

**ANALISIS REGRESI *COX PROPORTIONAL HAZARD* DAN  
*ACCELERATED FAILURE TIME* PADA DATA WAKTU  
TUNGGU KERJA**

**SKRIPSI**

Disusun untuk memenuhi syarat memperoleh gelar Sarjana Sains Jurusan  
Matematika UIN Sunan Gunung Djati



Oleh:

**Nizma Aini Rayyan**

**1187010061**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN GUNUNG DJATI  
BANDUNG**

**2023 M / 1445 H**

**LEMBAR PERSETUJUAN**

**ANALISIS REGRESI *COX PROPORTIONAL HAZARD* DAN  
*ACCELERATED FAILURE TIME* PADA DATA WAKTU  
TUNGGU KERJA**

**SKRIPSI**

Oleh :

**Nizma Aini Rayyan**

**NIM : 1187010061**

Menyetujui :

Pembimbing I,

Pembimbing II,

**Dr. Hj. Asti Meiza, M.Si.**

**NIP. 197105172007012022**

**Elvi Syukrina Erianto, S.Pd., M.Si**

**199209082020122027**

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi,

Ketua Jurusan Matematika,

**Dr. Hasniah Aliah, M.Si.**

**NIP. 19786132005012014**

**Asep Solih Awalluddin, M.Si**

**NIP. 197611212009121004**

## LEMBAR PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul *Analisis Regresi Cox Proportional Hazard dan Accelerated Failure Time pada Data Waktu Tunggu Kerja* dinyatakan sah dan telah disidangkan dalam sidang Munaqasyah Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Gunung Djati pada tanggal 27 Februari 2023 oleh majelis sidang yang terdiri dari:

Ketua Majelis,

Sekretaris,

**Dr. Hj. Asti Meiza, M.Si.**  
**NIP. 197105172007012022**

**Elvi Syukrina Erianto, S.Pd., M.Si**  
**199209082020122027**

Mengetahui,

Penguji I,

Penguji II,

**Dian Nuraiman, M. Si., M.Sc**  
**198711172015031005**

**Annisa Martina, M.Si**  
**198803072019032014**

## PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Nizma Aini Rayyan

NIM : 1187010061

Judul Skripsi : Analisis Regresi *Cox Proportional Hazard* dan *Accelerated Failure Time* Pada Data Waktu Tunggu Kerja.

Menyatakan bahwa skripsi ini merupakan hasil karya saya sendiri, dan bukan merupakan duplikasi ataupun plagiasi (jiplakan) dari hasil penelitian orang lain. Sepengetahuan saya, topik/judul dari skripsi ini belum pernah ditulis oleh orang lain.

Apabila Skripsi ini terbukti merupakan hasil duplikasi atau plagiasi (jiplakan) dari hasil penelitian orang lain, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dan sanksi hukum yang berlaku.

Demikian Surat Pernyataan in saya buat dengan sebenar-benarnya.



Bandung, Februari 2023

Yang membuat pernyataan,

**Nizma Aini Rayyan**

**NIM. 1187010061**

## ABSTRAK

**Nama** : Nizma Aini Rayyan

**NIM** : 1187010061

**Judul** : *Analisis Regresi Cox Proportional Hazard Dan Accelerated Failure Time Pada Data Waktu Tunggu Kerja*

Rata-rata waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama bagi Sarjana adalah nol sampai 9 bulan. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik, pada saat ini tingkat pendidikan tinggi yang telah ditempuh seseorang tidak menjamin mudahnya mendapatkan pekerjaan. Oleh karena itu, perlu untuk mencari tahu apasaja faktor yang dapat memengaruhi lulusan sarjana dalam mendapatkan pekerjaan pertamanya dengan menggunakan analisis *survival*. Analisis *survival* merupakan analisis ketahanan hidup dengan menganalisis data yang berupa waktu antar kejadian. Terdapat banyak model yang bisa digunakan, diantaranya adalah model Regresi *Cox Proportional Hazard* dan model *Accelerated Failure Time* (AFT). Model *Accelerated Failure Time* termasuk kedalam model statistika parametrik yang mana membutuhkan distribusi data tertentu. Distribusi data yang dapat digunakan, diantaranya ialah distribusi Weibull, Eksponensial, Log-Logistik, Log-Normal. Keempat distribusi tersebut digunakan dalam penelitian kali ini untuk pengolahan data. Sedangkan model CPH tidak membutuhkan distribusi data tertentu karena termasuk kedalam model statistika semi parametrik. Untuk mendapatkan model terbaik dari Model Regresi *Cox Proportional Hazard* dan model AFT dapat dilakukan dengan melihat nilai AIC atau BIC terkecil. Pada kasus waktu tunggu sarjana, dengan objek penelitian yaitu alumni angkatan 2014, 2015, 2016, dan 2017 di Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Gunung Djati Bandung. Model AFT yang berdistribusi log-Normal lebih baik dibandingkan model lainnya dan variabel yang berpengaruh secara signifikan ialah jenis kelamin.

**Kata Kunci** : *Analisis Survival, model Cox Proportional Hazard, Model Accelerated Failure Time (AFT), Waktu Tunggu Sarjana*

## **ABSTRACT**

**Name** : Nizma Aini Rayyan

**NIM** : 1187010061

**Title** : *Cox Proportional Hazard and Accelerated Failure Time Analysis  
On Waiting Time for Getting Job*

*The average waiting time to get the first job for a Bachelor is zero to 9 months. Based on data from the Central Statistics Agency, at this time the level of higher education that a person has taken does not guarantee the ease of getting a job. Therefore, it is necessary to find out what are the factors that can influence undergraduate graduates in getting their first job using survival analysis. Survival analysis is a survival analysis by analyzing data in the form of time between events. There are many models that can be used, including the Cox Proportional Hazard Regression model and the Accelerated Failure Time (AFT) model. The Accelerated Failure Time model is included in the parametric statistical model which requires a certain data distribution. Data distributions that can be used, including Weibull, Exponential, Log-Logistics, Log-Normal distributions. The four distributions were used in this study for data processing. Meanwhile, the CPH model does not require a certain data distribution because it is included in a semi-parametric statistical model. To get the best model of the Cox Proportional Hazard Regression Model and the AFT model can be done by looking at the smallest AIC or BIC values. In the case of undergraduate waiting time, with the object of research, namely alumni of the class of 2014, 2015, 2016, and 2017 at the Faculty of Science and Technology UIN Sunan Gunung Djati Bandung. The Normal-log-distributed AFT model is better than other models and the variable that has a significant effect is gender.*

**Keywords:** *Survival Analisis, Cox Proportional Hazard, Accelerated Failure Time (AFT), The Undergraduate Waiting Time*

## KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil'alamin, puji dan syukur kehadirat Allah SWT atas limpahan nikmat, rahmat dan kurunia-Nya sehingga pada penyusunan Skripsi yang berjudul “Analisis Regresi *Cox Proportional Hazard* dan *Accelerated Failure Time* pada Data Waktu Tunggu Kerja” sebagai syarat kelulusan untuk memperoleh gelar sarjana telah dirampungkan. Shalawat dan salam semoga selalu teriring kepada Nabi Muhammad SAW beserta keluarga, sahabat dan umatnya hingga akhir zaman.

Perlu disadari bahwa dalam penyusunan Skripsi ini penulis mendapatkan banyak sekali dukungan, motivasi, do'a, saran, dan bimbingan dari berbagai pihak baik berupa materi maupun non materi. Oleh karena itu, perkenankan penulis menghaturkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan kasih sayang serta kelancaran sehingga penulis dapat menyelesaikan Studi Literatur ini.
2. Kedua orangtua penulis beserta seluruh keluarga yang sangat luar biasa selalu memotivasi serta memberikan semangat dan selalu mendo'akan agar penulis dapat diberikan kelancaran dan kemudahan.
3. Bapak Asep Solih Awalludin M. Si, sebagai ketua Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung.
4. Ibu Dr. Hj. Asti Meiza M. Si, dan ibu Elvi Syukrina Erianto, S.Pd., M.Si sebagai dosen pembimbing I dan II Skripsi yang sangat sabar dan banyak memberikan bimbingan serta motivasi kepada penulis dalam penyelesaian skripsi ini.
5. Seluruh dosen pengajar dan staff jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Sunan Gunung Djati Bandung yang telah menyampaikan banyak ilmunya kepada penulis.
6. Seseorang terkasih yang selalu sabar membantu, memberikan dukungan dan semangat. Serta teman-teman satu topik pembahasan analisis *survival* yang telah memberikan bantuan dalam penyusunan Skripsi.
7. Seluruh pihak yang telah memberikan bantuan dan dukungan yang tidak dapat penulis sebutkan satupersatu.

Sangat penulis sadari dalam penulisan Skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan karena keterbatasan ilmu dan pengetahuan yang penulis miliki. Oleh karena itu Kritik dan saran yang dapat membangun sangatlah penulis harapkan. Kiranya Skripsi ini dapat

memberikan kebaikan bagi penulis sendiri serta bagi para pembaca sehingga dapat digunakan sebagaimana mestinya. Semoga Allah SWT dapat membalas segala kebaikan pihak-pihak yang senantiasa membantu dalam penyelesaian Skripsi ini,

Bandung, Februari 2023

Nizma Aini Rayyan





## DAFTAR ISI

LEMBAR PERSETUJUAN .....	i
LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI.....	iii
ABSTRAK.....	iv
<i>ABSTRACT</i> .....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR SIMBOL .....	xiv
DAFTAR LAMPIRAN .....	xv
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang Masalah.....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	5
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian.....	6
1.5 Metode Penelitian .....	6
1.6 Sistematika Penulisan.....	7
BAB II LANDASAN TEORI .....	8
2.1 Analisis <i>Survival</i> .....	8
2.1.1 Fungsi <i>Survival</i> .....	9
2.1.2 Karakteristik Fungsi <i>Survival</i> .....	11
2.1.3 Fungsi <i>Hazard</i> .....	12
2.1.4 Sensor.....	15
2.2 Estimasi Kaplan-Meier .....	17
2.3 Regresi <i>Cox Proportional Hazard</i> .....	18
2.4 Model <i>Accelerated Failure Time (AFT)</i> .....	18
2.4.1 Distribusi Eksponensial.....	20

2.4.2	Distribusi Weibull.....	20
2.4.3	Distribusi Log Normal.....	21
2.4.4	Distribusi Logistik .....	21
2.5	Perbandingan Model .....	22
2.5.1	Metode Akaike's <i>Information Criterion</i> (AIC) .....	22
2.5.2	Metode <i>Bayesian Information Criterion</i> (BIC) .....	23
2.6	Ketenagakerjaan.....	23
2.7	Teori Penyerapan Tenaga Kerja.....	24
<b>BAB III MODEL ACCELERATED FAILURE TIME DAN MODEL REGRESI COX PROPORTIONAL HAZARD .....</b>		<b>25</b>
3.1	Data .....	25
3.2	Identifikasi Variabel.....	26
3.3	Model <i>Accelerated Failure Time</i> (AFT).....	27
3.3.1	Model Weibull AFT .....	28
3.3.2	Model Eksponensial AFT.....	28
3.3.3	Model Log-logistik AFT .....	29
3.3.4	Model Log-Normal AFT .....	30
3.4	Model Regresi <i>Cox Proportional Hazard</i> .....	30
3.5	Langkah-Langkah Analisis.....	32
<b>BAB IV STUDI KASUS DAN ANALISIS .....</b>		<b>35</b>
4.1	Analisis Deskriptif .....	35
4.2	Estimasi Kaplan-Meier .....	38
4.3	Model <i>Cox Proportional Hazard</i> .....	58
4.2.1	Uji Signifikansi Variabel Model <i>Cox Proportional Hazard</i> .....	59
4.4	Model <i>Accelerated Failure Time</i> .....	60
4.4.1	Distribusi Eksponensial.....	60
4.4.2	Distribusi Weibull.....	62
4.4.3	Distribusi Log-Normal .....	64
4.4.4	Distribusi Log-logistik .....	66
4.4.5	Pemilihan Model AFT berdistribusi Terbaik .....	68
4.5	Perbandingan Model .....	69
<b>BAB V KESIMPULAN.....</b>		<b>70</b>

5.1 Kesimpulan.....	70
5.2 Saran .....	71
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>72</b>
<b>RIWAYAT HIDUP .....</b>	<b>73</b>
<b>LAMPIRAN .....</b>	<b>74</b>



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 1. 1 Tingkat Pengangguran Terbuka Berdasarkan Pendidikan [5].....	3
Gambar 2. 1 Waktu Survival.....	9
Gambar 2. 2 Contoh Plot Fungsi Survival .....	11
Gambar 2. 3 Grafik Survival Teoritik .....	12
Gambar 2. 4 Macam-Macam Penyensoran .....	16
Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian .....	34
Gambar 4. 1 Persentase Objek Mengalami Sensor dan Event .....	35
Gambar 4. 2 Plot Estimasi Kaplan-Meier .....	39
Gambar 4. 3 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan .....	41
Gambar 4. 4 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin.....	43
Gambar 4. 5 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan .....	47
Gambar 4. 6 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Lama Studi.....	49
Gambar 4. 7 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK .....	52
Gambar 4. 8 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Beasiswa .....	54
Gambar 4. 9 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Keaktifan Organisasi.....	56
Gambar 4. 10 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Workshop.....	58



## DAFTAR TABEL

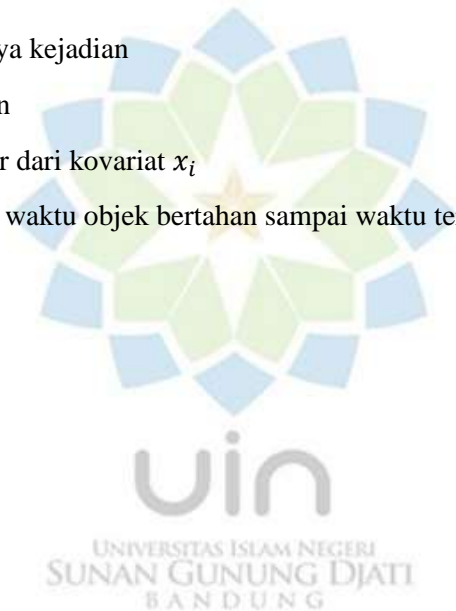
Tabel 3. 1 Variabel Bebas (X) Dalam Penelitian .....	26
Tabel 4. 1 Analisis Deskriptif Objek Mengalami Event .....	36
Tabel 4. 2 Estimasi Kaplan-Meier .....	38
Tabel 4. 3 Estimasi Kaplan-meier Variabel Angkatan 2014.....	39
Tabel 4. 4 Estimasi Kaplan-meier Variabel Angkatan 2015.....	40
Tabel 4. 5 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Angkatan 2016 .....	40
Tabel 4. 6 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Angkatan 2017 .....	40
Tabel 4. 7 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin Perempuan .....	42
Tabel 4. 8 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin Laki-Laki .....	42
Tabel 4. 9 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Fisika.....	44
Tabel 4. 10 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Kimia .....	44
Tabel 4. 11 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Biologi .....	45
Tabel 4. 12 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Teknik Elektro .....	45
Tabel 4. 13 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Teknik Informatika .....	46
Tabel 4. 14 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Agroteknologi .....	46
Tabel 4. 15 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Matematika .....	47
Tabel 4. 16 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Lama Studi $\leq 8$ Semester .....	48
Tabel 4. 17 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Lama Studi $> 8$ Semester .....	49
Tabel 4. 18 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 1,00 - 2,74.....	50
Tabel 4. 19 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 2,75 -3,24.....	50
Tabel 4. 20 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 3,25 - 3,74.....	51
Tabel 4. 21 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 3,75 - 4,00.....	51
Tabel 4. 22 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Pernah Mendapatkan Beasiswa.....	53
Tabel 4. 23 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Tidak Pernah Mendapatkan Beasiswa.....	53
Tabel 4. 24 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Aktif Berorganisasi .....	55
Tabel 4. 25 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Tidak Aktif Berorganisasi.....	55
Tabel 4. 26 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Pernah Mengikuti Workshop .....	57
Tabel 4. 27 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Tidak Pernah Mengikuti Workshop .....	57
Tabel 4. 28 Output Model Cox Proportional Hazard.....	59
Tabel 4. 29 Uji Signifikansi Variabel pada Model CPH.....	60
Tabel 4. 30 Output Model AFT distribusi Eksponensial .....	61
Tabel 4. 31 Uji Signifikansi Variabel pada Model Eksponensial AFT.....	62
Tabel 4. 32 Output Model AFT distribusi Weibull.....	63
Tabel 4. 33 Uji Signifikansi Variabel pada Model Weibull AFT .....	64
Tabel 4. 34 Output Model AFT distribusi Log-Normal.....	65
Tabel 4. 35 Uji Signifikansi Variabel pada Model Log-Normal AFT.....	66
Tabel 4. 36 Output Model AFT distribusi Log-logistik.....	67

Tabel 4. 37 Uji Signifikansi Variabel pada Model Log-logistik AFT .....	67
Tabel 4. 38 Ouput Nilai AIC dn BIC Pemilihan AFT Berdistribusi Terbaik .....	68
Tabel 4. 39 Output Nilai AIC dan BIC AFT berdistribusi Log-normal dan Cox Proportional Hazard .....	69



## DAFTAR SIMBOL

$S$	: Fungsi <i>Survival</i>
$\alpha$	: Taraf Signifikansi
$\hat{\beta}$	: Estimator
$\mu$	: Rata-rata
$\gamma$	: Parameter
$\sigma$	: Standar deviasi
$\theta$	: Parameter regresi
$X$	: Variabel bebas
$t$	: Waktu munculnya kejadian
$T$	: Waktu ketahanan
$\eta_i$	: Kombinasi linear dari kovariat $x_i$
$\Delta t$	: Panjang interval waktu objek bertahan sampai waktu terjadinya kegagalan berikutnya.



