2603218	-0.96	0.336	-.7604499 .2599927
usia	.1912781	.1214508	1.57	0.115	-.0467612 .4293174
stat_hipertensi	-.1478499	.3404081	-0.43	0.664	-.8150375 .5193376
stat_kolesterol	-.2719121	.6363318	-0.43	0.669	-1.5191 .9752753
stat_dm	-.6720084	.3184346	-2.11	0.035	-1.296129 -.047888
jenis_stroke	.4728191	.3095173	1.53	0.127	-.1338237 1.079462
imt	.2706767	.2532954	1.07	0.285	-.2257731 .7671265

```
. stcox jenis_kelamin usia stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt
```

```
failure _d: status == 1
analysis time _t: lama
```

```
Iteration 0: log likelihood = -249.2857
Iteration 1: log likelihood = -244.28049
Iteration 2: log likelihood = -244.25437
Iteration 3: log likelihood = -244.25437
Refining estimates:
Iteration 0: log likelihood = -244.25437
```

Cox regression -- Breslow method for ties

```
No. of subjects = 72 Number of obs = 72
No. of failures = 72
Time at risk = 266
LR chi2(7) = 10.06
Log likelihood = -244.25437 Prob > chi2 = 0.1851
```

	_t	Haz. Ratio	Std.Err.	z	P> z	[95% Conf.Interval]
jenis_kelamin		.7786228	.2026925	-0.96	0.336	.4674561 1.296921
usia		1.210796	.1470522	1.57	0.115	.9543153 1.536209
stat_hipertensi		.8625605	.2936226	-0.43	0.664	.4426227 1.680914
stat_kolesterol		.7619212	.4848347	-0.43	0.669	.2189089 2.651897
stat_dm		.5106819	.1626188	-2.11	0.035	.2735889 .9532405
jenis_stroke		1.604511	.4966239	1.53	0.127	.8747443 2.943095
imt		1.310851	.3320326	1.07	0.285	.7978991 2.153569

F. Script dan Output Program Stata untuk Model Accelerated Failure Time.

Distribusi Weibull

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(weibull) time
failure_d: status == 1
analysis time _t: lama
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0: log likelihood = -87.357788
Iteration 1: log likelihood = -77.29501
Iteration 2: log likelihood = -77.244957
Iteration 3: log likelihood = -77.244957
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log likelihood = -77.244957
Iteration 1: log likelihood = -68.79413
Iteration 2: log likelihood = -67.736129
Iteration 3: log likelihood = -67.734844
Iteration 4: log likelihood = -67.734844
```

Weibull regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects = 72 Number of obs = 72
No. of failures = 72
Time at risk = 266
```

```
LR chi2(7) = 19.02
Prob > chi2 = 0.0081
```

_t	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf.Interval]
usia	-.1594982	.0661111	-2.41	0.016	-.2890742 -.0299222
jenis_kelamin	.1391585	.1454063	0.96	0.339	-.1458327 .4241496
stat_hipertensi	.0921497	.1881352	0.49	0.624	-.2765885 .4608878
stat_kolesterol	.3302192	.3488144	0.95	0.344	-.3534444 1.013883
stat_dm	.4449328	.1748194	2.55	0.011	.1022931 .7875725
jenis_stroke	-.3986139	.1682341	-2.37	0.018	-.7283467 -.0688811
imt	-.2658662	.1365305	-1.95	0.051	-.533461 .0017285
_cons	2.458767	.5051901	4.87	0.000	1.468613 3.448922
/ln_p	.5918179	.089353	6.62	0.000	.4166892 .7669465
p	1.807271	.1614851			1.516931 2.153182
1/p	.5533205	.0494408			.464429 .6592257

