

**SKRIPSI**  
**ANALISIS *SURVIVAL* MENGGUNAKAN MODEL *ACCELERATED***  
***FAILURE TIME* (AFT) PADA PASIEN *STROKE***  
**DI RSUD KABUPATEN MAJENE**



**SALMA APRILIA**  
**E0220503**

**PROGRAM STUDI STATISTIKA**  
**FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM**  
**UNIVERSITAS SULAWESI BARAT**  
**TAHUN 2025**

## HALAMAN PENGESAHAN

Skripsi ini diajukan oleh

Nama : Salma Aprilia  
NIM : E0220503  
Judul : Analisis *Survival* Menggunakan Model *Accelerated Failure Time* (AFT) Pada Pasien *Stroke* di RSUD Kabupaten Majene

Telah berhasil dipertahankan di depan Tim Penguji (SK Nomor: 95/UN55.7/HK.04/2024, Tanggal 29 November 2024) dan diterima sebagai persyaratan memperoleh gelar Sarjana Statistika pada Program Studi Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sulawesi Barat.

Disahkan oleh:



NIP.197709112006042002

Tim Penguji:

Ketua Penguji	: Musafira., S.Si., M.Sc.	(.....)
Sekretaris	: Muh. Hijrah, S.Pd., M.Si.	(.....)
Pembimbing 1	: Darma Ekawati, S.Pd., M.Sc.	(.....)
Pembimbing 2	: Reski Wahyu Yanti, S.Si., M.Si.	(.....)
Penguji 1	: Rahmawati, S.Si., M.Si.	(.....)
Penguji 2	: Muh. Hijrah, S.Pd., M.Si.	(.....)
Penguji 3	: Retno Mayapada, S.Si., M.Si.	(.....)

## ABSTRAK

Analisis *survival* adalah prosedur statistik yang digunakan untuk mengevaluasi data yang terkait dengan waktu sampai terjadi suatu kejadian khusus. Interval waktu mulai pengamatan individu hingga terjadinya peristiwa tertentu (kegagalan atau kesuksesan) disebut sebagai waktu *survival*. Perbaikan kecepatan kondisi klinis pada pasien *stroke* bisa dipicu oleh berbagai faktor klinis yang bisa berubah dari waktu ke waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat *survival* dengan menggunakan pendekatan model *Accelerated Failure Time* (AFT) di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Kabupaten Majene. Model *Accelerated Failure Time* (AFT) merupakan salah satu model parametrik yang didasarkan pada distribusi data untuk memprediksi waktu terjadinya suatu peristiwa dalam data observasional. Berdasarkan analisis, model distribusi *log-normal* terpilih sebagai yang paling optimal dengan nilai AIC dan BIC terendah sebesar 904,5335 dan 950,3631 dibandingkan model *Weibull*, *Log-Logistik*, dan Eksponensial. Model AFT yang dihasilkan menunjukkan bahwa jenis kelamin perempuan, usia lansia, pekerjaan di sektor pertanian, kehutanan, dan perikanan, serta suhu tidak normal berkontribusi signifikan terhadap proses pemulihan pasien. Penelitian ini menekankan pentingnya mempertimbangkan faktor-faktor tersebut dalam penanganan dan perawatan pasien *stroke* untuk meningkatkan hasil perbaikan klinis pasien.

**Kata kunci:** Analisis *Survival*, *Log-Normal*, Model *Accelerated Failure Time* (AFT), Penyakit *Stroke*

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

Menurut WHO yang dikutip oleh Oktarina (2020), penyakit *stroke* merupakan penyebab ketiga terbesar kecacatan di dunia, disebabkan oleh gangguan fungsi saraf yang mengakibatkan masalah seperti gangguan penglihatan, kesulitan berbicara, gangguan mobilitas, serta kelumpuhan pada wajah dan ekstremitas. Kondisi ini membuat penderita *stroke* sangat bergantung pada orang lain dalam menjalankan aktivitas sehari-hari. Permasalahan ini tidak hanya berdampak pada status kesehatan, tetapi juga memengaruhi kualitas hidup penderita dan menambah beban ekonomi bagi keluarga maupun negara. Menurut penelitian kesehatan dasar yang dilakukan oleh Kementerian Kesehatan RI yang dikutip oleh Pomalingo (2022), *stroke* merupakan suatu kondisi pada otak yang mengalami gangguan dalam fungsi syaraf secara lokal maupun global, yang muncul secara tiba-tiba, berkembang dengan cepat, dan bersifat progresif. Selain dapat menyebabkan kecacatan, *stroke* juga memiliki risiko kematian yang tinggi.

Menurut Collet yang dikutip oleh Putri (2022), dalam riset kesehatan, statistika adalah alat penting untuk membuat keputusan dalam studi dan perawatan pasien. Misalnya, seorang dokter mungkin menggunakan analisis statistik untuk memahami seberapa lama pasien dapat bertahan hidup saat menghadapi penyakit tertentu, atau bahkan untuk memprediksi waktu pemulihan pasien. Salah satu teknik statistik yang digunakan untuk ini disebut analisis *survival*, yang fokus pada waktu hingga terjadinya suatu peristiwa. Hal ini, dapat digunakan untuk memahami berapa lama seseorang mungkin hidup setelah diagnosis penyakit tertentu.

Menurut Kleinbaum & Klein yang dikutip oleh Pomalingo (2022) analisis *survival* adalah prosedur statistik yang digunakan untuk mengevaluasi data yang terkait dengan waktu sampai terjadi suatu kejadian khusus. Interval waktu mulai pengamatan individu (asal waktu) hingga terjadinya kejadian tertentu (kegagalan atau titik akhir) disebut sebagai waktu *survival*. Rentang waktu ini dapat diukur dalam satuan hari, minggu, bulan, atau tahun.

Model *Accelerated Failure Time* (AFT) merupakan salah satu model

parametrik yang didasarkan pada distribusi data untuk memprediksi waktu terjadinya suatu peristiwa dalam data observasional. Distribusi yang digunakan meliputi distribusi Eksponensial, Weibull, *Log-normal*, dan *Log-logistik*. Model AFT mampu menggambarkan hubungan antara probabilitas kelangsungan hidup dan serangkaian kovariat, di mana kovariat tersebut dapat memengaruhi waktu kelangsungan hidup melalui suatu faktor yang disebut faktor percepatan (Meiza, 2022). Model *Accelerated Failure Time* (AFT) memiliki keunggulan dalam hal fleksibilitas dan interpretasi yang lebih jelas dibandingkan dengan model lain, seperti *Cox Proportional Hazards* (PH). Model AFT memungkinkan pemahaman yang lebih baik mengenai pengaruh variabel-variabel terhadap waktu kejadian. Selain itu, AFT memberikan berbagai pilihan distribusi data yang dapat disesuaikan dengan karakteristik data, seperti distribusi *Log-normal* atau *Weibull*, yang memungkinkan penanganan pola data yang bervariasi. Model ini juga lebih efektif dalam menangani data tersensor dan hubungan non-linier antara variabel, sehingga dapat memberikan hasil analisis yang lebih akurat dan mendalam (Kleinbaum & Klein, 2012).