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran A. Data.....	A-1
Lampiran B. Output Model Cox Proportional Hazard.....	B-1
Lampiran C. Output Model Accelerated Failure Time .....	C-1





# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Pendidikan merupakan suatu hal yang amat penting dan bermanfaat bagi kehidupan manusia. Selain bermanfaat bagi pribadi peserta didik, ternyata pendidikan juga sangatlah berpengaruh bagi kemajuan suatu Bangsa. Hal ini dapat dilihat dari isi UU No. 2 Tahun 1985 yang memaparkan mengenai tujuan pendidikan yakni, mencerdaskan kehidupan Bangsa dan mengembangkan manusia yang seutuhnya, yaitu yang beriman dan bertakwa kepada Tuhan YME, berbudi pekerti luhur, memiliki pengetahuan, sehat jasmai dan rohani, memiliki kepribadian yang mantap dan mandiri serta memiliki rasa tanggung jawab kemasyarakatan bangsa [3]. Pendidikan juga dapat membuat apa yang awalnya tak manusia ketahui menjadi dimengerti dan dipahami. Dengan pendidikan pula manusia yang lahir dengan tanpa ilmu pengetahuan bisa menjadi manusia yang berwawasan luas sehingga diharapkan dalam jangka panjang dapat membangun Negerinya.

Dalam agama Islam, manusiapun tak hanya diperintahkan untuk beribadah kepada Allah S.W.T namun sebagai seorang muslim juga diwajibkan untuk menuntut ilmu. Hal ini terbukti dalam hadist yang disampaikan oleh Ibnu Majah yang berbunyi :

طَلَبُ الْعِلْمِ فَرِيضَةٌ عَلَى كُلِّ مُسْلِمٍ

Artinya : “ Menuntut ilmu itu wajib atas setiap muslim” (HR. Ibnu Majah no. 244, dari sahabat Anas bin Malik radhiyallahu’anh, dishahihkan Al Albani dalam Shahiih al-Jaami’ish Shaghiir no. 3913)”

Hendaknya kita sebagai muslim melakukan apa yang menjadi perintah Allah SWT. Hadist lain yang menerangkan bahwa dalam Islam seorang muslim hendaknya menuntut ilmu ialah hadist yang diriwayatkan oleh Tabrani, yakni:

تَعَلَّمُوا أَوْ عَلَّمُوا أَوْ تَوَاضَعُوا لِلْمُعَلِّمِينَكُمْ وَلْيَلُوا الْمُعَلَّمِينَكُمْ

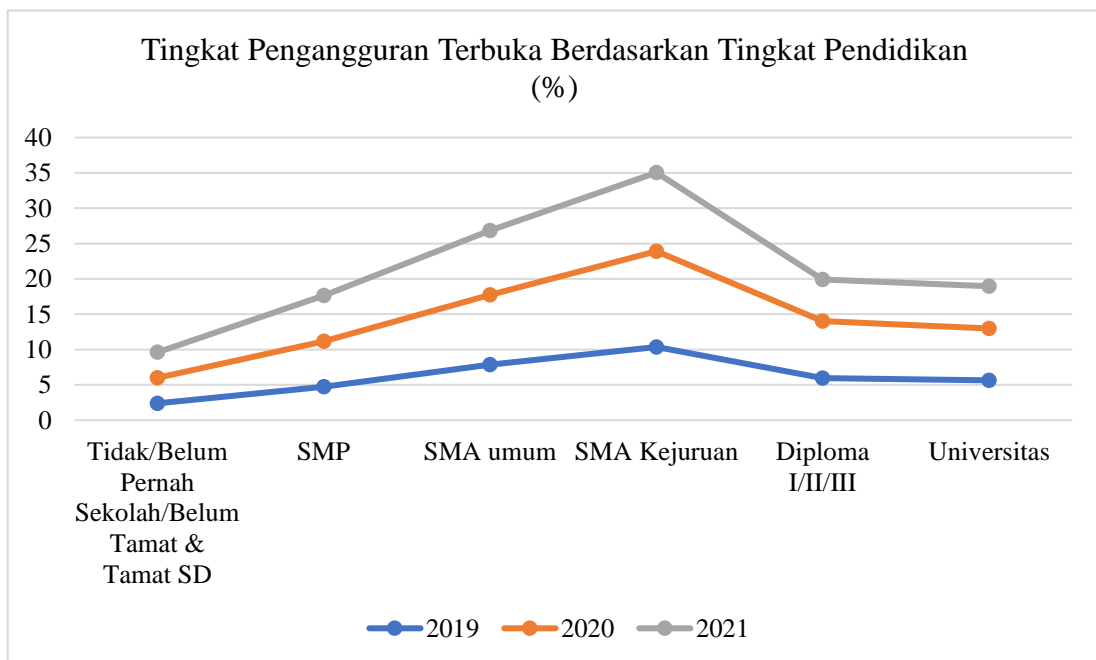
Artinya: “Belajarlah kamu semua, dan mengajarkan kamu semua, dan hormatilah guru-gurumu, serta berlaku baiklah terhadap orang yang mengajarkanmu” (HR. Tabrani). Dalam hadist yang diriwayatkan oleh Tabrani disebutkan bahwa sebagai muslim kita diperintahkan untuk saling belajar dan saling mengajar. Hal ini berarti Islam mewajibkan umatnya untuk terus mencari ilmu dan menyebarkan ilmu bagi yang memiliki pengetahuan.

Dalam dunia pekerjaan, pendidikan juga mampu menjadi salah satu faktor yang berpengaruh. Kualitas dari seseorang yang berpendidikan dapat dilihat dari banyak hal, salah satunya adalah ketika mereka bisa bersaing dalam dunia kerja. Selain itu pendidikan biasanya dijadikan tolak ukur bagi para penyedia lapangan pekerjaan untuk merekrut pekerjanya. Dalam penyeleksian tenaga kerja, biasanya yang menjadi pertimbangan ialah keahlian khusus yang dimiliki, pendidikan, keahlian dan pengalaman untuk bisa bekerja pada sektor formal. [4]

Berdasarkan Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 12 Tahun 2012 Tentang Pendidikan Tinggi yang menyatakan bahwa Pendidikan Tinggi adalah suatu bagian dari sistem pendidikan Nasional dengan peran strategis untuk bisa mencerdaskan kehidupan bangsa dan bisa memajukan ilmu pengetahuan dan teknologi dengan tetap memperhatikan nilai kemanusiaan serta pemberdayaan Bangsa Indonesia yang berkelanjutan. Serta Pendidikan Tinggi juga bertujuan untuk dapat meningkatkan daya saing bangsa Indonesia guna menghadapi globalisasi dalam berbagai bidang.

Orang yang berpendidikan biasanya dipandang memiliki nilai lebih oleh penyedia lapangan kerja karena dianggap memiliki wawasan dan kemampuan yang luas sehingga dapat menyelesaikan pekerjaan dengan baik. Pendidikan Tinggi ditempuh agar seseorang mampu bersaing dalam dunia kerja sehingga bisa mendapatkan pekerjaan setelah lulus dan juga diharapkan dapat memiliki pendapatan yang layak sehingga bisa meningkatkan kualitas hidupnya. Tentunya dalam kehidupan bermasyarakat seorang yang telah menempuh Pendidikan Tinggi diharapkan dapat menjadi agen perubahan atau biasa dikenal juga dengan *agent of change* yang dapat berperan untuk membantu memajukan kesejahteraan orang disekitarnya.

Namun berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) menggambarkan bahwa saat ini tingkat pendidikan ternyata tidak dapat menjamin seseorang mudah dalam mendapatkan pekerjaan. Data dari BPS pada tahun 2019 menunjukkan bahwa tingkat pengangguran terbuka di Indonesia untuk lulusan Diploma dan Universitas mencapai 6 hingga 7 persen. Jika dibandingkan dengan tingkat pengangguran terbuka untuk lulusan SD (2,7 persen) dan lulusan SMP (5 persen) tentu saja nilainya sangat berbeda. Dapat dilihat pada Gambar 1.1 berikut yang menyatakan tingkat pengangguran terbuka berdasarkan tingkat Pendidikan di Indonesia pada tahun 2019, 2020, dan 2021:



Gambar 1. 1 Tingkat Pengangguran Terbuka Berdasarkan Pendidikan [5]

Seiring dengan banyaknya lulusan Perguruan Tinggi di Indonesia, hal ini dapat menjadi sebuah tantangan baru bagi lulusan itu sendiri, dimana para lulusan baru harus bersaing untuk segera mendapatkan pekerjaan. Dalam persaingan mendapatkan pekerjaan, tentunya kualitas dari lulusan baru sangatlah penting agar lulusan tersebut mempunyai nilai tambah yang menjadi keunggulan bersaing untuk mendapatkan pekerjaan.

Waktu tunggu sarjana ialah lama waktu seseorang yang telah dinyatakan lulus program sarjana mendapatkan pekerjaan pertamanya [1]. Menurut Hartinah, rata-rata waktu tunggu sarjana untuk mendapatkan pekerjaan pertamanya yaitu sekitar

0 (nol) hingga 9 (Sembilan) Bulan [2]. Terdapat berbagai faktor yang dapat memengaruhi waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama bagi sarjana. Ada faktor eksternal antara lain adalah lapangan pekerjaan yang tersedia, pekerjaan orang tua, asal daerah lulusan, lingkungan pertemanan, dan asal jurusan. Kemudian ada juga faktor internal yang berasal dari dalam diri lulusan tersebut seperti jenis kelamin, nilai IPK, *Soft skill* yang dimiliki, dan umur ketika lulus. Oleh karena itu, penulis tertarik untuk melakukan analisis faktor-faktor apa saja yang dapat berpengaruh secara signifikan terhadap waktu tunggu mendapatkan pekerjaan.

Untuk mengetahui faktor-faktor yang dapat berpengaruh maka perlu dilakukan analisis uji ketahanan hidup dari waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama. Analisis uji ketahanan hidup atau dapat disebut juga dengan analisis *survival* (analisis kesintasan) adalah prosedur statistika untuk menganalisis data dengan waktu sampai terjadinya suatu peristiwa tertentu (*time until an event occurs*) sebagai variabel respon [6]. Waktu yang dimaksud dapat dinyatakan dengan hari, minggu, Bulan atau tahun. Rentan waktu dari dimulainya suatu pengamatan (*time origin*) sampai terjadinya suatu peristiwa khusus yang dimaksudkan oleh peneliti (*end point* atau *failure event*) disebut dengan waktu *survival*. Sedangkan peristiwa khusus dapat berupa kegagalan, kematian, sembuh dari penyakit atau kambuh, waktu kembalinya bekerja, atau peristiwa khusus lainnya yang di pilih oleh peneliti sebagai tujuan penelitian. Terdapat beberapa model yang dapat digunakan untuk data waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama, diantaranya yaitu model regresi *Cox Proportional Hazard* (CPH) dan model *Accelerated Failure Time* (AFT). Karena model AFT termasuk kedalam model statistika parametrik, maka dibutuhkan untuk mengetahui distribusi datanya terlebih dahulu. Pada penelitian ini digunakan empat distribusi yaitu, Eksponensial, Weibull, Log-Normal, dan Log-Logistik. Sedangkan untuk model CPH tidak membutuhkan distribusi data tertentu karena termasuk kedalam model statistika semi parametrik. Metode yang digunakan untuk mendapatkan model terbaik pada data yang akan diteliti ialah dengan melihat nilai AIC terkecil dari model yang tersedia.

Penelitian mengenai waktu tunggu kerja bagi lulusan sarjana Strata juga pernah dilakukan oleh Hendra Dukalang, IAIN Sultan Amai Gorontalo pada tahun 2019 berjudul “Analisis Regresi *Cox Proportional Hazard* Pada Pemodelan Waktu

Tunggu Mendapatkan Pekerjaan” yang meneliti 91 lulusan sarjana terdapat 85 sarjana yang sudah mendapatkan pekerjaan pertama setelah lulus serta 6 sarjana yang masih belum mendapatkan pekerjaan (tersensor) dan diperoleh bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap selang waktu tunggu sarjana ialah asal SLTA/SMA/SMK, informasi lowongan pekerjaan melalui koneksi, dan kesesuaian pekerjaan dengan bidang ilmu dan pengalaman kerja.

Penelitian yang dilakukan oleh Immali T. Jayamane dkk, di Srilanka pada tahun 2017 dengan judul “*A Study on the Waiting Time for First Employment of Arts Graduates in Sri Lanka*” yang meneliti 469 lulusan baru dari berbagai universitas yang mengambil jurusan seni terdapat 36 orang yang tersensor interval dan 13 orang tersensor kanan dan disimpulkan bahwa model Log-normal AFT merupakan model terbaik untuk kasus yang diteliti.

## **1.2 Rumusan Masalah**

Dari latar belakang yang diuraikan oleh penulis, maka rumusan masalah pada skripsi ini yaitu:

1. Bagaimana penerapan model Regresi CPH untuk mengetahui faktor yang memengaruhi waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama?
2. Bagaimana penerapan model AFT untuk mengetahui faktor yang memengaruhi waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama?
3. Bagaimana model AFT dan CPH untuk mendapatkan model terbaik dengan menggunakan metode AIC dan BIC ?

## **1.3 Batasan Masalah**

Untuk meminimalkan penyimpangan pada pembahasan tujuan yang dimaksudkan, diperlukan pembatasan ruang lingkup topik yang hendak dikaji. Batasan-batasan masalah dalam penelitian ini yaitu:

1. Menggunakan dua model dalam analisis *survival*, yaitu *Cox Proportional Hazard* (CPH) dan model *Accelerated Failure Time* (AFT).
2. Distribusi yang digunakan untuk model parametrik AFT adalah distribusi Weibull, Eksponensial, Log-normal, dan Log-logistik.

3. Data yang digunakan adalah data alumni UIN Sunan Gunung Djati Bandung Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2014,2015,2016, dan 2017.
4. Alumni diasumsikan langsung melamar pekerjaan setelah dinyatakan lulus program Sarjana.

#### **1.4 Tujuan Penelitian**

Mengacu pada latar belakang serta rumusan masalah yang sudah diuraikan, didapatkan tujuan dari penelitian ini, yaitu:

1. Mengetahui apa saja faktor yang dapat memengaruhi waktu tunggu sarjana.
2. Mengetahui model terbaik untuk data waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama.

Adapun manfaat dari penelitian ini ialah:

1. Dapat menambah wawasan dan pengetahuan mengenai analisis *survival* khususnya model regresi CPH dan AFT.
2. Dapat diperoleh informasi mengenai lama waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama serta mengetahui faktor apa saja yang dapat memengaruhinya
3. Penelitian ini juga diharapkan dapat menjadi salah satu bahan evaluasi bagi mahasiswa dan perguruan tinggi dalam peningkatan mutu dan kualitas pendidikan guna mencetak Alumni terbaik dalam bidangnya.

#### **1.5 Metode Penelitian**

Tahapan yang dilakukan untuk menyelesaikan penelitian agar dicapainya tujuan peneliti, yaitu:

1. Tahap studi literatur yakni pengumpulan dan penelaahan sumber pustaka berupa buku, jurnal, dan skripsi terdahulu berkaitan dengan model CPH dan distribusi Eksponensial, Weibull, Log-normal, dan Log-logistik pada model parametrik AFT.
2. Tahap penelitian yakni melakukan analisis terhadap data setra analisis *survival* dengan membandingkan model terbaik dari CPH dan AFT. Distribusi yang digunakan pada model AFT dengan menggunakan metode *Akaike's Information Criterion (AIC)* dan *Bayesian Information Criterion (BIC)*.

## **1.6 Sistematika Penulisan**

Pada Skripsi ini terdapat lima bab pembahasan dan juga terdapat daftar pustaka. Pada tiap bab terdiri dari beberapa subbab. Sistematika pada penulisan skripsi ini adalah:

### **BAB I PENDAHULUAN**

Pada Bab ini terdapat penguraian mengenai latar belakang dari permasalahan yang dibahas, rumusan masalah yang hendak diselesaikan dalam mencapai tujuan penelitian, batasan masalah, tujuan dalam penelitian yang dilakukan, ruang lingkup penelitian, dan sistematika penulisan pada skripsi yang dibuat.

### **BAB II LANDASAN TEORI**

Pada Bab ini terdapat pembahasan mengenai teori-teori yang digunakan dalam penyelesaian masalah yang dikaji, yaitu pembahasan tentang Analisis *Survival*, model CPH, model AFT, metode AIC, dan metode BIC

### **BAB III MODEL ACCELERATED FAILURE TIME (AFT) DAN COX PROPORTIONAL HAZARD**

Pada bab ini terdapat pembahasan utama pada penelitian yang dikaji, berkaitan dengan model CPH, model AFT yang menggunakan distribusi Eksponensial, Weibull, Log-normal, Log-logistik.

### **BAB IV STUDI KASUS DAN ANALISIS**

Pada Bab ini berisi pembahasan tentang permasalahan/kasus yang hendak diteliti, serta menerapkan model pada kasus waktu tunggu sarjana.

### **BAB V PENUTUP**

Bab ini berisi tentang kesimpulan dari semua bahasan yang telah dikaji sesuai dengan tujuan yang ingin tercapai dan berisi saran untuk pengembangan lebih lanjut dari pembahasan yang sama.