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(weibull) tr time
failure_d: status == 1
analysis time _t: lama
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0: log likelihood = -87.357788
Iteration 1: log likelihood = -77.29501
Iteration 2: log likelihood = -77.244957
Iteration 3: log likelihood = -77.244957
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log likelihood = -77.244957
Iteration 1: log likelihood = -68.79413
Iteration 2: log likelihood = -67.736129
```

Iteration 3: log likelihood = -67.734844
 Iteration 4: log likelihood = -67.734844

Weibull regression -- accelerated failure-time form

No. of subjects = 72 Number of obs = 72
 No. of failures = 72
 Time at risk = 266
 LR chi2(7) = 19.02
 Log likelihood = -67.734844 Prob > chi2 = 0.0081

_t	Time Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
usia	.8525715	.0563647	-2.41	0.016	.7489566	.970521
jenis_kelamin	1.149306	.1671164	0.96	0.339	.8643023	1.52829
stat_hipertensi	1.096529	.2062956	0.49	0.624	.7583665	1.585481
stat_kolesterol	1.391273	.485296	0.95	0.344	.702265	2.756282
stat_dm	1.560385	.2727856	2.55	0.011	1.107708	2.198054
jenis_stroke	.6712498	.1129271	-2.37	0.018	.4827064	.9334377
imt	.7665417	.1046563	-1.95	0.051	.5865713	1.00173
_cons	11.69039	5.905871	4.87	0.000	4.343206	31.46645
/ln_p	.5918179	.089353	6.62	0.000	.4166892	.7669465
p	1.807271	.1614851			1.516931	2.153182
1/p	.5533205	.0494408			.464429	.6592257

Distribusi Eksponensial

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(exponential) time
failure_d: status == 1
analysis time _t: lama
Iteration 0: log likelihood = -87.357788
Iteration 1: log likelihood = -84.304362
Iteration 2: log likelihood = -84.209658
Iteration 3: log likelihood = -84.209558
Iteration 4: log likelihood = -84.209558
```

Exponential regression -- accelerated failure-time form

No. of subjects = 72 Number of obs = 72
 No. of failures = 72
 Time at risk = 266
 LR chi2(7) = 6.30
 Log likelihood = -84.209558 Prob > chi2 = 0.5056

_t	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf.Interval]	
usia	-.1339649	.1156238	-1.16	0.247	-.3605834	.0926535
jenis_kelamin	.2041639	.2528117	0.81	0.419	-.291338	.6996658
stat_hipertensi	.0776597	.3358536	0.23	0.817	-.5806012	.7359206
stat_kolesterol	.2029842	.6271429	0.32	0.746	-1.026193	1.432162
stat_dm	.4750579	.3047841	1.56	0.119	-.122308	1.072424
jenis_stroke	-.3521767	.3022422	-1.17	0.244	-.9445605	.2402071
imt	-.2034378	.2446165	-0.83	0.406	-.6828773	.2760017
_cons	2.020615	.8588479	2.35	0.019	.3373042	3.703926


```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(exponential) tr time
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama
Iteration 0:   log likelihood = -87.357788
Iteration 1:   log likelihood = -84.304362
Iteration 2:   log likelihood = -84.209658
Iteration 3:   log likelihood = -84.209558
Iteration 4:   log likelihood = -84.209558
```

Exponential regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects =           72      Number of obs   =           72
No. of failures =           72
Time at risk    =           266
Log likelihood  = -84.209558      LR chi2(7)      =           6.30
                                      Prob > chi2     =           0.5056
```

_t	Time Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
usia	.8746207	.101127	-1.16	0.247	.6972694 1.097082
jenis_kelamin	1.226499	.3100734	0.81	0.419	.7472631 2.01308
stat_hipertensi	1.080755	.3629754	0.23	0.817	.5595619 2.087403
stat_kolesterol	1.225053	.7682833	0.32	0.746	.3583686 4.187742
stat_dm	1.608107	.4901256	1.56	0.119	.8848758 2.922455
jenis_stroke	.7031558	.2125234	-1.17	0.244	.3888504 1.271512
imt	.815921	.1995877	-0.83	0.406	.5051614 1.31785
_cons	7.542964	6.478259	2.35	0.019	1.401165 40.60642

Distribusi Log-normal

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(lognormal) time
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0:   log likelihood = -81.80538
Iteration 1:   log likelihood = -80.358494
Iteration 2:   log likelihood = -71.463987
Iteration 3:   log likelihood = -71.422853
Iteration 4:   log likelihood = -71.42283
Iteration 5:   log likelihood = -71.42283
```