Perbaikan kecepatan kondisi klinis pada pasien *stroke* bisa dipicu oleh berbagai faktor klinis yang bisa berubah dari waktu ke waktu. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat *survival* dengan menggunakan pendekatan model *Accelerated Failure Time* (AFT) di Rumah Sakit Umum Daerah (RSUD) Kabupaten Majene. RSUD Kabupaten Majene merupakan sebuah institusi pelayanan kesehatan umum di wilayah Majene yang beralamat di Jl. Poros Majene - Mamuju, Kelurahan Baru, Kecamatan Banggae, Kabupaten Majene, Sulawesi Barat 91415, merupakan bagian dari struktur pemerintahan kabupaten Majene dan memiliki izin operasional. Sebelumnya, Negasa (2023) telah melakukan penelitian tentang Pemodelan Waktu Kelangsungan Hidup hingga Kematian pada Pasien Stroke di Pusat Medis Universitas Jimma, Ethiopia Barat Daya: Studi Kohort Retrospektif. Model *accelerated failure time Weibull* menunjukkan kemampuan yang lebih baik dalam menggambarkan waktu kematian pada dataset pasien stroke dibandingkan distribusi lain yang digunakan dalam penelitian ini. Faktor-faktor seperti usia pasien, fibrilasi atrium, konsumsi alkohol, diagnosis

stroke hemoragik, hipertensi, dan diabetes melitus terbukti secara signifikan memperpendek waktu *survival* hingga kematian pada pasien stroke. Sedangkan, Meiza (2022) telah melakukan Perbandingan Berbagai Distribusi Dasar dalam model *Accelerated Failure Time* (AFT) terhadap *Mortalitas Pasien Covid-19*. Penelitian ini menggunakan data primer dari Rumah Sakit Umum Daerah Kota Bandung pada periode Januari hingga Juni 2021, dengan sampel 100 pasien, terdiri dari 22 pasien yang mengalami *event* dan 78 pasien mengalami tersensor. Model AFT dengan distribusi *log-normal* dibandingkan distribusi lain. Variabel yang berpengaruh signifikan terhadap model adalah jenis kelamin, komorbiditas, dan gejala, sementara usia tidak signifikan. Hasil ini menunjukkan bahwa faktor-faktor tersebut dapat mempengaruhi kematian pada pasien COVID-19.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang menyebutkan beberapa faktor pada pasien *stroke* selama rawat inap, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat *survival* (analisis *survival*) dengan menggunakan model *Accelerated Failure Time* (AFT). Dengan demikian, rumusan masalah dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Apa distribusi terbaik untuk model *Accelerated Failure Time* analisis perbaikan klinis pasien *stroke* di RSUD Kabupaten Majene berdasarkan nilai AIC?
2. Bagaimana bentuk model *Accelerated Failure Time* (AFT) yang dihasilkan dari analisis ini, dan variabel apa saja yang berpengaruh terhadap waktu perbaikan klinis pasien *stroke*?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah sebelumnya, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mencapai hal-hal berikut:

1. Untuk mengetahui distribusi terbaik untuk model *Accelerated Failure Time* (AFT) dalam analisis *survival* perbaikan klinis pasien *stroke* di RSUD Kabupaten Majene berdasarkan nilai AIC.

2. Untuk mengetahui bentuk model *Accelerated Failure Time* (AFT) yang dihasilkan dari analisis ini, dan variabel yang berpengaruh terhadap waktu perbaikan klinis pasien *stroke*.

#### **1.4 Manfaat Penelitian**

Secara khusus, penelitian ini akan memberikan beberapa manfaat, yakni sebagai berikut:

1. Menyediakan pemahaman yang lebih mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi perbaikan kecepatan kondisi klinis pada pasien *stroke* di RSUD Kabupaten Majene.
2. Memberikan informasi yang berguna bagi tenaga medis dalam merencanakan strategi perawatan yang lebih efektif dan tepat sasaran.
3. Memperluas pengetahuan tentang penggunaan metode statistik dalam analisis *survival* pasien *stroke*.

#### **1.5 Batasan Masalah**

Batasan-batasan masalah yang diperlukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini terbatas pada analisis *survival* dengan menggunakan model *Accelerated Failure Time* (AFT) pada pasien rawat inap penyakit *stroke* di RSUD Kabupaten Majene.
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini mungkin terbatas pada data internal RSUD Kabupaten Majene pada periode bulan Januari 2022 sampai Juni 2024.

## BAB II KAJIAN PUSTAKA

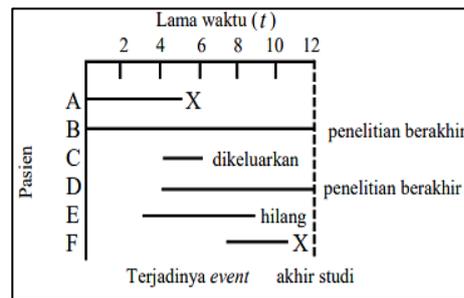
### 2.1 Analisis *Survival*

Secara keseluruhan, analisis *survival* adalah serangkaian prosedur statistik yang digunakan untuk menganalisis data waktu hingga terjadinya suatu peristiwa. Waktu dalam konteks analisis *survival* dapat mencakup tahun, bulan, minggu, atau hari dari awal pengamatan individu sampai peristiwa tertentu terjadi. Selain itu, waktu juga bisa merujuk pada usia individu ketika peristiwa tersebut terjadi. Yang dimaksud dengan peristiwa adalah kematian, timbulnya penyakit, kambuh dari masa remisi, pemulihan (misalnya, kembali bekerja), atau pengalaman penting lainnya yang mungkin dialami oleh seseorang. Dalam analisis *survival*, variabel waktu biasanya disebut sebagai waktu bertahan hidup, karena menunjukkan durasi seseorang telah bertahan selama beberapa periode tindak lanjut (Kleinbaum & Klein, 2012).

#### 2.1.1 Data Tersensor

Analisis *survival* berbeda dari prosedur statistik lainnya karena melibatkan adanya data tersensor. Menurut Lee dan Wang yang dikutip oleh Nur (2023), terdapat tiga penyebab umum terjadinya penyensoran:

1. *Loss to follow up*, terjadi ketika objek yang diteliti tidak lagi terpantau dalam pengamatan.
2. *Drop out*, terjadi ketika perlakuan dihentikan karena alasan tertentu.
3. *Termination of study*, terjadi ketika penelitian berakhir sementara objek yang diobservasi belum mencapai *event*.



**Gambar 2.1. Grafik data yang tersensor**

*Sumber: Nur, 2023*

Gambar 2.1 menunjukkan beberapa individu atau objek yang diteliti, di mana  $X$  menunjukkan individu atau objek yang mengalami *event* ditandai dengan garis A dan F. Garis B dan D menunjukkan individu atau objek yang belum mengalami *event* meskipun penelitian telah selesai. Sedangkan garis C dan E menunjukkan individu atau objek yang dikeluarkan atau hilang selama penelitian berlangsung.

Menurut Kleinbaum & Klein (2012), dalam analisis *survival* terdapat beberapa jenis data yang perlu dianalisis untuk memahami waktu yang diperlukan hingga terjadinya suatu kejadian, yakni sebagai berikut:

1. *Right-censored*: Waktu kelangsungan hidup yang sebenarnya adalah sama dengan atau lebih besar daripada waktu kelangsungan hidup yang teramati, menunjukkan bahwa subjek belum mengalami kejadian yang diobservasi hingga akhir studi.
2. *Left-censored*: Waktu kelangsungan hidup yang sebenarnya kurang dari atau sama dengan waktu kelangsungan hidup yang teramati, menunjukkan bahwa subjek telah mengalami kejadian yang diobservasi sebelum masuk dalam studi.
3. *Interval-censored*: Waktu kelangsungan hidup yang sebenarnya berada dalam rentang waktu yang diketahui, di mana kejadian tidak teramati secara tepat tetapi dapat dipastikan terjadi dalam interval tertentu.