### **DAFTAR PUSTAKA**

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Analisis Survival

Salah satu analisis yang ada dalam ilmu Statistika untuk dapat menganalisis data dengan waktu sampai terjadinya suatu kejadian tertentu (*time until an event*) sebagai variabel respons ialah analisis *survival* atau biasa disebut juga dengan analisis kesintasan [6]. Dalam analisis *survival*, yang dimaksud dengan peristiwa tertentu biasanya disebut dengan kegagalan (*failure event*). Namun walaupun disebut dengan kegagalan bukan berarti peristiwa yang diamati hanya perihal ketidakberhasilan melainkan peristiwa yang terjadi dapat pula perihal sembuh dari penyakit atau kambuh, waktu kembalinya bekerja, waktu tunggu mendapatkan pekerjaan atau peristiwa lain yang ditentukan oleh peneliti sebagai tujuan dari penelitian.

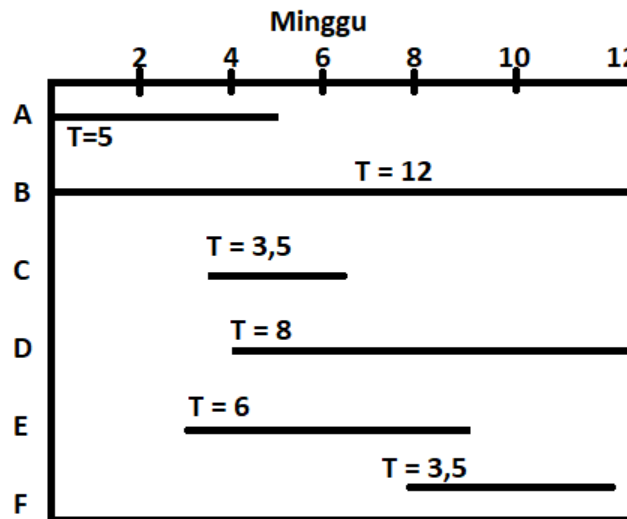
Dimisalkan waktu sampai dengan terjadinya *event* dilambangkan dengan  $T$  yang mana  $T$  merupakan variabel random non-negatif, maka fungsi densitas dari  $T$  dapat dinyatakan dengan  $f(t)$  dan fungsi distribusi kumulatif dari  $T$  dapat dinyatakan dengan  $F(t) = P(T \leq t)$ . Analisis *survival* bisa digunakan untuk membuat model dari suatu data *survival*.

Data *survival* adalah data yang menunjukkan waktu suatu individu atau objek dapat bertahan hidup hingga terjadinya suatu kegagalan atau kejadian tertentu [7]. Menurut Borovkova (2002) data *Survival* merupakan data yang diperoleh dari kumpulan data berupa waktu antara waktu saat objek masuk dalam penelitian sampai dimana objek mengalami peristiwa yang telah dispesifikasikan.

Terdapat variabel yang utama dalam analisis *survival*, yaitu waktu *survival*. Waktu *survival* dapat didefinisikan sebagai waktu capai objek dari awal pengamatan hingga terjadi peristiwa tertentu yang biasa disebut dengan *failure event* atau kegagalan. Untuk menentukan waktu *survival*, terdapat tiga hal yang menjadi perhatian yaitu :



1. Waktu ketika pengamatan dimulai (titik awal/*time origin*) dan waktu ketika pengamatan berakhir (*end point*) yang didefinisikan dengan baik.
2. Definisi kejadian/*event* yang diteliti harus jelas.
3. Skala waktu (*time scale*) sebagai satuan pengukuran harus jelas.



Gambar 2. 1 Waktu *Survival*

Gambar 2.1 menunjukkan pencatatan waktu suatu kejadian dari awal sampai akhir penelitian. Skala waktu yang digunakan yaitu berdasarkan minggu. Dapat dilihat pula bahwa setiap individu memiliki *failure event* dan waktu *survival* yang berbeda-beda.

### 2.1.1 Fungsi *Survival*

Fungsi ketahanan hidup atau fungsi *survival* (*Survival Function*) dilambangkan dengan  $S(t)$  dapat diartikan sebagai peluang dari suatu individu dapat bertahan hidup dengan waktu *survival* sampai waktu  $t$ , atau probabilitas variabel acak  $T$  melebihi waktu  $t$ .

**Definisi 2.1** Jika  $T$  adalah variabel random non-negatif dari suatu individu dalam waktu *survival* yang menyatakan waktu sampai terjadinya kegagalan. Fungsi *survival*  $S(t)$  didefinisikan sebagai probabilitas bahwa variabel random  $T$  melebihi waktu  $t$  ( $t > 0$ ) yang artinya mengalami peristiwa setelah waktu  $t$ . persamaan yang didapatkan yaitu [6]:

$$S(t) = P(T > t) \quad (2.1)$$

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

Dengan:

$S(t)$  = Fungsi *Survival* pada waktu ke- $t$

$P(T > t)$  = Peluang subjek bertahan melebihi  $t$

**Definisi 2.2** Misalkan fungsi distribusi kumulatif  $F(t)$  adalah peluang  $T$  kurang dari sama dengan waktu  $t$ , dimana  $T$  adalah variabel random non-negatif yang menyatakan waktu sampai terjadinya suatu kegagalan dari  $T$  yang dapat dinyatakan dengan:

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

$$F(t) = 1 - P(T > t)$$

$$F(t) = 1 - S(t) \tag{2.2}$$

Dengan :

$F(t)$  = Fungsi distribusi kumulatif pada waktu ke- $t$

$S(t)$  = fungsi *Survival* pada waktu  $t$

$P(T \leq t)$  = peluang subjek bertahan tidak melebihi waktu  $t$

**Definisi 2.3** Fungsi kepadatan peluang (*probability density function*) dinotasikan dengan  $f(t)$  merupakan turunan pertama dari  $F(t)$  terhadap  $t$ , yang dapat dituliskan sebagai [6]:

$$\begin{aligned} f(t) &= \frac{dF(t)}{dt} \\ &= \frac{d}{dt}(1 - S(t)) \\ &= \frac{d\{1\}}{dt} - \frac{d\{S(t)\}}{dt} \\ &= -\frac{d\{S(t)\}}{dt} \\ &= -S'(t) \end{aligned} \tag{2.3}$$

Dengan:

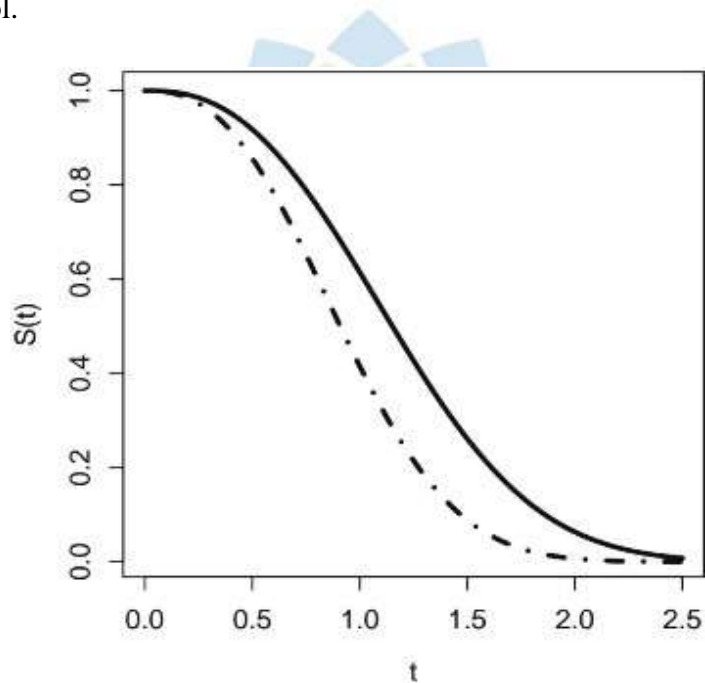
$f(t)$  = fungsi kepadatan peluang waktu ke  $t$

$S'(t)$  = turunan pertama fungsi *survival* pada waktu ke  $t$

Dari persamaan (2.1), (2.2), dan (2.3) didapatkan hubungan kepadatan peluang, fungsi distribusi kumulatif, dan fungsi *survival* yaitu :

$$f(t) = F'(t) = -S'(t) \quad (2.4)$$

Pada plot fungsi *survival*, akan terlihat bahwa saat seiring dengan suatu individu mendekati *event*, peluang untuk bertahan/*survive* juga akan makin mendekati nol.



Gambar 2. 2 Contoh Plot Fungsi *Survival*

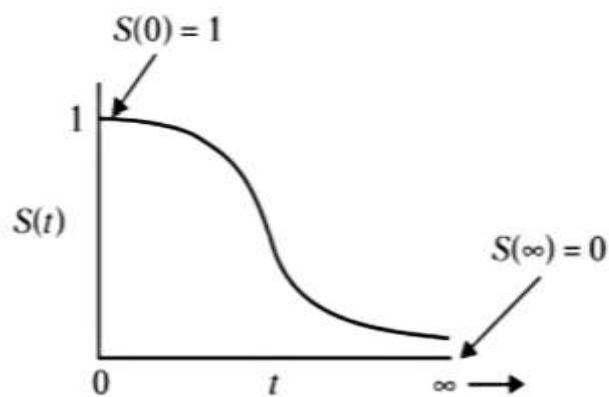
Dari Gambar 2.2 dapat dilihat bahwa pada awal pengamatan peluang *survival* nilainya cukup besar yakni mendekati 1. Namun seiring berjalannya waktu, peluang *survival* pada pengamatan tersebut nilainya semakin berkurang sampai akhirnya mendekati 0 [8].

### 2.1.2 Karakteristik Fungsi *Survival*

Menurut Johan Harllan, karakteristik fungsi *survival* ada 3, yaitu [6]:

1. Nilai dari fungsi *survival*  $S(t)$  tidak semakin membesar seiring berjalannya waktu  $t$ .
2. Saat  $t=0$  maka didapatkan  $S(t) = S(0) = 1$ . Kondisi ini dipenuhi ketika belum ada subjek dalam pengamatan yang mengalami kegagalan atau  $P(T>0) = 1$  yaitu ketika awal pengamatan.
3. Saat  $t = \infty$  maka didapatkan  $S(t) = S(\infty) = 0$ . maka dalam kondisi ini secara teoritis waktu  $t$  atau periode pengamatan di perpanjang mejadi tak terbatas. Maka seiring berjalannya waktu tidak akan ada lagi subjek yang bertahan hidup.

Grafik dari fungsi *Survival*  $S(t)$  terhadap waktu  $t$  secara teoritik dapat dilihat pada gambar 2.3 berikut :



Gambar 2. 3 Grafik *Survival* Teoritik

### 2.1.3 Fungsi Hazard

Fungsi *hazard*  $h(t)$  atau sering disebut juga dengan laju kegagalan bersyarat (*conditional failure rate*) atau kekuatan mortalitas (*force of mortality*) adalah laju kegagalan dari suatu individu pada selang waktu yang pendek untuk mampu bertahan setelah melewati waktu  $t$ . Fungsi *hazard* ini merupakan probabilitas terjadinya kegagalan pada interval waktu [6] , dapat dinyatakan sebagai :

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

dengan

$h(t)$  = fungsi *hazard* waktu ke- $t$ .

$\Delta t$  = interval waktu bertahan sampai terjadinya kegagalan berikutnya.

$P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)$  = peluang bahwa subjek mampu bertahan hingga waktu  $t$ , kemudian gagal dalam interval waktu berikutnya.

Berdasarkan persamaan (2.5), diperoleh :

$$\begin{aligned}
 h(t) &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t} \\
 &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < (t + \Delta t) \cap (T \geq t))}{P(T \geq t) \cdot \Delta t} \\
 &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T < t + \Delta t)}{S(t) \cdot \Delta t} \\
 &= \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{S(t) \cdot \Delta t} \\
 &= \frac{1}{S(t)} \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{F(t + \Delta t) - F(t)}{\Delta t} \\
 &= \frac{F'(t)}{S(t)} \\
 &= \frac{-\frac{d\{S(t)\}}{dt}}{S(t)} \\
 &= -\frac{S'(t)}{S(t)} \\
 &= \frac{f(t)}{S(t)} \tag{2.6}
 \end{aligned}$$

Sedangkan fungsi *hazard* kumulatif  $H(t)$  adalah sebagai daerah dibawah fungsi *hazard* hingga waktu  $t$ , yaitu [6]:

$$H(t) = \int_0^t h(t)dt \tag{2.7}$$

Dimana :

$H(t)$  = fungsi *hazard* kumulatif

$h(t)$  = fungsi *hazard* pada waktu ke- $t$

Jika pada persamaan (2.7) dilakukan penguraian, maka :

$$\begin{aligned}
 H(t) &= \int_0^t \frac{f(t)}{S(t)} dt \\
 &= \int_0^t \frac{1}{S(t)} \left\{ \frac{d}{dt} F(t) \right\} dt \\
 &= \int_0^t \frac{1}{S(t)} \left\{ \frac{d}{dt} (1 - S(t)) \right\} dt \\
 &= \int_0^t \frac{1}{S(t)} \left\{ \frac{d}{dt} (S(t)) \right\} dt \\
 &= - \ln\{S(t)\}
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

Dimana:

$H(t)$  = fungsi *hazard* kumulatif

$S(t)$  = fungsi *survival* pada waktu ke  $t$

$f(t)$  = fungsi kepadatan peluang waktu  $t$

Maka dari persamaan (2.7) dan (2.8), dapat kita peroleh:

$$\begin{aligned}
 \int_0^t h(t) dt &= \int_0^t - \frac{d \ln S(t)}{dt} dt \\
 - \int_0^t h(t) dx &= \int_0^t \frac{d \ln S(t)}{dt} dt \\
 &= \ln S(t) \Big|_0^t \\
 &= \ln S(t) - \ln S(0)
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

Karena ketika  $t = 0$  nilai  $S(0) = 1$ , maka  $\ln S(0) = \ln 1 = 0$ , maka diperoleh:

$$\begin{aligned}
-\int_0^t h(t) dt &= \ln S(t) \\
\exp\left[-\int_0^t h(t) dt\right] &= \exp[\ln S(t)] \\
S(t) &= \exp\left[-\int_0^t h(t) dt\right] \\
S(t) &= \exp[-H(t)] \tag{2.10}
\end{aligned}$$

Karena ada 2 interpretasi fungsi *hazard* kumulatif yaitu ukuran risiko total yang terakumulasi sampai waktu  $t$ , risiko kumulatif, dan probabilitas *survival* yang berbanding terbalik. Maka didapatkan:

$$\begin{aligned}
S(t) &= \exp\{-H(t)\} \\
F(t) &= 1 - \exp\{-H(t)\} \\
f(t) &= h(t) \exp\{-H(t)\} \tag{2.11}
\end{aligned}$$

#### 2.1.4 Sensor

Pada saat data *survival* telah didapatkan dan hendak diolah, seringkali terdapat individu yang pada saat waktu pengamatan sudah selesai masih belum juga mengalami kejadian yang ditentukan. Dan jika peneliti ingin mendapatkan data *survival* yang lengkap hingga semua objek mengalami kejadian yang ditentukan dapat membutuhkan waktu yang cukup lama. Jika hal ini dilakukan maka pengamatan akan menjadi kurang efektif karena dapat mengakibatkan biaya yang dikeluarkan menjadi lebih besar. Untuk mengatasi masalah data yang belum mengalami *event*, maka dalam analisis *survival* perlu dilakukan penyensoran data.

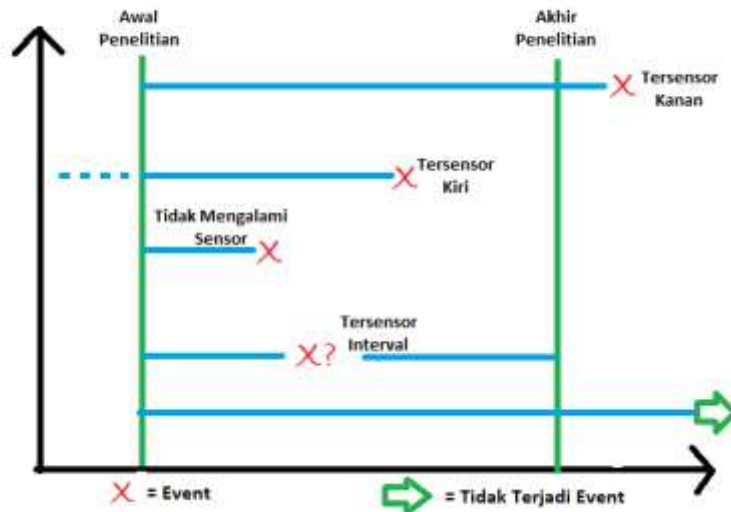
Penyensoran ialah data yang tersensor akibat sebab tertentu. Jika waktu terjadinya kejadian tidak dapat diketahui dengan pasti maka bisa terjadi penyensoran. Menurut Kleinbaum dan Klein (2005), terdapat beberapa hal yang menyebabkan penyensoran, antara lain [6]:

- a. *Failure time*, apabila objek yang diteliti masih hidup sampai penelitian berakhir.

- b. Kematian objek yang diteliti oleh faktor lain.
- c. *Loss to follow up*, yaitu terjadi apabila objek yang diteliti memutuskan untuk keluar dari pengamatan sampai berakhirnya penelitian.

Terdapat tiga jenis sensor, yaitu sensor kanan, sensor kiri, dan sensor interval.

Ilustrasi dari ketiga sensor disajikan dalam Gambar 2.4 berikut:



Gambar 2. 4 Macam-Macam Penyensoran

### 1. Sensor Kanan (*Right Censoring*)

Sensor kanan dapat terjadi ketika suatu objek pengamatan tidak mengalami *event* hingga akhir periode pengamatan yang telah ditentukan, sedangkan waktu awal dari objek pengamatan dapat diamati secara penuh [9]. Contohnya yaitu ketika sedang mengamati masa studi mahasiswa dengan waktu pengamatan empat tahun, kemudian pada tahun keempat individu tersebut pindah ke universitas lain sehingga tidak dapat diamati lagi (*lost to follow up*). Maka diketahui waktu *survival* individu tersebut ialah tiga tahun dan waktu pengamatan individu tersebut dikatakan sensor kanan.