Fitting full model:

```
Iteration 0:   log likelihood = -71.42283
Iteration 1:   log likelihood = -63.699104
Iteration 2:   log likelihood = -63.195042
Iteration 3:   log likelihood = -63.195012
Iteration 4:   log likelihood = -63.195012
```

Lognormal regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects =           72      Number of obs   =           72
No. of failures =           72
Time at risk    =           266
Log likelihood  = -63.195012      LR chi2(7)      =           16.46
                                      Prob > chi2     =           0.0213
```

```

-----+-----
      _t | Coef.  Std. Err.   z   P>|z|  [95% Conf.Interval]
-----+-----
      usia | -.1099114 .0659981  -1.67  0.096  -.2392652 .0194424
  jenis_kelamin | .308358 .1430783   2.16  0.031  .0279297 .5887863
stat_hipertensi | .0265734 .2033466   0.13  0.896  -.3719785 .4251254
stat_kolesterol | .0781129 .3752517   0.21  0.835  -.6573669 .8135928
      stat_dm | .5116895 .1728995   2.96  0.003  .1728127 .8505663
  jenis_stroke | -.3375779 .1877402  -1.80  0.072  -.705542 .0303861
      imt | -.1454975 .146007  -1.00  0.319  -.4316665 .1406715
      _cons | 1.556857 .4867387   3.20  0.001  .6028668 2.510847
-----+-----
      /ln_sig | -.54123 .0833333  -6.49  0.000  -.7045604 -.377899
-----+-----
      sigma | .5820319 .0485027                .4943258 .6852992
-----+-----
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(lognormal) tr time
      failure_d: status == 1
      analysis time _t: lama
Fitting constant-only model:
Iteration 0: log likelihood = -81.80538
Iteration 1: log likelihood = -80.358494
Iteration 2: log likelihood = -71.463987
Iteration 3: log likelihood = -71.422853
Iteration 4: log likelihood = -71.42283
Iteration 5: log likelihood = -71.42283
Fitting full model:
Iteration 0: log likelihood = -71.42283
Iteration 1: log likelihood = -63.699104
Iteration 2: log likelihood = -63.195042
Iteration 3: log likelihood = -63.195012
Iteration 4: log likelihood = -63.195012

Lognormal regression -- accelerated failure-time form

No. of subjects =          72          Number of obs =          72
No. of failures =          72
Time at risk   =          266

LR chi2(7)      =          16.46
Log likelihood = -63.195012  Prob > chi2     =          0.0213
-----+-----
      _t | Time Ratio  Std. Err.   z   P>|z|  [95% Conf. Interval]
-----+-----
      usia | .8959135 .0591285  -1.67  0.096  .7872061  1.019633
  jenis_kelamin | 1.361188 .1947565   2.16  0.031  1.028323  1.8018
stat_hipertensi | 1.02693 .2088226   0.13  0.896  .689369  1.529782
stat_kolesterol | 1.081245 .4057389   0.21  0.835  .518214  2.255999
      stat_dm | 1.668107 .2884149   2.96  0.003  1.188644  2.340972
  jenis_stroke | .7134964 .133952  -1.80  0.072  .4938409  1.030853
      imt | .8645921 .1262367  -1.00  0.319  .6494259  1.151046
      _cons | 4.743888 2.309034   3.20  0.001  1.82735 12.31536
-----+-----
      /ln_sig | -.54123 .0833333  -6.49  0.000  -.7045604 -.3778997
-----+-----
      sigma | .5820319 .0485027                .4943258 .6852992
-----+-----

```

Distribusi Log-logistik

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(loglogistic) time
```

```
failure_d: status == 1
analysis time _t: lama
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0: log likelihood = -107.27987
Iteration 1: log likelihood = -75.848342
Iteration 2: log likelihood = -72.22575
Iteration 3: log likelihood = -72.198568
Iteration 4: log likelihood = -72.198556
Iteration 5: log likelihood = -72.198556
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log likelihood = -72.198556
Iteration 1: log likelihood = -70.02207
Iteration 2: log likelihood = -64.681947
Iteration 3: log likelihood = -64.630246
Iteration 4: log likelihood = -64.630205
Iteration 5: log likelihood = -64.630205
```