### 2.1.2 Fungsi Densitas Peluang

Fungsi kepadatan peluang dilambangkan dengan  $f(t)$  dan didefinisikan sebagai probabilitas bahwa suatu individu mengalami kegagalan dalam interval waktu dari  $t$  hingga  $t + \Delta t$ , atau sebagai peluang kegagalan dalam satuan waktu tertentu. Fungsi kepadatan peluang dapat dinyatakan pada persamaan (2.1) (Maruddani, 2021).

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

$T$  merupakan variabel acak non-negatif yang terletak dalam interval  $[0, \infty]$ , sedangkan  $F(t)$  adalah fungsi distribusi kumulatif kontinu yang terkait dengan  $T$ . Fungsi ini didefinisikan sebagai probabilitas bahwa seorang individu mengalami kejadian sebelum mencapai waktu  $t$  dan dapat dituliskan dengan persamaan (2.2) (Nooriqfina, 2021).

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_{x=0}^{x=t} f(x) dx \quad (2.2)$$

### 2.1.3 Fungsi Survival

Fungsi *survival*  $S(t)$  menggambarkan probabilitas bahwa seorang individu akan bertahan hidup lebih lama dari waktu tertentu  $t$  yang telah ditentukan.  $S(t)$  merupakan probabilitas bahwa variabel acak  $T$  melebihi waktu  $t$  yang ditetapkan (Kleinbaum & Klein, 2012). Fungsi *survival*  $S(t)$  dapat dinyatakan dengan persamaan (2.3) atau persamaan (2.4) (Maruddani, 2021).

$$\begin{aligned} S(t) &= P(\text{objek tidak mengalami event lebih dari waktu } t) \\ &= 1 - P(\text{objek mengalami event sebelum waktu } t) \\ &= 1 - \int_{x=0}^{x=t} f(x) dx \\ S(t) &= 1 - F(t) \end{aligned} \quad (2.3)$$

atau

$$S(t) + F(t) = 1 \quad (2.4)$$

### 2.1.4 Fungsi Hazard

Fungsi *hazard*  $h(t)$  menyajikan potensial per unit waktu untuk terjadinya suatu peristiwa, dengan mempertimbangkan bahwa individu telah bertahan hingga waktu  $t$ . Fungsi *hazard* dilambangkan dengan  $h(t)$ , dinyatakan dalam rumus pada persamaan (2.5) (Kleinbaum & Klein, 2012).

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

Fungsi *hazard* juga dapat didefinisikan sebagai batas rata-rata terjadinya kejadian pada waktu  $t$  saat  $\Delta t$  mendekati nol. Fungsi *hazard* dituliskan pada persamaan (2.6) (Maruddani, 2021).

$$\begin{aligned} h(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{S(t) - S(t + \Delta t)}{\Delta t S(t)} \\ &= \frac{1}{S(t)} \left[ -\frac{dS(t)}{dt} \right] \\ h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \end{aligned} \quad (2.6)$$

### 2.1.5 Estimasi Kaplan-Meier

Pada data yang ter-sensor kanan berpasangan,  $T_{ik}$  dan  $C_{ik}$  didefinisikan sebagai waktu survival dan waktu sensor untuk subjek ke- $k$  dalam kelompok ke- $i$ , dengan  $i = 1, 2$  dan  $k = 1, 2, \dots, n$  di mana  $n$  merupakan jumlah pasangan data yang ada. Perlu dicatat bahwa  $T_{ik}$  independen terhadap  $C_{ik}$ , namun antara  $T_{1k}$  dan  $T_{2k}$ , serta antara  $C_{1k}$  dan  $C_{2k}$  terdapat hubungan saling bergantung. Secara umum, fungsi survival pada waktu  $T_{ik}$  dilambangkan dengan  $S_i(t)$ . Saat memasukkan data survival, khususnya data yang ter-sensor kanan berpasangan, maka diperoleh  $X_{ik} = \min(T_{ik}, C_{ik})$  dan  $\delta_{ik} = I(T_{ik} < C_{ik})$ , di mana  $I(A)$  adalah fungsi indikator untuk kejadian  $A$  yang bernilai 1 jika kejadian tersebut terjadi dan 0 jika tidak. Diberikan  $t_j$  sebagai waktu survival untuk data gabungan dari dua kelompok,  $d_j$  adalah jumlah kejadian, dan  $y_{ij}$  adalah jumlah unit penelitian yang belum

mengalami kejadian dan masih berisiko pada waktu  $t_j$ . Estimator *Kaplan-Meier* dinyatakan pada persamaan (2.7) (Hikmah, 2021).

$$\hat{S}_i(t) = \prod_{t_j \leq t} \left(1 - \frac{d_{ij}}{y_{ij}}\right) \quad (2.7)$$

dengan variansi,

$$\text{Var}(\hat{S}_i(t)) \approx (\hat{S}_i(t))^2 \sum_{t_j \leq t} \frac{d_{ij}}{y_{ij} - d_{ij}} \quad (2.8)$$

### 2.1.6 Uji *Log-Rank*

Uji *Log-rank* adalah sebuah uji statistik yang digunakan untuk membandingkan dua atau lebih fungsi kelangsungan hidup, baik dalam bentuk tabel kehidupan maupun grafik kurvanya. Uji ini merupakan uji chi-kuadrat yang digunakan untuk sampel besar, yang membandingkan frekuensi sel yang diamati dengan yang diharapkan untuk seluruh kategori interval waktu. Hipotesis nol yang diuji adalah bahwa tidak ada perbedaan antara fungsi kelangsungan hidup. Statistik pengujinya pada persamaan (2.9) (Harlan, 2017).

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^G \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad (2.9)$$

Statistik uji ini memiliki distribusi chi-kuadrat dengan derajat kebebasan sebanyak  $(G-1)$ , di mana  $G$  adalah jumlah grup perbandingan, dengan syarat bahwa hipotesis nol ( $H_0$ ) akan ditolak jika  $\chi^2 > \chi^2 \alpha(db)$  atau  $p\text{-value} < \alpha$ .

## 2.2 Analisis *Survival* Metode Parametrik

Analisis data *survival* memerlukan informasi mengenai waktu ketahanan hidup dan status ketahanan hidup objek penelitian. Data waktu *survival* yang diperoleh dapat berupa data yang lengkap atau tersensor. Untuk ukuran data yang cukup besar, pemodelan dan analisis sering dilakukan dengan pendekatan menggunakan distribusi tertentu. Dengan demikian, fungsi densitas peluang  $f(t)$  dapat ditentukan. Berdasarkan  $f(t)$  dapat diturunkan ketiga fungsi lainnya (Maruddani, 2021).

### 2.2.1 Pengujian Kecocokan Distribusi

Berbagai metode uji telah dikembangkan yang bergantung pada bentuk parameter eksplisit dari distribusi tertentu. Metode uji *Kolmogorov-Smirnov* digunakan untuk menentukan apakah suatu data mengikuti distribusi tertentu ketika mean dan variansinya sudah diketahui. Uji ini mengasumsikan bahwa distribusi data yang diuji bersifat kontinu dan berasal dari sampel acak. Statistik uji *Kolmogorov-Smirnov* didefinisikan sebagai berikut (Ahadi, 2023).

$$D = \max(D^+, D^-) \quad (2.10)$$

dengan

$$D^+ = \max\left(\left|\frac{i}{n} - F(x_i)\right|\right), \quad i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$$D^- = \max\left(\left|F(x_i) - \frac{i-1}{n}\right|\right), \quad i = 1, 2, 3, \dots, n$$

$F(x_i)$  adalah fungsi distribusi kumulatif dari distribusi normal, dan  $n$  menunjukkan jumlah sampel. Keputusan pengujian dapat ditentukan berdasarkan daerah kritis. Jika nilai  $D$  lebih besar dari nilai tabel  $D$  yaitu  $D > D_{tab}$ , maka hipotesis nol ( $H_0$ ) ditolak.