### 2. Sensor Kiri (*Left Censoring*)

Sensor kiri dapat terjadi ketika waktu awal pada suatu subjek pengamatan tidak bisa teramati ketika penelitian dimulai tetapi kegagalan yang dialami suatu subjek dapat diamati secara penuh sebelum penelitian berakhir [9]. Contohnya yaitu pada pengamatan orang yang terjangkit virus *Covid-19*. Peneliti dapat mengetahui



kapan subjek tersebut terdeteksi positif *Covid-19* pada tes pertamanya tetapi peneliti tidak dapat mengetahui secara pasti kapan tepatnya subjek tersebut mulai terjangkit *Covid-19*. Dengan demikian objek tersebut mengalami sensor kiri yaitu ketika terdeteksi kejadian pertama dengan hasil positif *Covid-19*.

### 3. Sensor Interval (*Interval Censoring*)

Sensor Interval yaitu sensor yang waktu *Survival*nya berada pada suatu selang waktu tertentu [9]. Contohnya yaitu ketika terdapat suatu individu dalam pengamatan pasien penyakit kanker. Jika pada usia 50 tahun objek tersebut dalam kondisi sehat dan belum terdeteksi berpenyakit kanker, lalu objek tersebut melakukan tes pertama pada usia 55 tahun dan terdiagnosis penyakit kanker maka usia saat didiagnosis positif kanker adalah antara 50 dan 55 tahun.

## 2.2 Estimasi Kaplan-Meier

Estimasi Kaplan-Meier atau biasa disebut dengan estimasi limit produk (*product limit estimator*) merupakan salah satu jenis dari analisis *survival* yang termasuk dalam analisis *survival* non-parametrik. Estimasi ini pada umumnya dapat digunakan untuk menggambarkan ketahanan hidup pada suatu populasi atau bisa juga digunakan untuk membandingkan ketahanan hidup dari dua populasi. Kurva Kaplan-Meier ini bisa digunakan dalam penentuan *event*, data tersensor, dan probabilitas ketahanan hidup.

Estimasi Kaplan Meier dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \hat{S} &= \hat{p}_1 \times \hat{p}_2 \times \dots \times \hat{p}_k \\
 &= \prod_{j=1}^k \hat{p}_j \\
 &= \prod_{j=1}^k \left( \frac{n_j - d_j}{n_j} \right) \tag{2.12}
 \end{aligned}$$

Dimana untuk  $t_k \leq t \leq t_{k+1}$ ,  $k = 1, 2, 3, \dots, m$  dan  $\hat{S}(t) = 1$  untuk  $t \leq t_1$ . Dan  $\hat{p}_j$  adalah probabilitas ketahanan hidup pada waktu ke- $j$ ,  $n_j$  adalah banyak individu yang beresiko gagal, dan  $d_j$  adalah banyak individu yang gagal pada waktu ke- $j$ .

### 2.3 Regresi Cox Proportional Hazard

Pada tahun 1972 D.R Cox memperkenalkan model Regresi *Cox Proportional Hazard* yang diterapkan pada data *Survival*. Regresi *Cox Proportional Hazard* atau bisa juga disebut dengan Model Regresi *Cox* merupakan salah satu bagian dari statistika semi parametrik yang umumnya digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen (terikat) dengan variabel independen (variabel bebas) dan data yang digunakan pada model ini ialah data waktu bertahan hidup dari suatu individu.

Model Regresi *Cox Proportional Hazard* adalah sebagai berikut [6]:

$$h(t, X) = h_0(t)e^{-(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p)} \quad (2.13)$$

Dengan:

$h_0(t)$  = Fungsi *Hazard* dasar atau fungsi *hazard* pada saat  $t=0$  tidak bergantung pada karakteristik

$X$  = variabel penjelas

$p$  = ( $p_1, p_2, \dots, p_n$ ) jumlah dari variabel  $X$

$\beta$  = ( $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ ) vektor koefisien regresi atau vektor parameter

### 2.4 Model Accelerated Failure Time (AFT)

Model *Accelerated Failure Time* (AFT) adalah bagian dari model parametrik yang dapat memprediksi waktu suatu kejadian dengan distribusi data pada data observasi. Model AFT dapat menggambarkan hubungan himpunan kovariat dengan probabilitas *survival*. Himpunan kovariat dapat memengaruhi waktu *survival* dari suatu faktor percepatan yang disebut dengan *accelerated factor* [6].

Sebagai ilustrasi misalnya terdapat seorang perokok ( $S_{1(x)}$ ) dan seorang yang bukan perokok ( $S_{2(x)}$ ). Asumsi dari AFT dapat dinyatakan dengan  $S_{2(x)} = \gamma S_{1(x)}$  untuk  $x \geq 0$  dengan  $\gamma$  yaitu suatu konstanta yang disebut dengan *accelerated factor* (AF) yang menjadi pembanding waktu *survival* untuk bertahan hidup dari seorang perokok dan yang bukan perokok. Dimisalkan nilai probabilitas yang bukan perokok dapat bertahan hidup pada usia 40 tahun sama dengan nilai

probabilitas seorang perokok bertahan hidup pada usia 30 tahun, maka didapatkan nilai AF  $\gamma=0,75$  dan secara matematis dapat dinyatakan bahwa  $S_{2(X)} = 0,75S_{1(X)}$  [12].

**Definisi 2.4** Diketahui suatu grup pasien dengan kovariat  $(X_1, X_2, \dots, X_k)$  Secara matematis, modelnya dapat dituliskan dengan [10]:

$$S(t|X) = S_0 \left( \frac{t}{\eta(X)} \right) \quad (2.14)$$

Dengan:

$S_0$  = fungsi *baseline survival*

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

Dengan rumus percepatan yaitu:

$$\eta(X) = \exp(\beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki}) \quad (2.15)$$

Keterangan:

$\beta$  = Parameter Skala

X = Variabel bebas

Fungsi *hazard* dari AFT dengan kovariat  $(X_1, X_2, \dots, X_k)$  adalah :

$$h(t|X) = \left( \frac{1}{\eta(X)} \right) h_0 \left( \frac{t}{\eta(X)} \right) \quad (2.16)$$

Dengan:

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

$\eta(X)$  = Faktor percepatan

X = Variabel bebas

Karena model AFT termasuk ke dalam model parametrik waktu *Survival* dimana diharuskan mengikuti suatu distribusi tertentu maka penggunaan model AFT mengharuskan untuk melakukan pengecekan asumsi distribusi terlebih dahulu. Terdapat beberapa distribusi dalam model parametrik, diantaranya ialah distribusi Eksponensial, Weibull, Log-Normal, dan Log-Logistik. Untuk

pembahasan mengenai distribusi yang dikaitkan dengan AFT akan dibahas lebih lanjut pada bab 3.

#### 2.4.1 Distribusi Eksponensial

Distribusi Eksponensial merupakan distribusi paling sederhana untuk data *survival*. Data Eksponensial ini sering digunakan untuk memodelkan waktu kejadian bebas yang terjadi terhadap nilai rata-rata konstan. Distribusi Eksponensial mempunyai karakteristik bahwa fungsi *hazard* selalu konstan [6], disajikan dalam persamaan (2.17):

$$h(t) = \lambda, \quad t \geq 0 \text{ dan } \lambda \geq 0 \quad (2.17)$$

dengan  $\lambda = \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right)$

fungsi *Survival* dan kepadatan peluang dapat dituliskan:

$$S(t) = e^{-\lambda t} \quad (2.18)$$

dan

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \quad (2.19)$$

#### 2.4.2 Distribusi Weibull

Distribusi Weibull merupakan distribusi yang sering digunakan dalam analisis *survival*. Distribusi Weibull memodelkan data secara lebih umum dibandingkan dengan model eksponensial, dengan menggunakan parameter positif  $\lambda$  dan  $\gamma$  dengan fungsi *hazard* [11]:

$$h(t) = \lambda \gamma (t)^{\gamma-1} \quad (2.20)$$

$\lambda > 0, \gamma > 0 =$  parameter

Fungsi *survival* dalam distribusi Weibull dan fungsi kepadatan peluang dalam distribusi Weibull dapat dituliskan [12]:

$$S(t) = \exp[-(\lambda t^\gamma)], \quad t > 0 \quad (2.21)$$

dan

$$f(t) = \lambda \gamma (t)^{\gamma-1} \exp[-(\lambda t^\gamma)], \quad t > 0 \quad (2.22)$$

### 2.4.3 Distribusi Log Normal

Sesuai dengan namanya, Distribusi Log-normal ialah distribusi dari suatu variabel yang menyebar secara normal. Suatu variabel acak  $T$  dikatakan berdistribusi normal dengan parameter  $\mu$  dan  $\sigma$  jika  $\log T$  memiliki distribusi normal pula dengan rata-rata  $\mu$  dan memiliki standar deviasi sebesar  $\sigma$ . Fungsi kepadatan peluangnya dapat dituliskan [10]:

$$f(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (2.23)$$

Dengan  $t > 0$ .

Sedangkan fungsi *survival* dari distribusi Log-normal dapat dituliskan:

$$S(t) = \frac{1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)}{t} \quad (2.24)$$

dimana  $\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{u^2}{2}} du$  merupakan ukuran fungsi distribusi normal [10].

Fungsi *hazard* distribusi Log-normal adalah:

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

$$h(t) = \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln t - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]}{1 - \Phi\left(\frac{\ln t - \mu}{\sigma}\right)} \quad (2.25)$$

### 2.4.4 Distribusi Logistik

Diketahui fungsi kepadatan peluang pada distribusi Log-logistik adalah [12]:

$$f(t) = \frac{\lambda \gamma t^{\gamma-1}}{(1 + \lambda t^\gamma)^2} \quad (2.26)$$

Dimana  $0 \leq t < \infty$  dan  $\gamma > 0$  ( $k$  dan  $\theta$  merupakan parameter).

Fungsi *Survival* dan fungsi *hazard* dari distribusi Log-logistik adalah [12]:

$$S(t) = [1 + \lambda t^\gamma]^{-1} \quad (2.27)$$

$$h(t) = \frac{\lambda \gamma t^{\gamma-1}}{1 + \lambda t^\gamma} \quad (2.28)$$

## 2.5 Perbandingan Model

Pada penelitian ini digunakan dua metode analisis *survival* yakni model Cox Proportional Hazard yang termasuk kedalam model semiparametrik dan model Accelerated Failure Time yang termasuk kedalam model parametrik. Keduanya memiliki kegunaan yang sama yakni untuk mengetahui hubungan antara variabel bebas dan variabel terikat. Karena pada penelitian ini akan dicari model terbaik untuk data waktu tunggu kerja, maka dilakukanlah pencarian dengan menggunakan dua metode.

Metode yang digunakan untuk pencarian model terbaik yaitu metode Akaike's *Information Criterion* (AIC) dan metode Bayesian *Information Criterion* (BIC). Model terbaik didapatkan dengan membandingkan nilai AIC dan BIC yang paling kecil. Pada penelitian ini, untuk perhitungan nilai AIC dan BIC digunakan bantuan *Software R*.

Nilai AIC dan BIC berkaitan dengan nilai *likelihood* yaitu sebuah metode yang digunakan untuk memperkirakan parameter-parameter pada model statistik atau biasa disebut juga fungsi kemungkinan. Fungsi *likelihood* dirumuskan dengan [12]:

$$L = f_1(t) \times f_2(t) \times \dots \times f_k(t) \quad (2.29)$$

Dimana  $k$  adalah jumlah subjek dalam penelitian. Maka dapat disimpulkan bahwa nilai *likelihood* didapatkan dengan mengalikan nilai kepadatan peluang dari setiap subjek penelitian. Artinya Semakin tinggi nilai *likelihood* dari suatu model maka nilai log *likelihood*nya juga akan semakin besar, maka dapat dikatakan model tersebut juga semakin baik.

Model semakin baik *likelihood*nya juga semakin tinggi akibatnya log *likelihood*nya juga akan semakin besar, akibatnya  $-2 \log \text{likelihood}$  semakin kecil, maka dicari AIC yang kecil, ada fungsi penalti  $k$  (jumlah parameter yang diestimasi. Jika  $k$  sama maka dicari dari  $k$

### 2.5.1 Metode Akaike's *Information Criterion* (AIC)

*Akaike's Information Criterion* (AIC) yaitu model yang dirancang untuk membandingkan kesesuaian model yang berbeda [12]. Ketika model statistik

digunakan untuk memproses data, representasi yang tepat sangat sulit untuk didapatkan.

Salah satu cara untuk memilih model terbaik adalah dengan menggunakan kriteria informasi Akaike (AIC). Menurut Klein (2003), nilai AIC dapat ditulis sebagai berikut:

$$AIC = -2l + 2p \quad (2.30)$$

Dimana  $p$  adalah total derajat bebas yang digunakan pada model dan  $l$  adalah nilai dari  $\log$  *likelihood*, semakin tinggi nilai  $\log$  *likelihood* suatu model maka dikatakan model akan semakin baik. Namun pada metode AIC nilai  $\log$  *likelihood* dikalikan dengan  $-2$ . Menurut Akaike, model dengan nilai AIC terendah adalah model terbaik untuk data yang diteliti.

#### 2.5.2 Metode Bayesian *Information Criterion* (BIC)

*Bayesian Information Criterion* (BIC) adalah kriteria informasi untuk pemilihan model terbaik dari beberapa model yang dibandingkan. BIC merupakan estimasi dari kesalahan prediksi sampel. Artinya, semakin kecil nilai BIC dari suatu model maka kesalahan prediksinya juga semakin kecil dan dapat disimpulkan bahwa model dengan nilai BIC terkecil adalah model yang terbaik karena nilai BIC berkaitan dengan  $\log$ *likelihood* dari suatu model yang dikalikan dengan  $-2$ .

$$BIC = -2l + p \log n \quad (2.31)$$

$l$  :  $\log$  *likelihood*

$p$  : Total derajat bebas pada model

$n$  : jumlah nilai dalam kumpulan data

$n$  : jumlah data

## 2.6 Ketenagakerjaan

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), tenaga kerja ialah seluruh penduduk yang ada dalam usia kerja (15 tahun keatas) dimana ia berpotensi untuk

memproduksi barang dan juga jasa. Menurut BPS, tenaga kerja dibagi dalam 3 kategori, yaitu [13]:

1. Tenaga kerja penuh (*full employed*) yakni tenaga kerja yang memiliki jam kerja lebih dari 35 jam pada jangka waktu satu minggu
2. Tenaga kerja yang tidak penuh atau setengah pengangguran (*under employed*) yakni tenaga kerja yang memiliki jam kerja kurang dari 35 jam dalam satu minggu
3. Tenaga kerja yang sementara tidak sedang bekerja atau yang belum bekerja yakni yang memiliki jam kerja kurang dari 1 jam dalam seminggu.

## **2.7 Teori Penyerapan Tenaga Kerja**

Dalam hal penyerapan tenaga kerja di dunia pekerjaan, dapat dikaitkan dengan keseimbangan dari interaksi dari permintaan tenaga kerja dan penawaran tenaga kerja. Tiap-tiap sektor dalam dunia pekerjaan perbedaan untuk penyerapan tenaga kerjanya. Misalkan pada sektor formal, dalam penyeleksian tenaga kerja yang akan diserap mempertimbangkan tentang keahlian khusus, tingkat pendidikan, serta pengalaman untuk bisa bekerja pada sektor formal [4]. Teori penyerapan ini nyatanya bergantung pada kebutuhan kualitas dari sumber daya manusia yang dibutuhkan oleh tiap sektor agar dapat mumpuni dibidangnya.



## BAB III

### MODEL ACCELERATED FAILURE TIME DAN MODEL

### REGRESI COX PROPORTIONAL HAZARD

Penelitian yang dilakukan adalah membandingkan dua model dalam analisis *survival* yakni *Cox Proportional Hazard* dan *Accelerated Failure Time* untuk mendapatkan model terbaik. Namun karena model AFT merupakan model parametrik maka dibutuhkan untuk mengetahui terlebih dahulu distribusi data yang akan diteliti. Sebelum membandingkan kedua model, diperlukan untuk mencari distribusi terbaik bagi data waktu tunggu kerja yang peneliti gunakan. Setelah ditemukan model AFT dengan distribusi terbaik, barulah model tersebut bisa dibandingkan dengan model CPH.

Data yang digunakan ialah data primer dengan metode pengumpulan data yaitu menyebarkan kuisioner. Yang menjadi subjek penelitian yaitu Alumni Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung angkatan 2014, 2015, 2016, dan 2017 dan didapatkan 110 responden.

#### 3.1 Data

Pada penelitian ini, penulis menggunakan data alumni UIN Sunan Gunung Djati Bandung Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2014, 2015, 2016, dan 2017 dengan jumlah reponden sebanyak 110 alumni dengan asumsi awal semua alumni langsung melamar pekerjaan setelah dinyatakan lulus. Analisis *survival* dilakukan untuk mengetahui faktor apasaja yang berpengaruh secara signifikan terhadap waktu tunggu kerja. Subjek dikatakan mengalami *event* jika pada waktu 1 sampai 9 Bulan setelah dinyatakan lulus ia mendapatkan pekerjaan. Namun jika hingga waktu tersebut masih belum mendapatkan pekerjaan, maka subjek dikatakan tersensor. Serta untuk subjek yang dalam waktu 0 Bulan setelah dinyatakan lulus sudah mendapatkan pekerjaan atau jika subjek tersebut sudah mendapatkan pekerjaan dari sebelum lulus, maka tersensor kiri.