Loglogistic regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects = 72 Number of obs = 72
No. of failures = 72
Time at risk = 266
Log likelihood = -64.630205 LR chi2(7) = 15.14
Prob > chi2 = 0.0343
```

_t	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf.Interval]
usia	-.1060665	.0645262	-1.64	0.100	-.2325356 .0204026
jenis_kelamin	.2769278	.1424572	1.94	0.052	-.0022832 .5561388
stat_hipertensi	.0378168	.2012191	0.19	0.851	-.3565654 .4321991
stat_kolesterol	-.0438155	.35459	-0.12	0.902	-.7388069 .6511759
stat_dm	.5090139	.1710623	2.98	0.003	.1737379 .8442898
jenis_stroke	-.2881489	.1881837	-1.53	0.126	-.6569823 .0806844
imt	-.0899222	.1407236	-0.64	0.523	-.3657354 .185891
_cons	1.437774	.4708419	3.05	0.002	.5149408 2.360607
/ln_gamma	-1.087433	.0979664	-11.1	0.000	-1.279443 -.895422
gamma	.3370808	.0330226			.2781922 .4084352

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(loglogistic) tr time
```

```
failure_d: status == 1
analysis time _t: lama
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0: log likelihood = -107.27987
Iteration 1: log likelihood = -75.848342
Iteration 2: log likelihood = -72.22575
Iteration 3: log likelihood = -72.198568
Iteration 4: log likelihood = -72.198556
Iteration 5: log likelihood = -72.198556
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log likelihood = -72.198556
Iteration 1: log likelihood = -70.02207
Iteration 2: log likelihood = -64.681947
Iteration 3: log likelihood = -64.630246
Iteration 4: log likelihood = -64.630205
Iteration 5: log likelihood = -64.630205
```

Loglogistic regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects = 72 Number of obs = 72
No. of failures = 72
Time at risk = 266
Log likelihood = -64.630205 LR chi2(7) = 15.14
Prob > chi2 = 0.0343
```

_t	Time Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
usia	.8993649	.0580326	-1.64	0.100	.7925215 1.020612
jenis_kelamin	1.319071	.1879112	1.94	0.052	.9977194 1.743926
stat_hipertensi	1.038541	.2089743	0.19	0.851	.7000767 1.540642
stat_kolesterol	.9571305	.3393927	-0.12	0.902	.4776835 1.917795
stat_dm	1.66365	.2845878	2.98	0.003	1.189744 2.326325
jenis_stroke	.7496499	.1410719	-1.53	0.126	.5184134 1.084029
imt	.9140023	.1286217	-0.64	0.523	.6936863 1.204291
_cons	4.211311	1.982861	3.05	0.002	1.673539 10.59738
/ln_gamma	-1.087433	.0979664	-11.10	0.000	-1.279443 -.895422
gamma	.3370808	.0330226			.2781922 .4084352

Distribusi Gamma

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(ggamma) time
failure_d: status == 1
```

```
analysis time _t: lama
```

Fitting constant-only model:

```
Iteration 0: log likelihood = -87.357788
Iteration 1: log likelihood = -82.808066
Iteration 2: log likelihood = -79.968419 (not concave)
Iteration 3: log likelihood = -76.60715
Iteration 4: log likelihood = -73.845373
Iteration 5: log likelihood = -71.544151
Iteration 6: log likelihood = -71.414437
Iteration 7: log likelihood = -71.413973
Iteration 8: log likelihood = -71.413973
```