### 2.2.2 Distribusi Eksponensial

Jika distribusi waktu terjadinya suatu peristiwa (*event*) mengikuti distribusi Eksponensial dengan parameter  $\lambda$ , atau dinyatakan sebagai  $T \sim EXP(t, \lambda)$ , maka memiliki fungsi densitas (Maruddani, 2021):

$$f(t) = \lambda \exp(-\lambda t); \quad t \geq 0, \lambda > 0 \quad (2.11)$$

Fungsi *likelihood* untuk Distribusi Eksponensial:

$$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n \lambda \exp(-\lambda t_i)$$

$$= \lambda^n \exp\left(-\lambda \sum_{i=1}^n t_i\right)$$

Logaritma dari fungsi *likelihood*:

$$l(\lambda) = n \ln \lambda - \lambda \sum_{i=1}^n t_i$$

didapatkan estimasi parameter untuk  $\lambda$  adalah:

$$\lambda = \frac{n}{\sum_{i=1}^n t_i} \quad (2.12)$$

Mean dan variansi untuk  $T \sim EXP(t, \lambda)$  adalah:

$$Mean = \frac{1}{\lambda} \quad (2.13)$$

$$Variansi = \frac{1}{\lambda^2} \quad (2.14)$$

Fungsi densitas kumulatif:

$$\begin{aligned} F(t) &= \int_{x=0}^{x=t} f(x) dx \\ &= \int_{x=0}^{x=t} \lambda \exp(-\lambda x) dx \\ F(t) &= 1 - \exp(-\lambda t) \quad ; t \geq 0 \end{aligned} \quad (2.15)$$

Fungsi *survival*:

$$\begin{aligned} S(t) &= 1 - F(t) \\ &= \exp(-\lambda t) \quad ; t \geq 0 \end{aligned} \quad (2.16)$$

Fungsi *hazard*:

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ &= \frac{\lambda \exp(-\lambda t)}{\exp(-\lambda t)} \\ h(t) &= \lambda \quad ; t \geq 0 \end{aligned} \quad (2.17)$$

### 2.2.3 Distribusi Weibull

Jika waktu terjadinya suatu peristiwa (*event*) mengikuti distribusi *Weibull* dengan parameter  $\theta$  dan  $\gamma$ , atau dinyatakan sebagai  $T \sim WEI(t, \theta, \gamma)$ , maka distribusi tersebut memiliki fungsi densitas (Maruddani, 2021):

$$f(t) = \frac{\gamma}{\theta} t^{\gamma-1} \exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right); \quad t \geq 0, \theta > 0, \gamma \geq 1 \quad (2.18)$$

Fungsi *likelihood* untuk Distribusi *Weibull*:

$$L(\gamma, \theta) = \left(\frac{\gamma}{\theta}\right)^n \prod_{i=1}^n t_i^{\gamma-1} \exp\left(-\frac{t_i^\gamma}{\theta}\right)$$

Logaritma dari fungsi *likelihood*:

$$l_1(\gamma, \theta) = \frac{n}{\gamma} + \sum_{i=1}^n \ln t_i - \frac{1}{\theta} \sum_{i=1}^n (t_i)^\gamma \ln(t_i) \quad (2.19)$$

$$l_2(\gamma, \theta) = \frac{n}{\theta} + \frac{1}{\theta^2} \sum_{i=1}^n (t_i)^\gamma \quad (2.20)$$

dengan memasukkan persamaan (2.20) ke dalam persamaan (2.19), diperoleh:

$$D(\gamma) = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i)^\gamma \ln(t_i)}{\sum_{i=1}^n (t_i)^\gamma} - \frac{1}{\gamma} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(t_i) \quad (2.21)$$

Estimasi parameter untuk  $\gamma$  diperoleh menggunakan metode *Newton-Raphson* berdasarkan persamaan (2.21). Setelah nilai  $\hat{\gamma}$  diperoleh, estimasi parameter untuk  $\theta$  dapat dihitung sebagai berikut:

$$\theta = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i)^\gamma}{n} \quad (2.22)$$

Mean dan variansi untuk  $T \sim WEI(t, \theta, \gamma)$  adalah:

$$Mean = \frac{1}{\theta^\gamma} \Gamma\left(1 + \frac{1}{\gamma}\right) \quad (2.23)$$

$$Variansi = \theta^{\frac{2}{\gamma}} \left[ \Gamma\left(1 + \frac{2}{\gamma}\right) - \left[ \Gamma\left(1 + \frac{1}{\gamma}\right) \right]^2 \right] \quad (2.24)$$

dengan

$$\Gamma(n) = \int_{n=0}^{\infty} x^{n-1} \exp(-x) dx$$

Fungsi densitas kumulatif dari Distribusi *Weibull* adalah:

$$\begin{aligned} F(t) &= \int_{x=0}^{x=t} f(x) dx \\ &= \int_{x=0}^{x=t} \frac{\gamma}{\theta} t^{\gamma-1} \exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right) dx \\ F(t) &= 1 - \exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right); \quad t \geq 0 \end{aligned} \tag{2.25}$$

Fungsi *survival*:

$$\begin{aligned} S(t) &= 1 - F(t) \\ &= 1 - \left(1 - \exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right)\right) \\ S(t) &= \exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right); \quad t \geq 0 \end{aligned} \tag{2.26}$$

Fungsi *hazard*:

$$\begin{aligned} h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \\ &= \frac{\frac{\gamma}{\theta} t^{\gamma-1} \exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right)}{\exp\left(-\frac{t^\gamma}{\theta}\right)} \\ h(t) &= \frac{\gamma}{\theta} t^{\gamma-1}; \quad t \geq 0 \end{aligned} \tag{2.27}$$

#### 2.2.4 Distribusi *Log-Normal*

Jika distribusi waktu terjadinya peristiwa (*event*) mengikuti distribusi *Log-normal* dengan parameter  $\mu$  dan  $\sigma$ , yang dapat dinyatakan sebagai  $T \sim LN(t, \mu, \sigma)$ , maka fungsi densitasnya pada persamaan (2.28) (Maruddani, 2021).

$$f(t) = \frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln t - \mu)^2\right); -\infty < \mu < \infty, \sigma > 0, t \geq 0 \quad (2.28)$$

Jika  $x = \ln t$  dengan  $x \sim N(\mu, \sigma^2)$ , maka

$$\text{Mean} = E[\ln t] = \mu$$

$$\text{Variansi} = E[\ln t] = \sigma^2$$

Mean dan variansi untuk  $T \sim LN(t, \mu, \sigma)$  adalah:

$$\text{Mean} = \exp\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right) \quad (2.29)$$

$$\text{Variansi} = [\exp(\sigma^2) - 1] [\exp(2\mu + \sigma^2)] \quad (2.30)$$

Estimasi parameter yang diperoleh melalui metode *Estimator Maximum Likelihood* adalah:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(t_i) \quad (2.31)$$

$$\sigma^2 = \left[ \sum_{i=1}^n \ln(t_i)^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n \ln(t_i))^2}{n} \right] \quad (2.32)$$

Fungsi densitas *kumulatif*:

$$\begin{aligned} F(t) &= \int_{x=0}^{x=t} \frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(\ln t - \mu)^2\right) dx \\ &= P[T \leq t] \\ &= P\left[z \leq \frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right] \\ F(t) &= \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right) \end{aligned} \quad (2.33)$$