### 3.2 Identifikasi Variabel

Karena data yang digunakan merupakan data primer yang berasal dari penyebaran kuisisioner oleh peneliti dengan menggunakan media Google Form, maka data yang didapat ialah data mentah. Untuk dapat diidentifikasi oleh *Software* maka data tersebut diolah terlebih dahulu menjadi data berupa tabel yang berisi variabel-variabel yang diduga berpengaruh terhadap waktu tunggu kerja. Variabel-variabel yang akan digunakan ialah:

1. Variabel Dependen (Tak Bebas)

Variabel terikat/ tak bebas (Y) yaitu lama waktu mendapatkan pekerjaan. Status Alumni yang sudah mengalami *event* dimana dalam penelitian ini berarti Alumni yang sudah mendapatkan pekerjaan dalam waktu 0-9 Bulan setelah dinyatakan lulus, disimbolkan dengan 1 dan status dari data yang tersensor disimbolkan dengan 0.

2. Variabel Independen (Bebas)

Variabel Independen/ bebas dalam penelitian ini merupakan faktor-faktor yang diduga dapat berpengaruh terhadap data waktu tunggu. Dalam penelitian ini variabel bebas yang digunakan ada 8 dengan masing-masing variabel memiliki kategori yang berbeda. Variabel yang digunakan disajikan dalam Tabel 3.1 berikut:

Tabel 3. 1 Variabel Bebas (X) Dalam Penelitian

Angkatan ( $X_1$ )
1. 2014
2. 2015
3. 2016
4. 2017
Jenis kelamin ( $X_2$ )
1. Perempuan
2. Laki-laki
Jurusan ( $X_3$ )
1. Fisika

<ol style="list-style-type: none"> <li>2. Kimia</li> <li>3. Biologi</li> <li>4. Teknik Elektro</li> <li>5. Teknik Informatika</li> <li>6. Agroteknologi</li> <li>7. Matematika</li> </ol>
Lama Studi ( $X_4$ )
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. <math>\leq 8</math> Semester</li> <li>2. <math>&gt; 8</math> Semester</li> </ol>
IPK ( $X_5$ )
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. 1,00 – 2,74</li> <li>2. 2,75 – 3,24</li> <li>3. 3,25 – 3,74</li> <li>4. 3,75 – 4,00</li> </ol>
Keterangan Mendapat Beasiswa ( $X_6$ )
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Pernah</li> <li>2. Tidak Pernah</li> </ol>
Keaktifan Organisasi ( $X_7$ )
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Pernah</li> <li>2. Tidak Pernah</li> </ol>
Keikutsertaan Workshop ( $X_8$ )
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Pernah</li> <li>2. Tidak Pernah</li> </ol>

### 3.3 Model *Accelerated Failure Time* (AFT)

*Accelerated Failure Time* (AFT) termasuk kedalam model dari statistika parametrik. Pada model ini, dalam penggunaannya untuk memprediksi kejadian yang akan terjadi harus didasarkan pada sebaran data tertentu. Dengan menggunakan model AFT, peneliti dapat menggambarkan hubungan antara peluang *survival* dan kumpulan dari kovariat yang bisa memengaruhi waktu *survival* dari faktor percepatan yang disebut *accelerated factor*. Pada model AFT

diperlukan untuk mengetahui terlebih dahulu distribusi dari data yang akan diteliti. Pada penelitian ini digunakan empat distribusi yakni Eksponensial, Weibull, Log-Normal, dan Log-Logistik.

### 3.3.1 Model Weibull AFT

Dimisalkan suatu data *survival* berdistribusi Weibull dengan skala parameternya adalah  $\lambda$  dan bentuk parameter disimbolkan dengan  $\gamma$ , dituliskan  $W(\lambda, \gamma)$  fungsi *baseline hazard* dituliskan dalam persamaan (2.20).

Jika fungsi *baseline hazard* pada distribusi Weibull disubstitusikan kedalam persamaan (2.16), akan diperoleh fungsi Weibull AFT, yaitu:

$$h(t|X) = \left(\frac{1}{\eta(X)}\right) \lambda \gamma \left(\frac{t}{\eta(X)}\right)^{\gamma-1} \quad (3.1)$$

Dimana :

$$\lambda = \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right)$$

$$\gamma = \frac{1}{\sigma}$$

Fungsi *hazard* individu ke-i pada Persamaan (3.2) yaitu

$$\begin{aligned} h_i(t|X) &= \left(\frac{1}{\eta(X)}\right) \lambda \gamma \left(\frac{t}{\eta(X)}\right)^{\gamma-1} \\ &= \left(\frac{1}{\exp(\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_1 X_{pi})}\right) \frac{1}{\sigma} \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right) \left(\frac{t}{\exp(\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_1 X_{pi})}\right)^{\frac{1}{\sigma}-1} \end{aligned}$$

Didapatkan fungsi Hazard model AFT berdistribusi Weibull adalah :

$$h_i(t|X) = \frac{\exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - (\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_1 X_{pi})\right)}{\sigma} \left(\frac{t}{\exp(\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_1 X_{pi})}\right)^{\frac{1}{\sigma}-1} \quad (3.2)$$

### 3.3.2 Model Eksponensial AFT

Pada data yang berdistribusi eksponensial, seringkali digunakan pada pemodelan waktu kejadian bebas yang terjadi terhadap nilai rata-rata konstan.

Dimana distribusi Eksponensial ini memiliki karakteristik bahwa fungsi *hazard* selalu konstan. Untuk menentukan Model Eksponensial AFT didapatkan dari mensubstitusi fungsi *hazard* eksponensial ( 2.17) ke fungsi hazard AFT (1.6).

Dengan:

$$\lambda = \exp\left(\frac{-\mu}{\sigma}\right)$$

Didapatkan:

$$\begin{aligned} h(x|X) &= \left(\frac{1}{\eta(X)}\right) \exp\left(\frac{-\mu}{\sigma}\right) \\ h(x|X) &= \left(\frac{\exp\left(\frac{-\mu}{\sigma}\right)}{\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_n X_n)}\right) \\ h(x|X) &= \exp\left(\frac{-\mu}{\sigma} - (\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_n X_n)\right) \end{aligned} \quad (3.3)$$

### 3.3.3 Model Log-logistik AFT

Persamaan fungsi hazard model AFT berdistribusi Log-Logistik bisa didapatkan dengan mensubstitusikan persamaan fungsi Hazard Distribusi Log-Logistik (2.28) ke dalam persamaan fungsi Hazard AFT (2.16), sehingga didapatkan :

$$\begin{aligned} h(t|X) &= \left(\frac{1}{\eta(X)}\right) \frac{\lambda \gamma \left(\frac{t}{\eta(X)}\right)^{\gamma-1}}{1 + \lambda \left(\frac{t}{\eta(X)}\right)^\gamma} \\ &= \left(\frac{1}{\eta(X)}\right) \frac{(\eta(X))^{1-\gamma} \lambda \gamma (t)^{\gamma-1}}{1 + \lambda \left(\frac{t}{\eta(X)}\right)^\gamma} \\ &= \frac{(\eta(X))^{-\gamma} \lambda \gamma (t)^{\gamma-1}}{1 + \lambda (t)^\gamma (\eta(X))^{-\gamma}} \\ &= \frac{(\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p))^{-\frac{1}{\sigma}} \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right) \frac{1}{\sigma} (t)^{\frac{1}{\sigma}-1}}{1 + \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right) (t)^{\frac{1}{\sigma}} (\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p))^{-\frac{1}{\sigma}}} \end{aligned}$$

Maka didapatkan fungsi hazard AFT berdistribusi Log-Logistik :

$$h(t) = \frac{\exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - \frac{1}{\sigma}(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)\right) \frac{1}{\sigma} t^{\frac{1}{\sigma} - 1}}{1 + \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - \frac{1}{\sigma}(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)\right) \frac{1}{\sigma} t^{\frac{1}{\sigma}}} \quad (3.4)$$

### 3.3.4 Model Log-Normal AFT

Apabila waktu *survival* diasumsikan berdistribusi Log-normal, dengan  $\mu$  dan  $\sigma$  yaitu parameter yang tak diketahui, dan  $\phi(X) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}}} \int_{-\infty}^X \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) du$  adalah fungsi standar dari distribusi normal, dan  $\eta_i(X) = \exp(\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_p X_{pi})$  yaitu kombinasi linier untuk variabel penjelas p pada individu ke-i. Untuk mendapatkan persamaan fungsi hazard AFT berdistribusi Log-Normal, peneliti mensubstitusi persamaan fungsi hazard Log-Normal (2.25) ke persamaan fungsi Hazard AFT (2.16):

$$\begin{aligned} h(t|X) &= \left(\frac{1}{\eta(X)}\right) \frac{\frac{1}{\sigma \eta(X) \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln\left(\frac{t}{\eta(X)}\right) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]}{1 - \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{t}{\eta(X)}\right) - \mu}{\sigma}\right)} \\ &= \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln\left(\frac{t}{\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)}\right) - \mu)^2}{2\sigma^2}\right]}{1 - \Phi\left(\frac{\ln\left(\frac{t}{\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)}\right) - \mu}{\sigma}\right)} \end{aligned} \quad (3.5)$$

### 3.4 Model Regresi Cox Proportional Hazard

Model CPH adalah model dari statistika semiparametrik dimana berfungsi untuk dapat mengetahui hubungan diantara variabel bebas terhadap waktu *survival* [6].

Fungsi yang terbentuk adalah dari perkalian fungsi *baseline hazard* dan bentuk Eksponensial penjumlahan linier dari  $\beta^i X_i$  yaitu penjumlahan dari variabel bebas X. Model Cox berlaku apabila kematian bergantung pada nilai X variabel bebas dimana kumpulan dari variabel-variabel bebas dapat dinyatakan dengan X, sehingga  $X = X_1, X_2, \dots, X_p$ .

Secara umum, model proporsional *hazard* untuk sebanyak  $i$  individu dapat dirumuskan dengan:

$$h_i(t) = \exp(\beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi}) h_0(t) \quad (3.6)$$

Dimana  $x$  adalah vektor  $p \times 1$  dari variabel bebas  $X = X_1, X_2, \dots, X_p$  dan  $\beta$  adalah vektor  $p \times 1$  dari koefisien regresi dan  $h_0(t)$  adalah fungsi *baseline hazard* yang mana semua variabel bebasnya memuat vektor  $x$  sama dengan nol.

Diketahui persamaan fungsi *hazard* dari model proporsional *hazard* yaitu:

$$h(t, X, \beta) = h_0(t)e^{X\beta}$$

Jika  $g(t, X, \beta)$  adalah bentuk log natural dari fungsi *hazard*, maka didapatkan:

$$g(t, x, \beta) = \ln[h_0(t)] + x\beta \quad (3.7)$$

Jika terjadi perubahan dari bentuk  $X = a$  menjadi  $X = b$  pada fungsi *log hazard* maka:

$$\begin{aligned} [g(t, X = a, \beta)] - [g(t, X = b, \beta)] &= \{\ln[h_0(t)] + a\beta\} - \{\ln[h_0(t)] + b\beta\} \\ &= a\beta - b\beta \\ &= (a - b)\beta \end{aligned} \quad (3.8)$$

Fungsi dari *log hazard* dapat digunakan untuk mengetahui efek perubahan pada variabel prediktor. Fungsi dari *hazard ratio* (HR) dapat digunakan untuk mempermudah perhitungan. Fungsi dari *hazard ratio* (HR) yaitu:

$$\begin{aligned} HR(t, a, b, \beta) &= \exp[g(t, X = a, \beta) - g(t, X = b, \beta)] \\ &= \frac{H(t, a, \beta)}{H(t, b, \beta)} \\ &= e^{(a-b)\beta} \end{aligned} \quad (3.9)$$

Jika pada fungsi *log hazard* koefisien untuk variabel kontinu diubah menjadi  $c$  unit, dengan menggunakan persamaan (3.30) dengan  $a = X + c$  dan  $b = X$ , sehingga didapatkan perubahan dari fungsi *log-hazard* adalah sebagai berikut:

$$g(t, X + c, \beta) - g(t, X, \beta) = \{\ln[h_0(t)] + (X + c)\beta\} - \{\ln[h_0(t)] + X\beta\}$$

$$\begin{aligned}
&= (X + c)\beta - X\beta \\
&= c\beta
\end{aligned}
\tag{3.10}$$

Maka didapatkan persamaan estimator *hazard ratio* yaitu:

$$\widehat{HR}(c) = e^{c\beta} \tag{3.11}$$

Dapat dilihat dari Persamaan nilai estimator HR yaitu risiko kematian akan berbanding lurus dengan besarnya  $e^{c\beta}$  untuk tiap c unit variabel [14]

### 3.5 Langkah-Langkah Analisis

Sesuai dengan apa yang telah dipaparkan, maka langkah-langkah dalam analisis pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

#### 1. Studi Literatur

Pada studi literatur, peneliti melakukan pengkajian mengenai teori yang digunakan yaitu analisis *Survival* secara mendalam dan model yang ada dalam analisis *Survival*. Pada penelitian ini model yang digunakan ialah *Cox Proportional Hazard* dan *Accelerated Failure Time* untuk dibandingkan.

#### 2. Pengambilan data

Pada penelitian ini, data yang diperoleh merupakan data primer yang diambil langsung oleh peneliti dengan menggunakan instrumen kuisioner dengan memanfaatkan media *google* formulir. Subjek penelitian adalah Alumni Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati Bandung angkatan 2014, 2015, 2016 dan 2017

#### 3. Analisis Terhadap Variabel

Analisis terhadap variabel dilakukan dengan tiga cara yang mana tidak saling mempengaruhi satu sama lain. Oleh karena itu, ketiganya bisa dikerjakan bersamaan ataupun tidak,

Analisis yang pertama yaitu analisis deskriptif dengan tujuan untuk memberikan gambaran secara umum mengenai data yang digunakan. Yang kedua adalah estimasi Kaplan-Meier yang bertujuan untuk mengetahui gambaran ketahanan hidup tiap-tiap variabel. Yang ketiga adalah estimasi parameter dengan dua metode untuk menganalisis data, yaitu model *Cox Proportional Hazard* dan AFT, dimana pada model AFT memiliki 4 asumsi



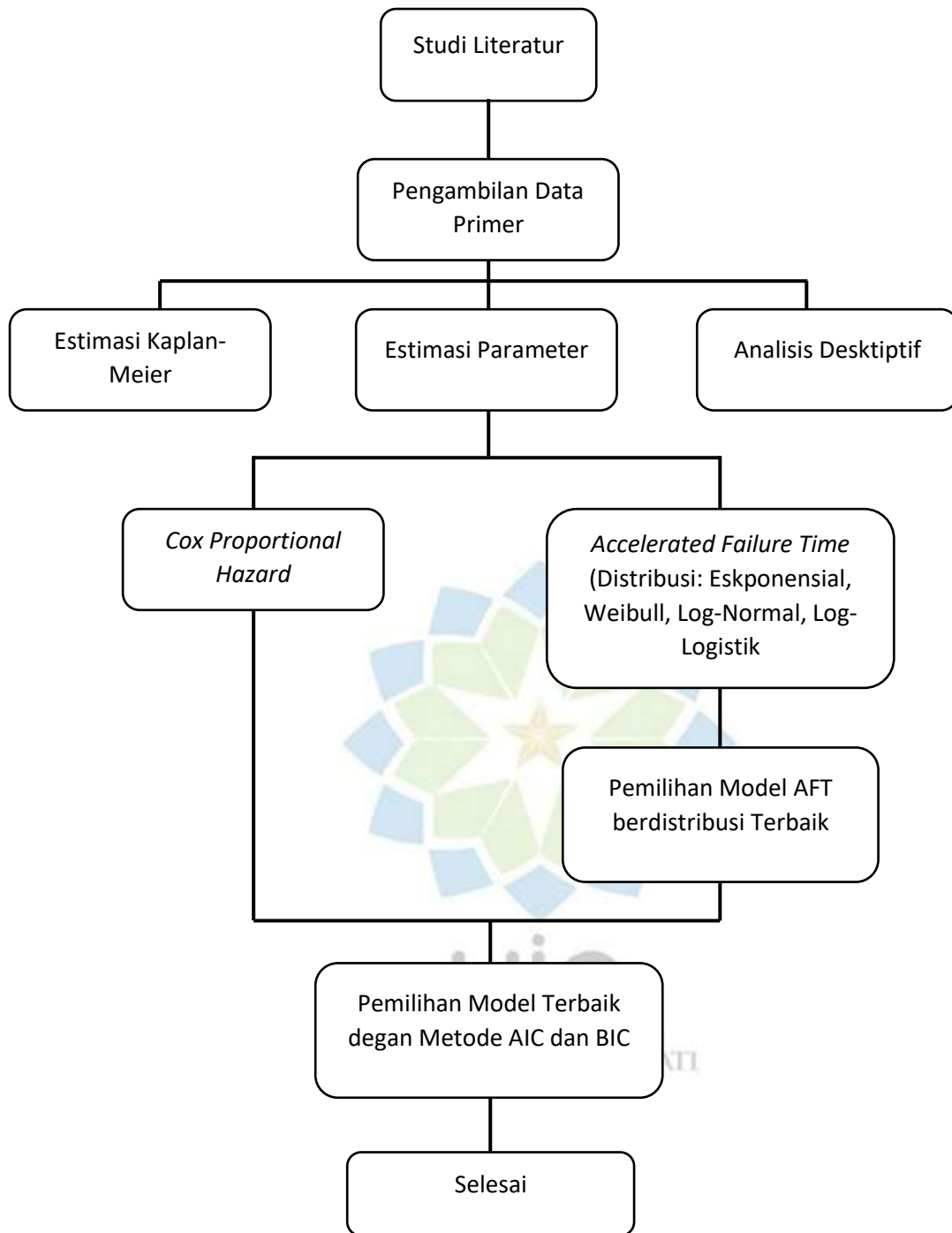
model berdasarkan distribusi yang dipakai yaitu Weibull, Exponential, Log-Normal, dan Log-Logistik. Untuk mendapatkan model AFT berdistribusi terbaik dapat dilakukan dengan membandingkan nilai AIC dan BIC dari tiap distribusi.