Fitting full model:

```
Iteration 0: log likelihood = -71.413973
Iteration 1: log likelihood = -63.66156
Iteration 2: log likelihood = -62.922442
Iteration 3: log likelihood = -62.8757
Iteration 4: log likelihood = -62.87559
Iteration 5: log likelihood = -62.87559
```

Generalized gamma regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects = 72 Number of obs = 72
No. of failures = 72
Time at risk = 266 LR chi2(7) = 17.08
```

Log likelihood = -62.87559 Prob > chi2 = 0.0169

_t	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
usia	-.1009223	.0653276	-1.54	0.122	-.228962	.0271173
jenis_kelamin	.378499	.1678793	2.25	0.024	.0494616	.7075364
stat_hipertensi	-.0269501	.2267362	-0.12	0.905	-.4713448	.4174447
stat_kolesterol	.0220765	.387648	0.06	0.95	-.7377008	.7818539
stat_dm	.5260888	.1693305	3.11	0.002	.1942071	.8579706
jenis_stroke	-.3724194	.2098823	-1.77	0.076	-.7837812	.0389424
imt	-.1226995	.150335	-0.82	0.414	-.4173511	.1719521
_cons	1.376014	.5180459	2.66	0.008	.3606624	2.391365
/ln_sig	-.5660219	.0970886	-5.83	0.000	-.7563121	-.3757318
/kappa	-.3496483	.4524163	-0.77	0.440	-1.236368	.5370715
sigma	.5677796	.0551249			.4693943	.6867865

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(ggamma) tr time
failure_d: status == 1
analysis time_t: lama
```

```
Fitting constant-only model:
Iteration 0: log likelihood = -87.357788
Iteration 1: log likelihood = -82.808066
Iteration 2: log likelihood = -79.968419 (not concave)
Iteration 3: log likelihood = -76.60715
Iteration 4: log likelihood = -73.845373
Iteration 5: log likelihood = -71.544151
Iteration 6: log likelihood = -71.414437
Iteration 7: log likelihood = -71.413973
Iteration 8: log likelihood = -71.413973
Fitting full model:
Iteration 0: log likelihood = -71.413973
Iteration 1: log likelihood = -63.66156
Iteration 2: log likelihood = -62.922442
Iteration 3: log likelihood = -62.8757
Iteration 4: log likelihood = -62.87559
Iteration 5: log likelihood = -62.87559
```

Generalized gamma regression -- accelerated failure-time form

```
No. of subjects = 72                      Number of obs = 72
No. of failures = 72
Time at risk = 266
LR chi2(7) = 17.08
Log likelihood = -62.87559                      Prob > chi2 = 0.0169
```

_t	Time Ratio	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
usia	.9040032	.0590563	-1.54	0.122	.7953587	1.027488
jenis_kelamin	1.460091	.2451192	2.25	0.024	1.050705	2.028987
stat_hipertensi	.9734099	.2207072	-0.12	0.905	.6241623	1.518077
stat_kolesterol	1.022322	.3963018	0.06	0.955	.4782121	2.18552
stat_dm	1.6923	.2865581	3.11	0.002	1.214348	2.35837
jenis_stroke	.6890652	.1446226	-1.77	0.076	.456676	1.039711

imt	.8845294	.1329759	-0.82	0.414	.6587896	1.187621
_cons	3.959088	2.050989	2.66	0.008	1.434279	10.9284

/ln_sig	-.5660219	.0970886	-5.83	0.000	-.7563121	-.3757318
/kappa	-.3496483	.4524163	-0.77	0.440	-1.236368	.5370715

sigma	.5677796	.0551249			.4693943	.6867865



G. Script dan Output Program Stata untuk Pemilihan Model Terbaik.

Model Cox Proportional Hazard

```
. stcox usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	72	-249.2857	-244.2544	7	502.5087	518.4454

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

Model Accelerated Failure Time Distribusi Weibull

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(weibull) tr time
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	72	-77.24496	-67.73484	9	153.4697	173.9597

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

Model Accelerated Failure Time Distribusi Eksponensial

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(exponential) tr time
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	72	-87.35779	-84.20956	8	184.4191	202.6324

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

Model Accelerated Failure Time Distribusi Log-normal

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(lognormal) tr time
. estat ic
```