Fungsi *survival*:

$$\begin{aligned} S(t) &= 1 - F(t) \\ S(t) &= 1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right) \end{aligned} \quad (2.34)$$

Fungsi *hazard*:

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

$$h(t) = \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\ln t - \mu)^2\right)}{1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)} \quad (2.35)$$

### 2.2.5 Distribusi Log-Logistik

Distribusi *Log-logistik* merupakan turunan dari distribusi logistik, yang melibatkan variabel acak  $Y$  dengan fungsi densitas peluang sebagai berikut (Nooriqfina, 2021):

$$f(y) = \frac{\exp\left[\frac{(y-\mu)}{\sigma}\right]}{\sigma \left(1 + \exp\left[\frac{(y-\mu)}{\sigma}\right]\right)^2}; \quad -\infty < \mu < \infty, -\infty < y < \infty, -\infty < \sigma < \infty \quad (2.36)$$

dengan  $-\infty < y < \infty$  sebagai variabel acak yang mengikuti distribusi logistik dengan parameter  $-\infty < \mu < \infty$  dan  $-\infty < \sigma < \infty$ , di mana  $y$  dapat mengambil nilai dalam rentang tak hingga.

Variabel acak  $T$  (waktu terjadinya peristiwa) dinyatakan mengikuti distribusi *Log-logistik* jika memiliki fungsi densitas sebagai berikut:

$$f(t) = \frac{e^\theta k t^{k-1}}{(1 + e^\theta t^k)^2} \quad (2.37)$$

dengan  $k = \frac{1}{\sigma}$ ,  $\theta = \left(-\frac{\mu}{\sigma}\right)$

Fungsi *likelihood* untuk distribusi log-logistik:

$$L(k, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{e^\theta k t^{k-1}}{(1 + e^\theta t^k)^2}$$

$$L(k, \theta) = (e^\theta k)^n \prod_{i=1}^n \frac{t^{k-1}}{(1 + e^\theta t^k)^2} \quad (2.38)$$

Logaritma dari fungsi *likelihood* pada persamaan (2.39).

$$\begin{aligned}
l(k, \theta) &= \ln \left( \prod_{i=1}^n \frac{e^{\theta} k t_i^{k-1}}{(1 + e^{\theta} t_i^k)^2} \right) \\
l(k, \theta) &= \sum_{i=1}^n \ln \left( \frac{e^{\theta} k t_i^{k-1}}{(1 + e^{\theta} t_i^k)^2} \right) \\
l(k, \theta) &= \sum_{i=1}^n (\theta k t_i^{k-1} - 2 \ln(1 + e^{\theta} t_i^k)) \tag{2.39}
\end{aligned}$$

Turunan pertama terhadap masing-masing parameter:

Terhadap parameter  $k$ :

$$\frac{dl(k, \theta)}{dk} = \sum_{i=1}^n (\theta t_i^{k-1} + \theta k t_i^{k-1} \ln(t_i)) \tag{2.40}$$

Terhadap parameter  $\theta$ :

$$\frac{dl(k, \theta)}{d\theta} = \sum_{i=1}^n \left( k t_i^{k-1} - \frac{2\theta t_i^k}{(1 + e^{\theta t_i^k})} \right) \tag{2.41}$$

Turunan kedua terhadap masing-masing parameter:

Terhadap parameter  $k$ :

$$\frac{d^2l(k, \theta)}{dk^2} = \sum_{i=1}^n (\theta t_i^{k-1} \ln(t_i) + \theta(k-1) t_i^{k-1} \ln(t_i)) \tag{2.42}$$

Terhadap parameter  $\theta$ :

$$\frac{d^2l(k, \theta)}{d\theta^2} = \sum_{i=1}^n \left( k t_i^{k-1} \ln(t_i) - \frac{2e^{\theta t_i^k} t_i^{2k}}{(1 + e^{\theta t_i^k})^2} \right) \tag{2.43}$$

Pembaruan parameter menggunakan rumus *Newton-Raphson* adalah sebagai berikut:

Pembaruan untuk parameter  $k$ :

$$k_{baru} = k_{lama} - \frac{\frac{dl(k_{lama}, \theta_{lama})}{dk}}{\frac{d^2l(k_{lama}, \theta_{lama})}{dk^2}} \tag{2.44}$$

dengan  $k_{lama}$  adalah nilai parameter  $k$  pada iterasi sebelumnya,  $\frac{dl(k_{lama}, \theta_{lama})}{dk}$  adalah turunan pertama dari *log-likelihood*  $l(k, \theta)$  terhadap parameter  $k$  yang menunjukkan laju perubahan *log-likelihood* terhadap  $k$ , dan  $\frac{d^2l(k_{lama}, \theta_{lama})}{dk^2}$  adalah turunan kedua dari *log-likelihood* terhadap  $k$ , yang menggambarkan kelengkungan *log-likelihood* terhadap  $k$ .

Pembaruan untuk parameter  $\theta$ :

$$\theta_{baru} = \theta_{lama} - \frac{\frac{dl(k_{lama}, \theta_{lama})}{d\theta}}{\frac{d^2l(k_{lama}, \theta_{lama})}{d\theta^2}} \quad (2.45)$$

dengan  $\theta_{lama}$  adalah nilai parameter  $\theta$  pada iterasi sebelumnya,  $\frac{dl(k_{lama}, \theta_{lama})}{d\theta}$  adalah turunan pertama dari *log-likelihood*  $l(k, \theta)$  terhadap parameter  $\theta$  yang menunjukkan laju perubahan *log-likelihood* terhadap  $\theta$ , dan  $\frac{d^2l(k_{lama}, \theta_{lama})}{d\theta^2}$  adalah turunan kedua dari *log-likelihood* terhadap  $\theta$  yang menggambarkan kelengkungan *log-likelihood* terhadap  $\theta$ .

Fungsi distribusi *kumulatif*:

$$\begin{aligned} F(t) &= \int_{x=0}^{x=t} \frac{e^{\theta} k t^{k-1}}{(1 + e^{\theta} t^k)^2} dx \\ &= \frac{e^{\theta} k t^{k-1}}{(1 + e^{\theta} t^k)^2} \times (t - 0) \\ &= \frac{e^{\theta} k t^{k-1}}{(1 + e^{\theta} t^k)^2} \times t \\ &= \frac{e^{\theta} k t^k}{(1 + e^{\theta} t^k)^2} \\ F(t) &= \frac{e^{\theta} k t^k}{1 + e^{\theta} t^k} \quad (2.46) \end{aligned}$$

Fungsi *survival*:

$$\begin{aligned} S(t) &= 1 - F(t) \\ &= 1 - \frac{e^{\theta} k t^k}{1 + e^{\theta} t^k} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{1 + e^{\theta}kt^k - e^{\theta}kt^k}{1 + e^{\theta}t^k} \\
S(t) &= \frac{1}{1 + e^{\theta}t^k} \tag{2.47}
\end{aligned}$$

Fungsi hazard:

$$\begin{aligned}
h(t) &= \frac{f(t)}{S(t)} \\
&= \frac{e^{\theta}kt^{k-1}}{(1 + e^{\theta}t^k)^2} \\
&= \frac{1}{1 + e^{\theta}t^k} \\
&= \frac{e^{\theta}kt^{k-1} \times 1 + e^{\theta}t^k}{1 \times (1 + e^{\theta}t^k)^2} \\
h(t) &= \frac{e^{\theta}kt^{k-1}}{1 + e^{\theta}t^k} \tag{2.48}
\end{aligned}$$

### 2.3 Model Accelerated Failure Time (AFT)

Menurut Kleinbaum & Klein (2012), model *Accelerated Failure Time* (AFT) adalah model parametrik dalam analisis kelangsungan hidup yang digunakan untuk memprediksi waktu terjadinya suatu peristiwa berdasarkan variabel prediktor (faktor risiko). Model ini memodelkan waktu kegagalan langsung, yang berbeda dengan model *Cox Proportional Hazards* (CPH) yang memodelkan rasio risiko. Model AFT mengasumsikan bahwa waktu kegagalan untuk individu dapat dipercepat atau diperlambat oleh faktor-faktor tertentu, yang diwakili oleh variabel prediktor.