4. Pemilihan Model Terbaik

Setelah didapatkan model AFT dengan distribusi terbaik lalu model ini dibandingkan dengan model *Cox Proportional Hazard* untuk menentukan model mana yang terbaik dari kedua model tersebut dengan menggunakan metode Akaike's *Information Criterion* (AIC) dan metode Bayesian (BIC).

5. Kesimpulan





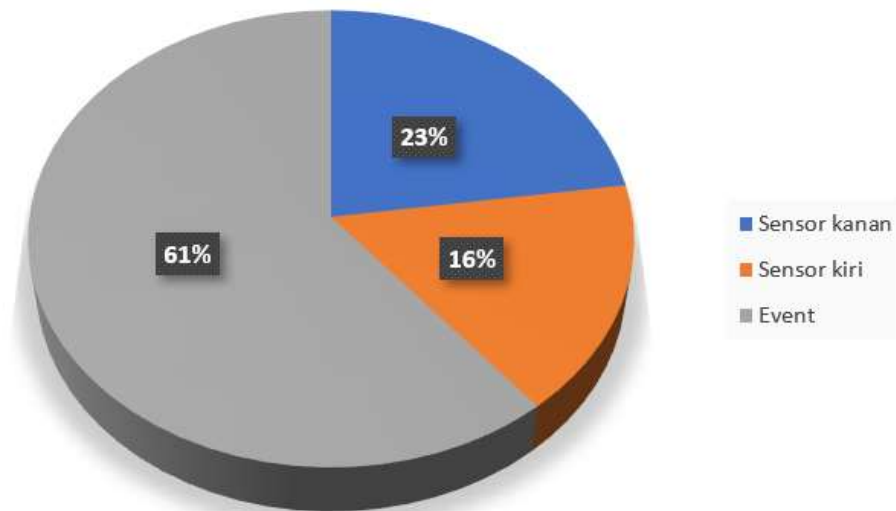
Gambar 3. 1 Diagram Alir Penelitian

## BAB IV

### STUDI KASUS DAN ANALISIS

#### 4.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif yang dilakukan bertujuan untuk memaparkan data yang didapatkan secara menyeluruh. Data yang digunakan ialah data Alumni UIN Sunan Gunung Djati Bandung Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2014, 2015, 2016, dan 2017 dengan banyak responden 110 Alumni yang terdiri dari 25 Alumni mengalami sensor kanan, 18 Alumni mengalami sensor kiri, dan 67 Alumni mengalami *event*. Persentase dari Alumni yang mengalami sensor dan *event* disajikan dalam Gambar 4.1 berikut:



Gambar 4. 1 Persentase Objek Mengalami Sensor dan *Event*

Variabel yang digunakan ada delapan, yaitu angkatan, jenis kelamin, jurusan, lama studi, IPK, beasiswa, keterangan organisasi, keikutsertaan workshop. Analisis deskriptif ini disajikan dalam Tabel 4.1 berikut:

Tabel 4. 1 Analisis Deskriptif Objek Mengalami *Event*

	Jumlah Alumni	jumlah <i>Event</i>	Persentase Mengalami <i>Event</i>
<b>Angkatan</b>			
2014	5	3	2,73%
2015	13	7	6,36%
2016	28	20	18,18%
2017	64	37	33,64%
<b>Jenis Kelamin</b>			
Perempuan	60	32	29,09%
Laki-laki	50	35	31,82%
<b>Jurusan</b>			
Fisika	13	10	9,09%
Kimia	16	9	8,18%
Biologi	12	7	6,36%
Teknik Elektro	13	10	9,09 %
Teknik Informatika	8	5	4,55%
Agroteknologi	12	8	7,27%
Matematika	36	18	16,36%
<b>Lama Studi</b>			
≤ 8 Semester	51	19	29,09%
> 8 Semester	59	24	31,82%
<b>IPK</b>			
1,00 – 2,74	2	1	0,91%
2,75 – 3,24	35	21	19,09%
3,25 – 3,74	72	44	40,00%
3,74 – 4,00	1	1	0,91%
<b>Beasiswa</b>			
Pernah	28	17	15,64%

Tidak Pernah	82	50	45,45%
Keaktifan Organisasi			
Pernah	92	59	53,64%
Tidak Pernah	18	8	7,27%
Workshop			
Pernah	84	53	48,18%
Tidak Pernah	16	14	12,73%

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa tiap variabel memiliki persentase sensor yang berbeda. Karena pada penelitian kali ini subjek yang mengalami *event* ialah Alumni yang mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 0-9 Bulan, maka dapat dilihat bahwa untuk variabel angkatan yang memiliki peluang paling tinggi untuk mengalami *event* adalah angkatan 2017 yakni sebesar 33,64% sedangkan yang memiliki peluang paling kecil mengalami *event* adalah angkatan 2014 dengan persentase 2,73%. Hal ini dapat disebabkan karena tidak meratanya responden dari tiap angkatan sehingga memengaruhi hasil perhitungan

Untuk variabel jenis kelamin, terlihat bahwa yang berpeluang mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 0-9 Bulan adalah laki-laki dengan persentase 31,82%, dan perempuan memiliki peluang lebih kecil yaitu 29,09%. Pada variabel jurusan terlihat bahwa yang memiliki peluang paling besar untuk mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 0-9 Bulan adalah jurusan matematika dengan persentase 16,36% sedangkan yang memiliki peluang paling rendah ialah jurusan kimia dan teknik infomatika yang memiliki persentase *event* sebesar 4,55%.

Alumni yang lama studinya lebih dari 8 semester memiliki peluang lebih tinggi untuk mengalami *event* yakni sebesar 31,82% sedangkan untuk yang lama studinya kurang dari sama dengan 8 semester memiliki peluang mengalami *event* sebesar 29,09%. Alumni yang berpeluang mengalami *event* lebih tinggi yaitu yang memiliki kategori IPK 3,25 – 3,74 yaitu sebesar 40,00% dan yang memiliki persentase paling rendah yaitu yang kategori IPK 1,0 – 2,74 dan 3,75 – 4,00 sebesar 0,91%.

Untuk Alumni yang tidak pernah mendapatkan beasiswa memiliki peluang mengalami *event* lebih besar yaitu 45,45% dibandingkan Alumni yang selama kuliah pernah mendapatkan beasiswa yaitu 15,64%. Alumni yang pernah menjadi

pengurus organisasi saat kuliah lebih besar peluangnya mengalami *event* yaitu 53,64% sedangkan yang berpeluang lebih kecil untuk mengalami *event* adalah Alumni yang tidak pernah meenjadi pengurus organisasi yaitu 7,272%. Keikutsertaan dalam sebuah workshop bagi Alumni menjadikan peluang untuk mengalami *event* lebih besar yaitu 48,18% sedangkan untuk yang tidak pernah mengikti workshop memiliki peluang lebih rendah yaitu 12,73%.

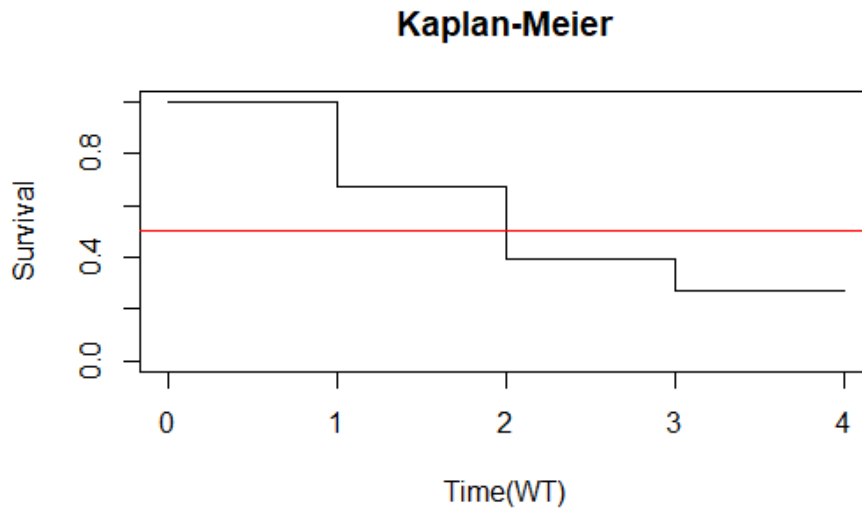
#### 4.2 Estimasi Kaplan-Meier

Tujuan dilakukannya Estimasi Kaplan-Meier adalah menakisir kuantitas dasar dari analisis *survival*. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel berikut:

Tabel 4. 2 Estimasi Kaplan-Meier

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>Upper 95% CI</b>
1	92	30	0.674	0.0489	0.585	0.777
2	62	26	0.391	0.0509	0.303	0.505
3	36	11	0.272	0.0464	0.194	0.380

Dari Tabel 4.2 terlihat bahwa pada waktu kurang dari 3 Bulan dari 92 Alumni ,terdapat 30 orang mengalami *event* atau dinyatakan telah mendapatkan pekerjaan, dan nilai peluang *survival* atau tidak mengalami *event* (belum mendapatkan pekerjaan) sebesar 0,674. Pada waktu ke 2 atau waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 26 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival* yaitu 0,391. Pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 11 alumni yang mengalami *event* atau dinyatakan mendapat pekerjaan sedangkan nilai peluang *survival*nya adalah 0,272. Hasil dari analisis dapat dibuat dalam bentuk kurva pada Gambar 4.2



Gambar 4. 2 Plot Estimasi Kaplan-Meier

Estimasi Kaplan-Meier akan dilakukan pada tiap-tiap variabel dalam penelitian untuk mengetahui kuantitas dasar dari analisis *survival*nya. Didapatkan hasil estimasi Kaplan-Meier tiap variabel adalah sebagai berikut:

1. Variabel Angkatan ( $X_1$ )

Pada variabel pertama ( $X_1$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 4 kategori, yaitu angkatan 2014, 2015, 2016, dan 2017. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel:

Tabel 4. 3 Estimasi Kaplan-meier Variabel Angkatan 2014

Time	n.risk	n.event	Survival	std.err	lower 95% CI	upper 95% CI
1	4	2	0.50	0.250	0.1877	1
2	2	1	0.25	0.217	0.0458	1

Pada tabel 4.3 dapat dilihat bahwa pada penelitian yang dilakukan, terdapat 4 Alumni yang berasal dari angkatan 2014 dengan jumlah yang mengalami *event* di waktu kurang dari 3 Bulan ada 2 orang dengan peluang *survival* ( Alumni yang belum mengalami *event*) sebesar 0,50. Sedangkan pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 1 orang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya 0,25.

Tabel 4. 4 Estimasi Kaplan-meier Variabel Angkatan 2015

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	10	2	0.8	0.126	0.587	1.000
2	8	4	0.4	0.155	0.187	0.855
3	4	1	0.3	0.145	0.116	0.773

Pada Tabel 4.4 terlihat bahwa pada penelitian terdapat 10 Alumni yang berasal dari angkatan 2015. Jumlah Alumni yang mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan adalah 2 orang dengan nilai peluang *survival*nya yaitu 0,8. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 4 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya 0,4, dan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 1 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival* 0,3.

Tabel 4. 5 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Angkatan 2016

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	24	10	0.583	0.1006	0.4160	0.818
2	14	6	0.333	0.0962	0.1893	0.587
3	8	4	0.167	0.0761	0.0681	0.408

Pada Tabel 4.5 terlihat bahwa dalam penelitian terdapat 24 Alumni dari angkatan 2016. Jumlah Alumni yang mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan adalah 10 orang dengan nilai peluang *survival*nya 0,583. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 6 Alumni yang mengalami *event* dengan peluang *survival* sebesar 0,333, dan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 4 Alumni yang mengalami *event* dengan peluang *survival* sebesar 0,167.

Tabel 4. 6 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Angkatan 2017

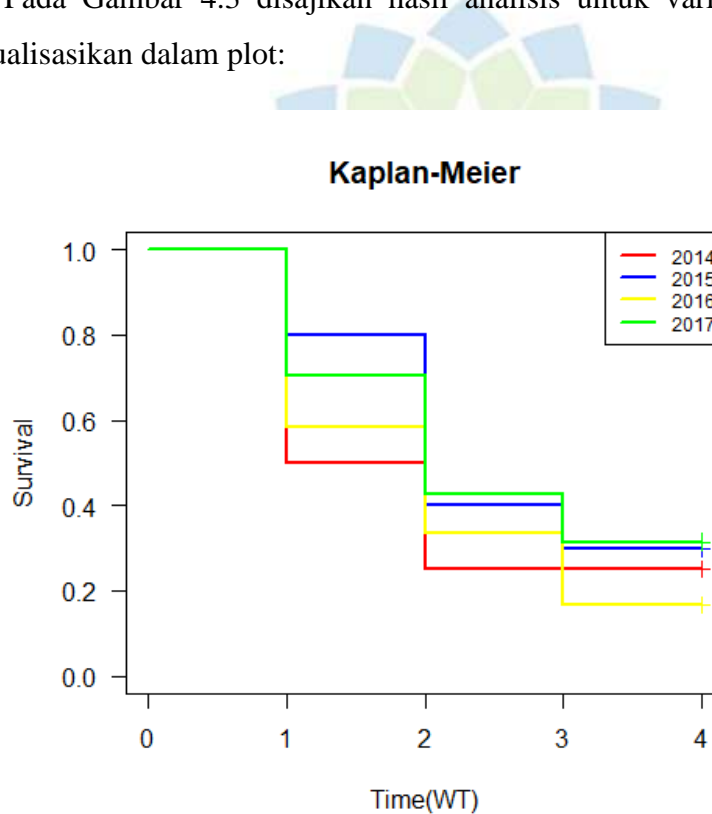
<b>time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	54	16	0.704	0.0621	0.592	0.837



2	38	15	0.426	0.0673	0.313	0.581
3	23	6	0.315	0.0632	0.212	0.467

Pada Tabel 4.6 terlihat bahwa dalam penelitian terdapat 54 Alumni angkatan 2017 dengan 16 Alumni yang mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dan peluang *survival*nya sebesar 0,704. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 15 Alumni yang mengalami *event* dengan peluang *survival* sebesar 0,426 dan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 6 Alumni yang mengalami *event* dengan peluang *survival* sebesar 0,315.

Pada Gambar 4.3 disajikan hasil analisis untuk variabel Angkatan yang divisualisasikan dalam plot:



Gambar 4. 3 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan

Pada Gambar 4.3 terdapat grafik estimasi Kaplan-Meier dari variabel angkatan. Terlihat dalam plot bahwa Alumni angkatan 2015 dan 2017 memiliki resiko tidak mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 9 Bulan setelah lulus besarnya hampir sama, hal ini dapat dilihat dari plot yang berimpit antara keduanya dimana nilai risikonya lebih tinggi dibandingkan angkatan lain. Angkatan 2014

memiliki risiko lebih kecil untuk tidak mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 9 Bulan dibandingkan dengan angkatan 2015 dan 2017. Sedangkan untuk Alumni angkatan 2016 memiliki resiko terkecil untuk tidak mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 9 Bulan dibandingkan angkatan lainnya.

## 2. Variabel Jenis Kelamin ( $X_2$ )

Pada variabel Jenis Kelamin ( $X_2$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 2 kategori, yaitu Perempuan dan Laki-Laki. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel :

Tabel 4. 7 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin Perempuan

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	49	10	0.796	0.0576	0.691	0.917
2	39	14	0.510	0.0714	0.388	0.671
3	25	8	0.347	0.0680	0.236	0.509

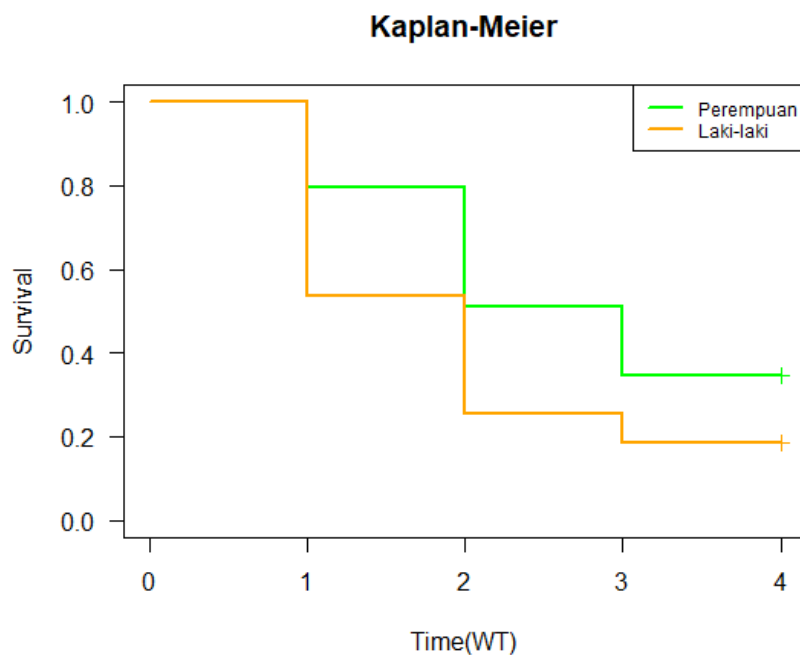
Dapat dilihat pada Tabel 4.7 bahwa terdapat 49 Alumni yang berjenis kelamin perempuan dalam penelitian. Pada waktu kurang dari 3 Bulan, 10 Alumni perempuan mengalami *event* dan peluang *survival*nya senilai 0,796. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 14 Alumni yang mengalami *event* dan nilai peluang *survival*nya 0,510. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 8 Alumni yang mengalami *event* dan peluang *survival*nya adalah 0,347.