Akaike's information criterion and Bayesian information criterion

Model	Obs	ll(null)	ll(model)	df	AIC	BIC
.	72	-71.42283	-63.19501	9	144.39	164.88

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

Model Accelerated Failure Time Distribusi Log-logistik

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(loglogistic) tr time
. estat ic
Akaike's information criterion and Bayesian information criterion
```

Model	Obs	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
.	72	-72.19856	-65.6302	9	147.2604	167.6504

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

Model Accelerated Failure Time Distribusi Gamma

```
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(ggamma) tr time
. estat ic
Akaike's information criterion and Bayesian information criterion
```

Model	Obs	ll (null)	ll (model)	df	AIC	BIC
.	72	-71.41397	-63.87559	10	145.7512	168.5178

Note: N=Obs used in calculating BIC; see [R] BIC note.

H. Script Program Stata untuk Plot Cox Snell Residuals.

```
. stset lama, failure(status==1)
. stcox usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt
. predict double cs, csnel
. stset cs, failure(status==1)
. sts generate km=s
. gen double H=-log(km)
. sort cs
. twoway (scatter H cs, c(1)) (scatter cs cs, c(1) s(i)),
ytitle(Integrated Hazard ) xtitle(Cox-Snell Residuals) title(Cox-
Snell Residuals: Cox PH)

. stset lama, failure(status==1)
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(weibull) tr time
. drop cs km H
. predict double cs, csnel
. stset cs, failure(status==1)
. sts generate km=s
. gen double H=-log(km)
. sort cs
. twoway (scatter H cs, c(1)) (scatter cs cs, c(1) s(i)),
ytitle(Integrated Hazard ) xtitle(Cox-Snell Residuals) title(Cox-
Snell Residuals: Weibull)

. stset lama, failure(status==1)
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(exponential) tr time
. drop cs km H
. predict double cs, csnel
. stset cs, failure(status==1)
. sts generate km=s
. gen double H=-log(km)
. sort cs
. twoway (scatter H cs, c(1)) (scatter cs cs, c(1) s(i)),
ytitle(Integrated Hazard ) xtitle(Cox-Snell Residuals) title(Cox-
Snell Residuals: Eksponensial)

. stset lama, failure(status==1)
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(lognormal) tr time
. drop cs km H
. predict double cs, csnel
. stset cs, failure(status==1)
. sts generate km=s
. gen double H=-log(km)
. sort cs
. twoway (scatter H cs, c(1)) (scatter cs cs, c(1) s(i)),
ytitle(Integrated Hazard ) xtitle(Cox-Snell Residuals) title(Cox-
Snell Residuals: Log-normal)

. stset lama, failure(status==1)
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(loglogistic) tr time
```

```
. drop cs km H
. predict double cs, csnel
. stset cs, failure(status==1)
. sts generate km=s
. gen double H=-log(km)
. sort cs
. twoway (scatter H cs, c(1)) (scatter cs cs, c(1) s(i)),
ytitle(Integrated Hazard ) xtitle(Cox-Snell Residuals) title(Cox-
Snell Residuals: Log-logistic)

. stset lama, failure(status==1)
. streg usia jenis_kelamin stat_hipertensi stat_kolesterol stat_dm
jenis_stroke imt, distribution(ggamma) tr time
. drop cs km H
. predict double cs, csnel
. stset cs, failure(status==1)
. sts generate km=s
. gen double H=-log(km)
. sort cs
. twoway (scatter H cs, c(1)) (scatter cs cs, c(1) s(i)),
ytitle(Integrated Hazard ) xtitle(Cox-Snell Residuals) title(Cox-
Snell Residuals: Gamma)
```