Jika dinotasikan transformasi skala waktu dengan *acceleration factor*  $A_F$  yang konstan (percepatan linier), maka hubungan antara kondisi dipercepat (*accelerated condition*) dan kondisi normal dapat dinyatakan sebagai berikut (Maruddani, 2021):

$$A_F = \exp(\beta) \tag{2.49}$$

imana  $\beta$  adalah koefisien regresi untuk variabel  $X$  yang diperoleh dari model regresi.

Hubungan antara waktu kegagalan pada kondisi normal  $t_0$  dan waktu kegagalan pada kondisi dipercepat  $t_s$  adalah:

$$t_0 = A_F \times t_s \quad (2.50)$$

Hubungan antara Fungsi Distribusi Kumulatif pada kondisi normal  $F_0(t)$  dan kondisi dipercepat  $F_s(t)$  adalah:

$$F_0(t) = F_s\left(\frac{t}{A_F}\right) \quad (2.51)$$

Hubungan antara Fungsi Densitas Probabilitas pada kondisi normal  $f_0(t)$  dan kondisi dipercepat  $f_s(t)$  adalah:

$$\begin{aligned} f_0(t) &= \frac{d}{dt} [F_0(t)] \\ &= \frac{d}{dt} \left[ F_s\left(\frac{t}{A_F}\right) \right] \\ &= f_s\left(\frac{t}{A_F}\right) \frac{d}{dt} \left(\frac{t}{A_F}\right) \\ &= f_s\left(\frac{t}{A_F}\right) \frac{1}{A_F} \\ f_0(t) &= \left(\frac{1}{A_F}\right) f_s\left(\frac{t}{A_F}\right) \end{aligned} \quad (2.52)$$

Hubungan antara fungsi *survival* pada kondisi normal  $S_0(t)$  dan kondisi dipercepat  $S_s(t)$  adalah:

$$S_0(t) = 1 - F_0(t)$$

$$= 1 - F_s \left( \frac{t}{A_F} \right)$$

dengan menggunakan definisi fungsi survival  $S(t) = 1 - F(t)$  pada kondisi dipercepat  $S_s(t)$ , maka:

$$S_s(t) = 1 - F_s(t)$$

maka, untuk  $t$  yang dipercepat:

$$S_s \left( \frac{t}{A_F} \right) = 1 - F_s \left( \frac{t}{A_F} \right)$$

Jadi, kita dapat menggantikan  $1 - F_s \left( \frac{t}{A_F} \right)$  dengan  $S_s \left( \frac{t}{A_F} \right)$ , sehingga:

$$S_0(t) = S_s \left( \frac{t}{A_F} \right) \quad (2.53)$$

Hubungan antara Fungsi *Hazard* pada kondisi normal  $h_0(t)$  dan kondisi dipercepat  $h_s(t)$  adalah:

$$\begin{aligned} h_0(t) &= \frac{f_0(t)}{S_0(t)} \\ &= \frac{\left( \frac{1}{A_F} \right) f_s \left( \frac{t}{A_F} \right)}{S_s \left( \frac{t}{A_F} \right)} \\ &= \left( \frac{1}{A_F} \right) \frac{f_s \left( \frac{t}{A_F} \right)}{S_s \left( \frac{t}{A_F} \right)} \\ h_0(t) &= \left( \frac{1}{A_F} \right) h_s \left( \frac{t}{A_F} \right) \end{aligned} \quad (2.54)$$

Berdasarkan persamaan (2.54), fungsi *hazard* untuk individu dengan kovariat  $X$  dapat dihitung sebagai berikut (Danardono, 2012).

$$h(t | X) = \exp(-\beta^T X) h_0 \left[ \exp(-\beta^T X) t \right] \quad (2.55)$$

di mana faktor  $\exp(-\beta^T X)$  disebut sebagai *acceleration factor*, yang mengukur pengaruh perubahan kovariat terhadap waktu *survival*.

Distribusi yang digunakan dalam model AFT, yaitu distribusi *Weibull*, distribusi eksponensial, distribusi *Log-normal*, dan distribusi *Log-logistik*. Model Eksponensial dan *Weibull* dapat diterapkan baik dalam pendekatan *Proportional Hazards* (PH) maupun dalam pendekatan AFT. Sementara itu, model *Log-logistik*, dan *Log-normal* hanya dapat diterapkan dalam pendekatan AFT (Khanal, 2012). Model Eksponensial dan *Weibull* dapat diterapkan baik dalam pendekatan *Proportional Hazards* (PH) maupun *Accelerated Failure Time* (AFT) karena keduanya memiliki fungsi *hazard* yang dapat menggambarkan perubahan risiko seiring waktu serta hubungan dengan waktu kegagalan, sementara model *Log-logistik* dan *Log-normal* hanya dapat diterapkan dalam pendekatan AFT karena distribusi mereka memodelkan waktu kegagalan yang lebih kompleks tanpa asumsi *hazard* yang proporsional, sehingga lebih sesuai untuk mengestimasi waktu kegagalan yang dipengaruhi oleh faktor prediktor. Salah satu distribusi yang paling sesuai dengan data akan dipilih dari keempat distribusi ini untuk digunakan dalam model AFT. Berikut adalah fungsi *hazard* model AFT dari beberapa distribusi yang akan dianalisis dan dibandingkan:

1. Distribusi *Weibull*

Dari persamaan (2.55) merupakan persamaan fungsi *hazard* dari model AFT dengan *baseline hazard* mengikuti distribusi *Weibull*

$h_0(t) = \frac{\gamma}{\theta} t^{\gamma-1}$  sehingga diperoleh fungsi *hazard* dari model AFT pada persamaan (2.56).

$$h(t | X) = \exp(-\beta^T X) \frac{\gamma}{\theta} \left( \exp(-\beta^T X) t \right)^{\gamma-1}$$

$$h(t | X) = \frac{\gamma}{\theta} t^{\gamma-1} \exp[\gamma(-\beta^T X)] \quad (2.56)$$

## 2. Distribusi Eksponensial

Dari persamaan (2.55) merupakan persamaan fungsi *hazard* dari model AFT dengan *baseline hazard* mengikuti distribusi Eksponensial  $h_0(t) = \lambda$  sehingga diperoleh fungsi *hazard* dari model AFT pada persamaan (2.57).

$$h(t | X) = \exp(-\beta^T X) \lambda \quad (2.57)$$

## 3. Distribusi Log-Normal

Dari persamaan (2.55) merupakan persamaan fungsi *hazard* dari model AFT dengan *baseline hazard* mengikuti distribusi Log-normal sebagai berikut:

$$h_0(t) = \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} (\ln t - \mu)^2\right)}{1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)}$$

sehingga diperoleh fungsi *hazard* dari model Log-normal AFT pada persamaan (2.58).