Tabel 4. 8 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin Laki-Laki

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	43	20	0.535	0.0761	0.4048	0.707
2	23	12	0.256	0.0665	0.1536	0.426
3	11	3	0.186	0.0593	0.0996	0.348

Pada Tabel 4.8 dapat diketahui bahwa ada 43 Alumni yang berjenis kelamin laki-laki. Pada waktu kurang dari 3 Bulan, 20 Alumni mengalami *event* dan nilai peluang *survival*nya adalah 0,535. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 12 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,256. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 3 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival* yang didapatkan adalah 0,186.

Pada gambar 4.4 disajikan hasil analisis untuk variabel 2 yang divisualisasikan dalam plot.



Gambar 4. 4 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin

Pada Gambar 4.4 terdapat grafik estimasi Kaplan-Meier dari variabel jenis kelamin. Terlihat dalam plot bahwa Alumni yang berjenis kelamin perempuan memiliki resiko tidak mendapatkan pekerjaan dalam waktu 9 Bulan setelah dinyatakan lulus lebih tinggi dari Alumni yang berjenis kelamin laki-laki.

### 3. Variabel Jurusan ( $X_3$ )

Pada variabel Jurusan ( $X_3$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 7 kategori, yaitu Fisika, Kimia, Biologi, Teknik Elektro, Teknik

Informatika, Agroteknologi, dan Matematika. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel:

Tabel 4. 9 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Fisika

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	13	6	0.538	0.138	0.3255	0.891
2	7	4	0.231	0.117	0.0855	0.623

Pada Tabel 4.9 terlihat bahwa terdapat 13 Alumni dari jurusan Fisika dalam penelitian. 6 Alumni mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,538. Sedangkan pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 4 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai *survivalnya* adalah 0,231.

Tabel 4. 10 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Kimia

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	16	5	0.688	0.116	0.494	0.957
2	11	3	0.500	0.125	0.306	0.816
3	8	1	0.438	0.124	0.251	0.763

Pada Tabel 4.10 terlihat bahwa ada 16 Alumni dari jurusan Kimia. Pada waktu kurang dari 3 Bulan, terdapat 5 Alumni mengalami *event* dan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,688. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 3 Alumni mengalami *event* dengan peluang *survival* sebesar 0,500 dan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 1 Alumni mengalami *event* dengan peluang *survivalnya* adalah 0,438.

Tabel 4. 11 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Biologi

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
<b>1</b>	9	1	0.889	0.105	0.7056	1.000
<b>2</b>	8	2	0.667	0.157	0.4200	1.000
<b>3</b>	6	4	0.222	0.139	0.0655	0.754

Pada Tabel 4.11 terlihat bahwa dari 9 Alumni jurusan Biologi terdapat 1 orang mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dan nilai peluang *survival*nya adalah 0,889. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan ada 2 Alumni jurusan Biologi yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival* sebesar 0,667. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 4 Alumni Biologi yang mengalami *event* dan nilai peluang *survival*nya adalah 0,222.

Tabel 4. 12 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Teknik Elektro

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
<b>1</b>	12	4	0.667	0.136	0.447	0.995
<b>2</b>	8	4	0.333	0.136	0.150	0.742
<b>3</b>	4	2	0.167	0.108	0.047	0.591

Pada Tabel 4.12 terlihat bahwa dari 12 Alumni jurusan Teknik Elektro, masing-masing sebanyak 4 Alumni mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dan pada waktu 3 sampai 6 Bulan dengan nilai peluang *survival* berturut-turut senilai 0,667 dan 0,333. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 2 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,167.

Tabel 4. 13 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Teknik Informatika

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	6	3	0.500	0.204	0.2246	1.000
2	3	2	0.167	0.152	0.0278	0.997

Pada Tabel 4.13 terlihat bahwa ada 6 Alumni jurusan Teknik Informatika . Banyak Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dan pada waktu 3 sampai 6 Bulan secara berurut-turut yaitu 3 Alumni dan 2 Alumni. Dengan nilai peluang *survival* secara berturut-turut adalah 0,500 dan 0,167.

Tabel 4. 14 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Agroteknologi

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95% CI</b>	<b>upper 95% CI</b>
1	11	4	0.636	0.145	0.407	0.995
2	7	2	0.455	0.150	0.238	0.868
3	5	2	0.273	0.134	0.104	0.716

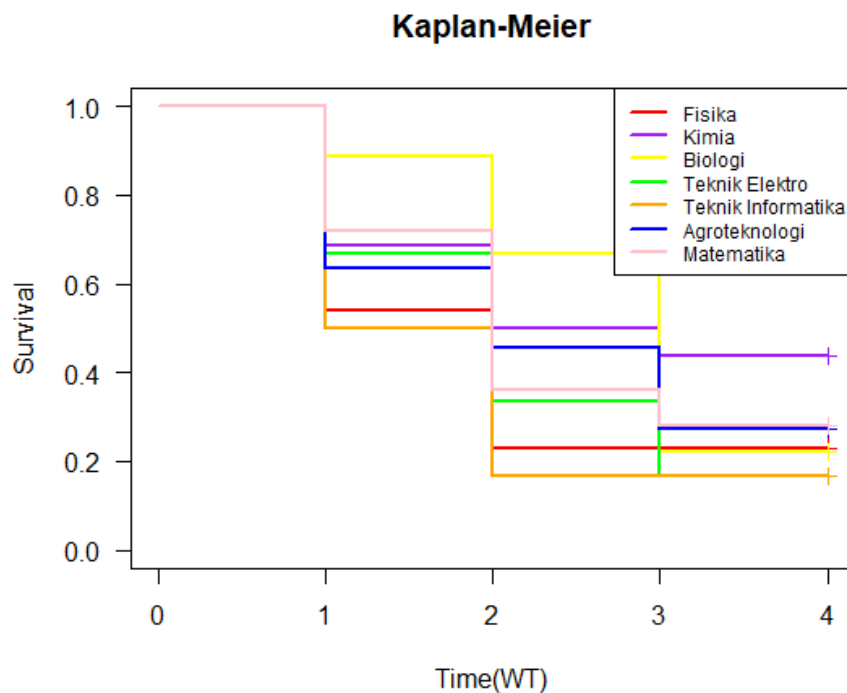
Pada Tabel 4.14 terlihat bahwa dari 11 Alumni jurusan Agroteknologi, terdapat 4 Alumni mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya sebesar 0,145. Pada rentan waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 2 Alumni mengalami *event* dan nilai peluang *survival*nya adalah 0,455. Sedangkan pada rentan waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 2 Alumni yang mengalami *event* dan didapatkan nilai peluang *survival*nya adalah 0,455. Sedangkan pada rentan waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 2 Alumni yang mengalami *event* dan nilai peluang *survival*nya adalah 0,273.

Tabel 4. 15 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan Matematika

Time	n.risk	n.event	Survival	std.err	lower 95% CI	upper 95% CI
1	25	7	0.72	0.0898	0.564	0.919
2	18	9	0.36	0.0960	0.213	0.607
3	9	2	0.28	0.0898	0.149	0.525

Pada Tabel 4.15 terlihat bahwa dari 25 Alumni jurusan matematika terdapat 7 Alumni yang mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,72. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan terdapat 9 alumni yang mengalami *event* dengan nilai *survival*nya adalah 0,36 dan pada waktu 6 sampe 9 Bulan terdapat 2 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,28.

Pada Gambar 4.5 disajikan hasil analisis untuk variabel jurusan yang divisualisasikan dalam plot.



Gambar 4. 5 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Jurusan

Pada Gambar 4.5 terlihat bahwa Alumni yang beresiko paling besar tidak mendapatkan pekerjaan dalam waktu 0 sampai 9 Bulan berasal dari jurusan Kimia sedangkan untuk Alumni yang beresiko paling kecil tidak mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 0 sampai 9 Bulan berasal dari jurusan Teknik Informatika dan Teknik Elektro karena terlihat plot keduanya saling berimpit di akhir pengamatan.

#### 4. Variabel Lama Studi ( $X_4$ )

Pada variabel Lama Studi ( $X_4$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 2 kategori, yaitu Alumni yang menyelesaikan pendidikan  $\leq 8$  Semester dan Alumni yang menyelesaikan pendidikan  $> 8$  Semester. *Output* yang didapatkan dari *Software* R akan disajikan dalam tabel:

Tabel 4. 16 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Lama Studi  $\leq 8$  Semester

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>Survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	39	15	0.615	0.0779	0.4802	0.789
2	24	12	0.308	0.0739	0.1922	0.493
3	12	5	0.179	0.0615	0.0918	0.351

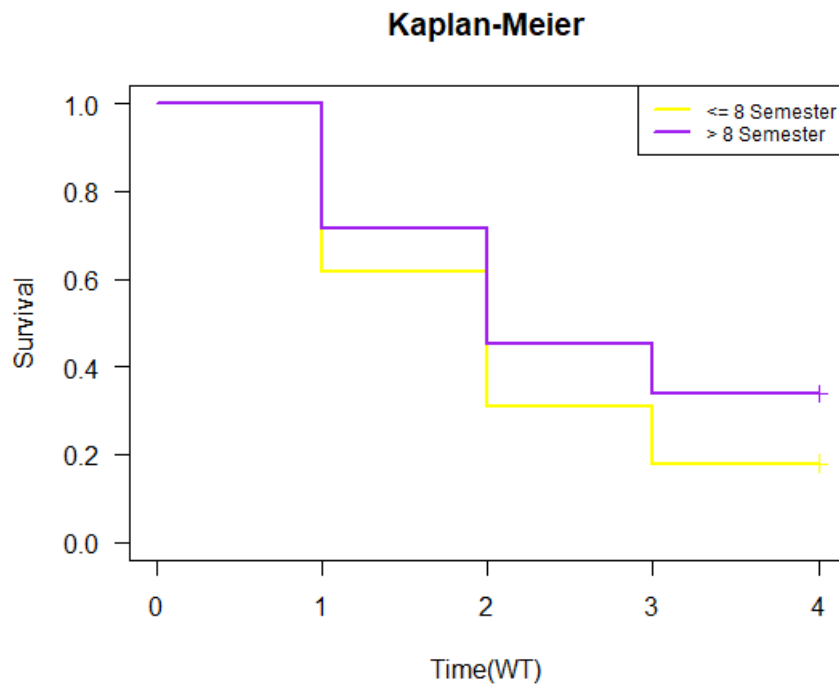
Pada Tabel 4.16 terlihat bahwa dari 39 Alumni yang menyelesaikan pendidikan  $\leq 8$  Semester, terdapat 15 orang mendapatkan pekerjaan pertamanya pada waktu kurang dari 3 Bulan setelah lulus dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,615. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 12 Alumni yang mendapat pekerjaan pertamanya dengan nilai peluang *survival* sebesar 0,308. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 5 Alumni mendapatkan pekerjaan pertamanya dengan nilai peluang *survival* 0,179.



Tabel 4. 17 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Lama Studi > 8 Semester

Time	n.risk	n.event	Survival	std.err	lower 95 CI	upper 95 CI
1	53	15	0.717	0.0619	0.605	0.849
2	38	14	0.453	0.0684	0.337	0.609
3	24	6	0.340	0.0651	0.233	0.494

Pada Tabel 4.17 terlihat bahwa dari 53 Alumni yang menyelesaikan pendidikan > 8 Semester, terdapat 15 orang mendapatkan pekerjaan pertamanya pada kurun waktu kurang dari 3 Bulan setelah lulus dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,717. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 14 Alumni yang mendapat pekerjaan pertamanya dengan nilai peluang *survival* sebesar 0,453. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan terdapat 6 Alumni mendapatkan pekerjaan pertamanya dengan nilai peluang *survival* 0,340.



Gambar 4. 6 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Lama Studi

Pada Gambar 4.6 disajikan hasil analisis untuk variabel Lama Studi yang divisualisasikan dalam plot. Terlihat bahwa Alumni yang menyelesaikan pendidikan  $\leq 8$  Semester memiliki resiko lebih kecil untuk tidak mendapatkan pekerjaan dalam kurun waktu 0 sampai 9 Bulan setelah lulus dibandingkan dengan Alumni yang menyelesaikan pendidikan dalam waktu  $> 8$  Semester.

#### 5. Variabel IPK ( $X_5$ )

Pada variabel IPK ( $X_5$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 4 kategori, yaitu yang mendapat IPK “1,00 – 2,74”, “2,75 – 3,24”, “3,25 – 3,74”, dan “3,75 – 4,00”. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel:

Tabel 4. 18 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 1,00 - 2,74

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	1	1	0	-	-	-

Dari Tabel 4.18 terlihat bahwa Alumni yang memiliki IPK kategori “1,00 – 2,74” ada 1 orang dan telah mengalami *event* pada waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survivalnya* 0 karena tidak ada Alumni di kategori tersebut yang tidak mengalami *event*.

Tabel 4. 19 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 2,75 -3,24

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	30	10	0.667	0.0861	0.518	0.859
2	20	6	0.467	0.0911	0.318	0.684
3	14	5	0.300	0.0837	0.174	0.518

Pada Tabel 4.19 terlihat bahwa dari 30 Alumni dengan kategori IPK “2,75 - 3,24” terdapat 10 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan setelah lulus dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,667. 6 Alumni mengalami

*event* dalam waktu 3 sampai 6 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya 0,467. Sedangkan 5 Alumni mengalami *event* di waktu 6 sampai 9 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya 0,300.

Tabel 4. 20 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 3,25 - 3,74

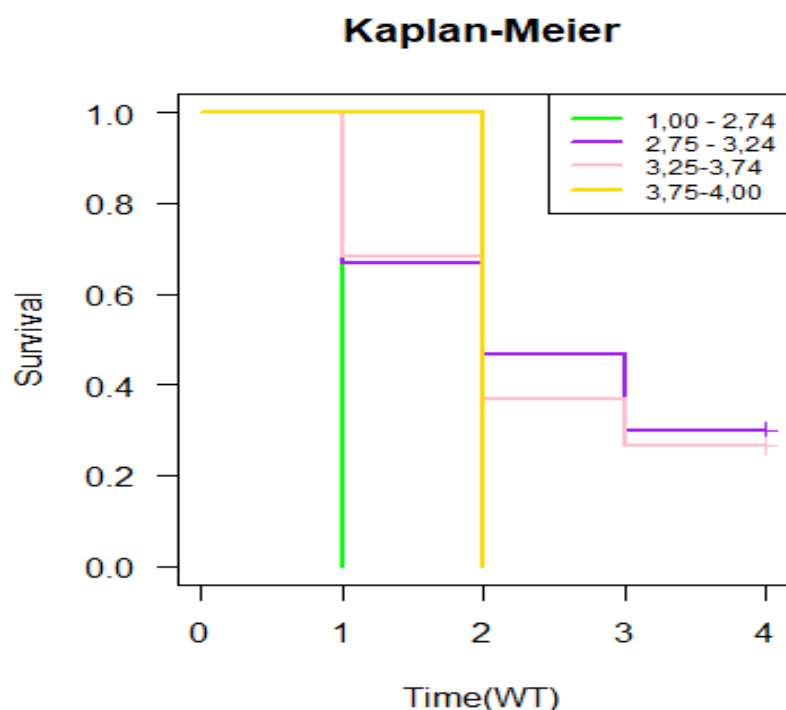
<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	60	19	0.683	0.0601	0.575	0.812
2	41	19	0.367	0.0622	0.263	0.511
3	22	6	0.267	0.0571	0.175	0.406

Pada tabel 4.20 terlihat bahwa dari 60 Alumni dengan kategori IPK “3,25 - 3,74” terdapat 19 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan setelah lulus dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,683. sebanyak 19 Alumni mengalami *event* dalam waktu 3 sampai 6 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya 0,367. Sedangkan 6 Alumni mengalami *event* di waktu 6 sampai 9 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya 0,267.

Tabel 4. 21 Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK 3,75 - 4,00

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
2	1	1	0	-	-	-

Dari Tabel 4.21 terlihat bahwa Alumni yang memiliki IPK kategori “3,75 – 4,00” ada 1 orang dan telah mengalami *event* pada waktu 3 sampai 6 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya 0 karena tidak ada Alumni di kategori tersebut yang tidak mengalami *event*.



Gambar 4. 7 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel IPK

Pada Gambar 4.7 terdapat grafik estimasi Kaplan-Meier dari variabel IPK. Terlihat dalam plot bahwa Alumni yang memiliki IPK kategori “1,00 – 2,74” memiliki resiko terkecil untuk tidak mengalami *event*, disusul oleh IPK kategori “3,75 – 4,00”, dimana semua Alumni dari kedua kategori tersebut mengalami *event* masing-masing pada waktu kurang dari 3 Bulan dan 3 sampai 6 Bulan. Alumni yang beresiko terbesar tidak mengalami *event* yaitu Alumni yang kategori IPKnya “2,75 – 3,74” karena sampai akhir nilai peluang *survival*nya yang paling tinggi dibandingkan kategori lain.