$$h(t | X) = \exp(-\beta^T X) \times \frac{\frac{1}{\sigma \exp(-\beta^T X) t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln(\exp(-\beta^T X) t) - \mu}{\sigma}\right)^2\right)}{1 - \Phi\left(\frac{\ln(\exp(-\beta^T X) t) - \mu}{\sigma}\right)}$$

$$h(t | X) = \exp(-\beta^T X) \times \frac{\frac{1}{\sigma \exp(-\beta^T X) t \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln(t) + (-\beta^T X) - \mu}{\sigma}\right)^2\right)}{1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) + (-\beta^T X) - \mu}{\sigma}\right)}$$

$$h(t|X) = \frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \times \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln(t) + (-\beta^T X) - \mu}{\sigma}\right)^2\right)}{1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) + (-\beta^T X) - \mu}{\sigma}\right)} \quad (2.58)$$

#### 4. Distribusi Log-Logistik

Dari persamaan (2.55) merupakan persamaan fungsi *hazard* dari model AFT dengan *baseline hazard* mengikuti distribusi Log-logistik sebagai berikut:

$$h_0(t) = \frac{e^{\theta} k t^{k-1}}{1 + e^{\theta} t^k}$$

sehingga diperoleh fungsi *hazard* dari model Log-logistik AFT pada persamaan (2.59).

$$\begin{aligned} h(t|X) &= \exp(-\beta^T X) h_0[\exp(-\beta^T X)t] \\ h(t|X) &= \exp(-\beta^T X) \frac{\exp(\theta) k (\exp(-\beta^T X)t)^{k-1}}{1 + \exp(\theta) (\exp(-\beta^T X)t)^k} \\ h(t|X) &= \frac{\exp(-\beta^T X) \exp(\theta) \exp((- \beta^T X)(k-1)) (kt)^{k-1}}{1 + \exp(\theta) \exp(k(-\beta^T X)) (t)^k} \\ h(t|X) &= \frac{\exp((- \beta^T X) + \theta + (k-1)(- \beta^T X)) (kt)^{k-1}}{1 + \exp(\theta + k(-\beta^T X)) (t)^k} \\ h(t|X) &= \frac{\exp(\theta + k(-\beta^T X)) (kt)^{k-1}}{1 + \exp(\theta + k(-\beta^T X)) (t)^k} \end{aligned} \quad (2.59)$$

#### 2.4 Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter untuk menguji apakah parameter-parameter yang terdapat dalam model memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel dependen.

### 2.4.1 Uji Secara Simultan

Fisher mengembangkan konsep uji rasio *likelihood* yang juga dikenal sebagai uji  $G$ , yang kini digunakan dalam berbagai penelitian statistik. Jurnal yang digunakan oleh Nooriqfina (2021) mengadaptasi metode ini untuk menentukan apakah variabel independen secara keseluruhan memberikan pengaruh terhadap model. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian ini, sebagai berikut:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$  ((secara bersama-sama variabel independen tidak berpengaruh terhadap variabel dependen)

$H_1$ : minimal ada satu  $\beta_j \neq 0$ , dengan  $j = 1, 2, \dots, p$  (minimal ada satu variabel independen yang berpengaruh secara simultan terhadap variabel dependen)

Berikut adalah rumus statistik yang digunakan untuk uji  $G$ :

$$G = -1 \left[ \ln(0) - \ln L \left[ \hat{\beta} \right] \right] \quad (2.60)$$

di mana  $\ln(0)$  merujuk pada fungsi *likelihood* dari model yang tidak memiliki variabel independen, sedangkan  $\ln L \left[ \hat{\beta} \right]$  adalah fungsi *likelihood* dari model yang mencakup  $p$  variabel independen. Statistik uji  $G$  mengikuti distribusi chi-square dengan derajat kebebasan  $p$ . Apabila  $G > \chi^2_{(\alpha, p)}$ , maka  $H_0$  harus ditolak, yang menunjukkan bahwa setidaknya satu variabel independen dapat memengaruhi model dan sebaliknya.

### 2.4.2 Uji Secara Parsial

Uji Wald, yang ditemukan oleh Abraham Wald, digunakan dalam pengujian parsial untuk menguji signifikansi parameter. Statistik ini mengikuti distribusi *chi-square* dengan derajat kebebasan  $p$ . Hipotesis yang diajukan dalam pengujian ini, sebagai berikut (Meiza, 2022).

$H_0: \beta_j = 0$  (variabel independen tidak berpengaruh signifikan)

$H_1: \beta_j \neq 0$  (variabel independen berpengaruh signifikan)

Persamaan (2.60) merupakan statistik untuk uji Wald.

$$W = \left( \frac{\beta_j}{SE(\beta_j)} \right)^2 \quad (2.61)$$

di mana  $\hat{\beta}_j$  merupakan koefisien yang terkait dengan variabel, dan  $SE(\hat{\beta}_j)$  adalah standar error. Jika nilai signifikansi  $W$  lebih besar dari  $\chi^2_{(\alpha/2)}$ , maka  $H_0$  ditolak, menandakan bahwa variabel independen memiliki pengaruh signifikan terhadap model, dan sebaliknya.

## 2.5 Pengujian Kesesuaian Model

Metode yang digunakan untuk pencarian model terbaik yaitu metode *Akaike Information Criterion* (AIC) dan metode *Bayesian Information Criterion* (BIC). Model terbaik didapatkan dengan membandingkan nilai AIC dan BIC yang paling kecil.

### 1. Metode *Akaike Information Criterion* (AIC)

*Akaike Information Criterion* (AIC) adalah suatu metode yang dirancang untuk membandingkan kesesuaian antara berbagai model statistik. Ketika model statistik digunakan untuk menganalisis data, menemukan representasi yang tepat seringkali menjadi tantangan yang sulit. Salah satu pendekatan untuk menentukan model terbaik adalah dengan menggunakan *Akaike Information Criterion* (AIC). Menurut Akaike, model yang memiliki nilai AIC paling rendah dianggap sebagai model terbaik untuk data yang sedang dianalisis. Menurut Klein (2003), nilai AIC dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$AIC = -2l + 2p \quad (2.62)$$

di mana  $l$  adalah *Log-likelihood* dan  $p$  menunjukkan total derajat kebebasan yang diterapkan dalam model. Semakin tinggi nilai *log-likelihood* suatu model, semakin baik pula model tersebut (Rayyan, 2023).

### 2. Metode *Bayesian Information Criterion* (BIC)

*Bayesian Information Criterion* (BIC) adalah sebuah kriteria informasi yang digunakan untuk memilih model terbaik dari beberapa model yang sedang dibandingkan. BIC mengestimasi tingkat kesalahan prediksi pada sampel. Semakin kecil nilai BIC suatu model, semakin kecil pula kesalahan prediksinya.

Oleh karena itu, model dengan nilai BIC terkecil dianggap sebagai model terbaik. Hal ini karena nilai BIC berkaitan dengan log-likelihood suatu model yang dikalikan dengan -2. Menurut Klein (2003), nilai BIC dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$BIC = -2l + p \log n \quad (2.63)$$

di mana  $l$  adalah *Log-likelihood*,  $p$  menunjukkan total derajat kebebasan yang diterapkan dalam model, dan  $n$  adalah jumlah data (Rayyan, 2023).

## 2.6 *Stroke*

*Stroke* adalah salah satu penyebab utama kecacatan di seluruh dunia dan menjadi penyebab kematian kedua terbesar. Menurut *Global Stroke Factsheet* yang dirilis pada tahun 2022, risiko seumur hidup untuk mengalami *stroke* telah meningkat sebesar 50% dalam 17 tahun terakhir, dengan sekarang 1 dari 4 individu diperkirakan akan mengalami *stroke* dalam hidup mereka. Dari tahun 1990 hingga 2019, terjadi peningkatan 70% dalam insiden *stroke*, peningkatan 43% dalam kematian yang disebabkan oleh *stroke*, peningkatan 102% dalam prevalensi *stroke*, dan peningkatan 143% dalam *Disability Adjusted Life Years* (DALYs). Salah satu fitur mencolok adalah bahwa sebagian besar beban *stroke global* sebesar 86% dari kematian akibat *stroke* dan 89% DALYs terjadi di negara-negara berpenghasilan rendah dan menengah. Beban yang tidak seimbang yang dialami oleh negara-negara berpenghasilan rendah dan menengah telah menimbulkan tantangan yang belum pernah terjadi sebelumnya bagi keluarga dengan sumber daya yang lebih sedikit (WHO, 2022).

*Stroke* adalah salah satu penyebab utama kematian dan kecacatan neurologis di Indonesia. Kondisi ini merupakan keadaan darurat medis yang memerlukan penanganan cepat, tepat, dan akurat. *Stroke* adalah sindrom klinis yang muncul secara tiba-tiba, berkembang dengan cepat, ditandai oleh defisit neurologis fokal atau global yang berlangsung selama 24 jam atau lebih, atau menyebabkan kematian. Penyebabnya adalah gangguan peredaran darah di otak yang bukan akibat trauma (Fauzi, 2022).

## **2.7 Faktor-faktor Ketahanan Hidup Pasien *Stroke***

Menurut WHO (2022), salah satu faktor risiko klinis utama untuk *stroke* adalah tekanan darah tinggi. Faktor risiko lainnya meliputi penggunaan tembakau, kurangnya aktivitas fisik, pola makan tidak sehat, konsumsi alkohol, fibrilasi atrium, kadar lipid darah yang tinggi, obesitas, predisposisi genetik, stres, dan depresi. Para penderita *stroke* dapat hidup dengan konsekuensi seperti cacat fisik, kesulitan komunikasi, kehilangan pekerjaan, pendapatan, dan jejaring sosial. Akses cepat ke perawatan menyelamatkan nyawa dan meningkatkan pemulihan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abdu, S., dkk., 2022, Analisis faktor yang mempengaruhi kualitas hidup pasien pasca stroke. *Jurnal Keperawatan Florence Nightingale (JKFN)*, 5(2), 50–59.
- Ahadi, G. D., & Zain, N. N. L. E., 2023, The simulation study of normality test using Kolmogorov-Smirnov, Anderson-Darling, and Shapiro-Wilk, *Eigen Mathematics Journal*, 6(1), 11–19.
- Andri, J., dkk., 2021, Penurunan tekanan darah pada pasien hipertensi menggunakan intervensi slow deep breathing exercise, *Jurnal Kesehatan Sandi Husada*, 5(1), 53–59.
- Ardiyansah, I., & Nurpulaela, L., 2021, Sistem pengukuran suhu tubuh otomatis berbasis Arduino sebagai alat deteksi awal COVID-19, *Power Elektronik: Jurnal Orang Elektro*, 10(2), 60–67.
- Bakce, R., & Zainal, R., 2023, Pengaruh karakteristik demografi, sosial, ekonomi terhadap pemilihan kelas perawatan BPJS Kesehatan mandiri, *Media Bakti Indonesia*, 14(10), 1-10.
- Danardono, 2012, *Analisis data survival*, Program Studi Statistik, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Gadjah Mada.
- Fauzi, A., 2022, Hubungan Tanda -tanda vital dengan GCS pasien *stroke*. *Jurnal Keperawatan Malang*, 7(1), 89-99.
- Firmansyah, D., & Dede, D., 2022, Teknik pengambilan sampel umum dalam metodoLogi penelitian: Literature review, *Jurnal Ilmiah Penelitian Hidup*, 1(2), 123-135.
- Hakim, L. N., 2020, Urgensi revisi Undang-Undang tentang kesejahteraan lanjut usia, *Aspirasi: Jurnal Masalah-Masalah Sosial*, 11(1), 45-59.
- Hardani, S.Pd., M.Si., dkk., 2020, *Metode Penelitian Kualitatif & Kuantitatif*, Pustaka Ilmu, Yogyakarta.
- Harlan, J., 2017, *Analisis survival*, Ed.1, Gunadarma, Depok.
- Hikmah, & Ekawati, D., 2021, Analisis Data Tersensor Berpasangan dengan Estimasi Kaplan Meier dan Nelson Aalen, *SAINTIFIK*, 7(2), 133–138.
- Husni, E., dkk., 2024, Pemeriksaan denyut nadi, tekanan darah, dan glukosa darah di Posyandu Lansia Abiyoso Polkesbaya, *Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 6(2), 26-29.

- Khanal, S. P., dkk., 2012, Accelerated failure time models: An application in the survival of acute liver failure patients in India, *International Journal of Science and Research (IJSR)*, 3(6), 161-166.
- Kleinbaum, D. G., & Klein, M., 2012, *Survival analysis*, Ed.3, Springer Science Business Media. New York.
- Maruddani, D. A. I., dkk., 2021, *Survival analysis*, UNDIP Press, Semarang.
- Meiza, A., dkk., 2022, Comparison of different underlying distributions in the accelerated failure time (AFT) model on mortality of COVID-19 patients, *Inprime: Jurnal Ilmu Matematika*, 4(2), 141-150.
- Negasa, B. W., dkk., 2023, Modeling Survival Time to Death among Stroke Patients at Jimma University Medical Center, Southwest Ethiopia: A Retrospective Cohort Study, *Stroke research and treatment*, 2023, 1-10
- Nooriqfina, D., dkk., 2021, Implementasi model accelerated failure time (AFT) berdistribusi *Log-Logistik* pada pasien penyakit jantung bawaan, *Jurnal Gaussian*, 10(4), 518–531.
- Nur, S. H., 2023, Model Regresi Cox Proportional Hazard Dengan Penaksiran Parameter Efron Partial Likelihood (Studi Kasus: Lama Perawatan Pasien Penderita Tuberkulosis Di Puskesmas Banggae I, Majene Pada Tahun 2017-2022), *Skripsi*, Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Sulawesi Barat, Majene.
- Oktarina, Y., dkk., 2020, Edukasi kesehatan penyakit *stroke* pada lansia, *MEDIC*, 3(2), 106–109.
- Pomalingo, D. Z., dkk., 2022, Perbandingan metode life table dan metode Kaplan Meier pada analisis survival penderita *stroke* di RSUD Aloe Saboe Kota Gorontalo pada Agustus sampai dengan Desember 2019, *Jambura Journal of Probability and Statistics*, 3(1), 1–10.
- Putri, V. A. D., dkk., 2022, Analisis laju perbaikan kondisi klinis pasien COVID-19 dengan menggunakan pendekatan multiple period *Logit* (Studi Kasus: Penderita COVID-19 yang menjalani rawat inap di RSUD Depok pada September 2021), *Jurnal Gaussian*, 11(2), 1–10.
- Rayyan, N.A., 2023, Analisis Regresi Cox Proportional Hazard Dan Accelerated Failure Time Pada Data Waktu Tunggu Kerja, *Skripsi*, Jurusan Matematika, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati, Bandung.
- Sawo, M. K., dkk., 2021, Analisis pengembangan kawasan permukiman berdasarkan kemampuan lahan di Distrik Muara Tami, *Jurnal Spatial*, 8(3), 1-10.