#### 6. Beasiswa ( $X_6$ )

Pada variabel Beasiswa ( $X_6$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 2 kategori, yaitu yang “Pernah” mendapatkan beasiswa dan yang “Tidak Pernah” mendapatkan beasiswa. *Output* yang didapatkan dari *Software* R akan disajikan dalam tabel:

Tabel 4. 22 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Pernah Mendapatkan Beasiswa

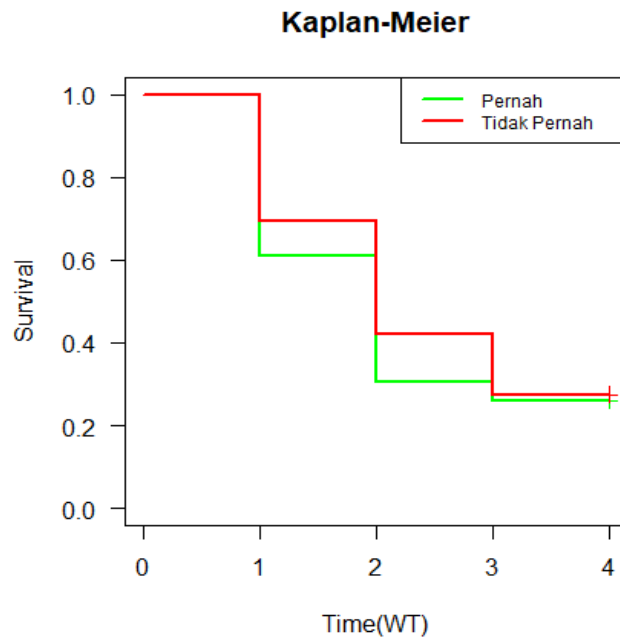
<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	23	9	0.609	0.1018	0.439	0.845
2	14	7	0.304	0.0959	0.164	0.565
3	7	1	0.261	0.0916	0.131	0.519

Pada Tabel 4.22 terlihat bahwa dari 23 Alumni yang pernah mendapatkan beasiswa, terdapat 9 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,609. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 7 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,304. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 1 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,261.

Tabel 4. 23 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Tidak Pernah Mendapatkan Beasiswa

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	69	21	0.696	0.0554	0.595	0.813
2	48	19	0.420	0.0594	0.319	0.554
3	29	10	0.275	0.0538	0.188	0.404

Pada Tabel 4.23 terlihat bahwa dari 69 Alumni yang Tidak Pernah mendapatkan beasiswa, terdapat 21 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,696. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 19 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,420. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 10 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survivalnya* adalah 0,275.



Gambar 4. 8 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Beasiswa

Pada Gambar 4.8 terdapat grafik estimasi Kaplan-Meier dari variabel Beasiswa. Terlihat dalam plot bahwa Alumni yang Pernah mendapatkan beasiswa memiliki resiko terkecil untuk tidak mengalami *event* karena memiliki nilai peluang *survival* yang lebih kecil dibandingkan dengan Alumni yang tidak pernah mendapatkan beasiswa selama kuliah.

#### 7. Variabel Keaktifan Organisasi ( $X_7$ )

Pada variabel Keaktifan Organisasi ( $X_7$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 2 kategori, yaitu yang “Pernah” aktif berorganisasi dan “Tidak Pernah” aktif berorganisasi. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel:

Tabel 4. 24 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Aktif Berorganisasi

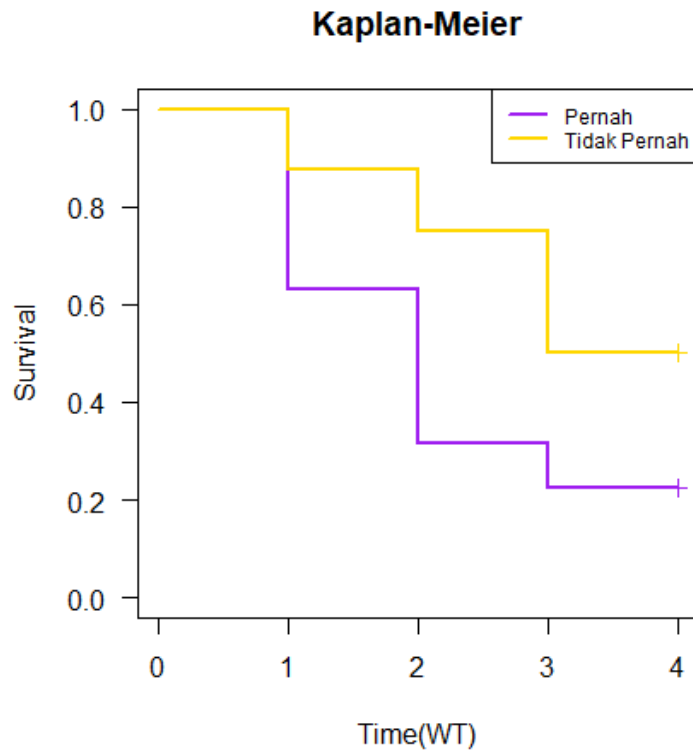
<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	76	28	0.632	0.0553	0.532	0.75
2	48	24	0.316	0.0533	0.227	0.44
3	24	7	0.224	0.0478	0.147	0.34

Pada Tabel 4.24 terlihat bahwa dari 76 Alumni yang Pernah aktif berorganisasi, terdapat 28 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,632. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 24 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,316. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 7 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,224.

Tabel 4. 25 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Tidak Aktif Berorganisasi

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	16	2	0.875	0.0827	0.727	1.000
2	14	2	0.750	0.1083	0.565	0.995
3	12	4	0.500	0.1250	0.306	0.816

Pada Tabel 4.25 terlihat bahwa dari 16 Alumni yang Tidak Pernah aktif berorganisasi, terdapat 2 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,875. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 2 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,750. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 4 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,500.



Gambar 4. 9 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Keaktifan Organisasi

Pada Gambar 4.9 terdapat grafik estimasi Kaplan-Meier dari variabel Keaktifan Organisasi. Terlihat dalam plot bahwa Alumni yang Pernah aktif berorganisasi memiliki resiko terkecil untuk tidak mengalami *event* karena memiliki nilai peluang *survival* yang lebih kecil dibandingkan dengan Alumni yang tidak pernah aktif berorganisasi selama kuliah.

#### 8. Keikutsertaan Workshop ( $X_8$ )

Pada variabel keikutsertaan workshop ( $X_8$ ) Alumni yang menjadi objek penelitian dibagi kedalam 2 kategori, yaitu yang Pernah mengikuti workshop dan Tidak Pernah mengikuti workshop. *Output* yang didapatkan dari *Software R* akan disajikan dalam tabel:



Tabel 4. 26 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Pernah Mengikuti Workshop

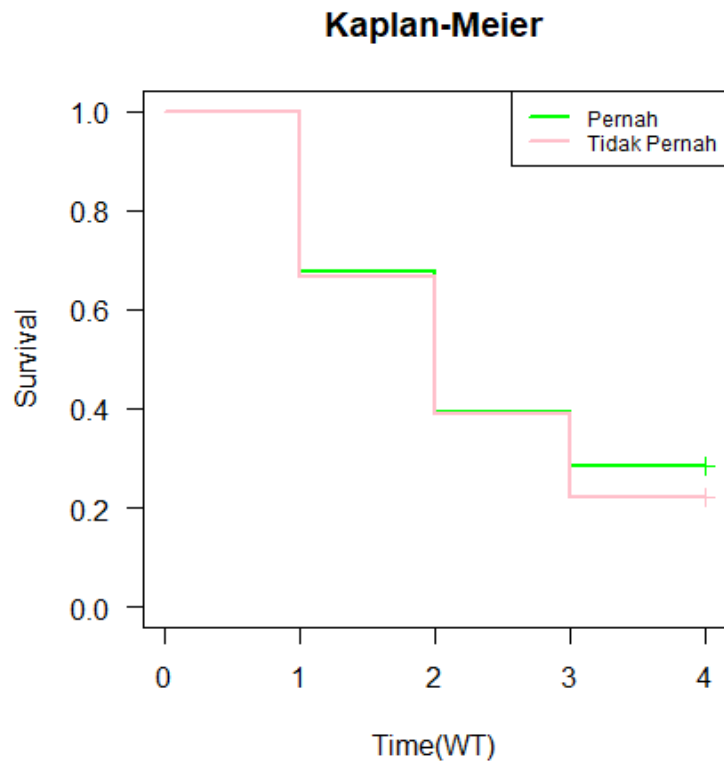
<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	74	24	0.676	0.0544	0.577	0.791
2	50	21	0.392	0.0567	0.295	0.521
3	29	8	0.284	0.0524	0.198	0.408

Pada Tabel 4.26 terlihat bahwa dari 74 Alumni yang Pernah mengikuti workshop, terdapat 24 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,676. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 21 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,392. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 8 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,284.

Tabel 4. 27 Estimasi Kaplan-Meier Variabel Tidak Pernah Mengikuti Workshop

<b>Time</b>	<b>n.risk</b>	<b>n.event</b>	<b>survival</b>	<b>std.err</b>	<b>lower 95 CI</b>	<b>upper 95 CI</b>
1	18	6	0.667	0.111	0.4809	0.924
2	12	5	0.389	0.115	0.2179	0.694
3	7	3	0.222	0.098	0.0936	0.527

Pada Tabel 4.27 terlihat bahwa dari 18 Alumni yang tidak Pernah mengikuti workshop, terdapat 6 Alumni mengalami *event* dalam waktu kurang dari 3 Bulan dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,667. Pada waktu 3 sampai 6 Bulan, terdapat 5 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,389. Sedangkan pada waktu 6 sampai 9 Bulan, terdapat 3 Alumni yang mengalami *event* dengan nilai peluang *survival*nya adalah 0,222.



Gambar 4. 10 Plot Estimasi Kaplan-Meier Variabel Workshop

Pada Gambar 4.10 terdapat grafik estimasi Kaplan-Meier dari variabel keikutsertaan workshop. Terlihat dalam plot bahwa Alumni yang Tidak Pernah mengikuti workshop memiliki resiko terkecil untuk tidak mengalami *event* karena memiliki nilai peluang *survival* yang lebih kecil dibandingkan dengan Alumni yang pernah mengikuti workshop.

### 4.3 Model Cox Proportional Hazard

Karena model *Cox Proportional Hazard* merupakan statistika semiparametrik maka tidak dibutuhkan pencarian distribusi data terlebih dahulu untuk menentukan model terbaiknya. Model Cox PH adalah:

$$h(t, X) = h_0(t)e^{-(\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5 + \beta_6 X_6 + \beta_7 X_7 + \beta_8 X_8)}$$

Pada Tabel 4.28 disajikan hasil estimasi parameter CPH berdasarkan *Software R 3.3.2*:

Tabel 4. 28 *Output Model Cox Proportional Hazard*

	<i>Value</i>	<b>exp(coef)</b>	<b>Std. Error</b>	<b>z</b>	<b>P</b>
X1	-0.07886	0.92417	0.17884	-0.441	0.6592
X2	0.56397	1.75764	0.29223	1.930	0.0536
X3	-0.01732	0.98282	0.05884	-0.294	0.7684
X4	-0.43553	0.64692	0.26643	-1.635	0.1021
X5	0.19289	1.21275	0.29990	0.643	0.5201
X6	0.18947	1.20861	0.32375	0.585	0.5584
X7	-0.65704	0.51838	0.42042	-1.563	0.1181
X8	0.05566	1.05724	0.30658	0.182	0.8559

#### 4.2.1 Uji Signifikansi Variabel Model *Cox Proportional Hazard*

Untuk menentukan variabel bebas mana yang berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, dilakukan dengan membandingkan nilai *P-Value* hasil perhitungan menggunakan *Software R* pada taraf signifikansi 0,05. Nilai *P-Value* masing-masing variabel model CPH ditunjukkan pada Tabel 4.29 berikut:

Tabel 4. 29 Uji Signifikansi Variabel pada Model CPH

	<b>P-value</b>	<b>Keterangan</b>
X1	0.6592	Tidak Signifikan
X2	0.0536	Signifikan
X3	0.7684	Tidak Signifikan
X4	0.1021	Tidak Signifikan
X5	0.5201	Tidak Signifikan
X6	0.5584	Tidak Signifikan
X7	0.1181	Tidak Signifikan
X8	0.8559	Tidak Signifikan

Dapat disimpulkan bahwa dari 8 variabel yang diduga berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, hanya 1 variabel yang berpengaruh signifikan yaitu variabel ke 2 yakni variabel jenis kelamin dimana nilai p-Value yang didapatkan besarnya kurang dari taraf signifikansi.

Berdasarkan uji signifikansi pada Tabel 4.29 Didapatkan model untuk CPH yaitu:

$$h(t, X) = h_0(t)e^{-(0.56397X_2)}$$

#### 4.4 Model Accelerated Failure Time

##### 4.4.1 Distribusi Eksponensial

Model *hazard* AFT distribusi Eksponensial adalah :

$$h(t|X) = \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right) - (\alpha_1X_1 + \alpha_2X_2 + \dots + \alpha_8X_8)$$

Pada Tabel 4.30 disajikan hasil estimasi parameter AFT berdistribusi Eksponensial berdasarkan perhitungan dengan menggunakan *Software R 3.3.2*:

Tabel 4. 30 *Output Model AFT distribusi Eksponensial*

	<i>Value</i>	<b>Std. Error</b>	<b>z</b>	<b>p</b>
X1	0.06869	0.17360	0.40	0.69
X2	-0.45636	0.28843	-1.58	0.11
X3	0.00642	0.05800	0.11	0.91
X4	0.39073	0.26769	1.46	0.14
X5	-0.14190	0.29076	-0.49	0.63
X6	-0.14540	0.31163	-0.47	0.64
X7	0.56373	0.41803	1.35	0.18
X8	-0.06895	0.30554	-0.23	0.82

#### 1.1.1.1

Untuk menentukan variabel bebas mana yang berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, dilakukan dengan membandingkan nilai *P-Value* dari hasil perhitungan dengan menggunakan *Software R* dengan taraf signifikansi sebesar 0,05. Nilai *P-Value* tiap variabel untuk model Eksponensial AFT disajikan dalam Tabel 4.31 berikut:

Tabel 4. 31 Uji Signifikansi Variabel pada Model Eksponensial AFT

	<b>P-value</b>	<b>Keterangan</b>
X1	0.69	Tidak Signifikan
X2	0.11	Tidak Signifikan
X3	0.91	Tidak Signifikan
X4	0.14	Tidak Signifikan
X5	0.63	Tidak Signifikan
X6	0.64	Tidak Signifikan
X7	0.18	Tidak Signifikan
X8	0.82	Tidak Signifikan

Dapat disimpulkan bahwa dari 8 variabel yang diduga berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian ternyata tidak ada satupun variabel yang berpengaruh signifikan, karena nilai p-Value yang didapatkan dari setiap variabel besarnya lebih dari taraf signifikansi 0,05. Maka dapat dikatakan bahwa data yang digunakan dalam penelitian kali ini tidaklah berdistribusi Eksponensial.

Berdasarkan uji signifikansi pada Tabel 4.31 didapatkan model Eksponensial AFT yaitu:

$$h(t|X) = \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma}\right)$$

#### 4.4.2 Distribusi Weibull

Model *Hazard* AFT berdistribusi Weibull adalah:

$$h(t|X) = \frac{\exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - (\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_8 X_8)\right)}{\sigma} \left(\frac{t}{\exp(\alpha_1 X_{1i} + \alpha_2 X_{2i} + \dots + \alpha_8 X_8)}\right)^{\frac{1}{\sigma}-1}$$

Pada Tabel 4.32 disajikan hasil estimasi parameter AFT berdistribusi Weibull berdasarkan perhitungan dengan menggunakan *Software R 3.3.2*:

Tabel 4. 32 *Output Model AFT distribusi Weibull*

	<i>Value</i>	<i>Std. Error</i>	<i>z</i>	<i>P</i>
X1	0.0533	0.1086	0.49	0.624
X2	-0.3637	0.1781	-2.04	0.041
X3	0.0089	0.0355	0.25	0.802
X4	0.2969	0.1595	1.86	0.063
X5	-0.1662	0.1807	-0.92	0.358
X6	-0.1636	0.1953	-0.84	0.402
X7	0.4179	0.2539	1.65	0.100
X 8	-0.0469	0.1841	-0.25	0.799

Untuk menentukan variabel bebas mana yang berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, dilakukan dengan membandingkan nilai *P-Value* dari hasil perhitungan dengan menggunakan *Software R* dengan taraf signifikansi sebesar 0,05. Nilai *P-Value* tiap variabel untuk model Weibull AFT disajikan dalam Tabel 4.33 berikut:

Tabel 4. 33 Uji Signifikansi Variabel pada Model Weibull AFT

	P-value	Keterangan
X1	0.624	Tidak Signifikan
X2	0.041	Signifikan
X3	0.802	Tidak Signifikan
X4	0.063	Tidak Signifikan
X5	0.358	Tidak Signifikan
X6	0.402	Tidak Signifikan
X7	0.100	Tidak Signifikan
X8	0.799	Tidak Signifikan

Dapat disimpulkan bahwa dari 8 variabel yang diduga berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, hanya 1 variabel yang berpengaruh signifikan yaitu variabel ke 2 yakni variabel jenis kelamin dimana nilai p-Value yang didapatkan (0,041) besarnya kurang dari taraf signifikansi.

Berdasarkan uji signifikansi pada Tabel 4.33 didapatkan model untuk Weibull AFT yaitu:

$$h(t|X) = \frac{\exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - (-0.3637X_2)\right)}{\sigma} \left(\frac{t}{\exp -0.3637X_2}\right)^{\frac{1}{\sigma}-1}$$

#### 4.4.3 Distribusi Log-Normal

Model *hazard* AFT berdistribusi Log-Normal adalah:



$$h(t|X) = \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{\left( \ln \left( \frac{t}{\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)} \right) - \mu \right)^2}{2\sigma^2} \right]}{1 - \Phi \left( \frac{\ln \left( \frac{t}{\exp(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)} \right) - \mu}{\sigma} \right)}$$

Pada Tabel 4.8 disajikan hasil estimasi parameter AFT berdistribusi Log-Normal berdasarkan perhitungan dengan menggunakan *Software R 3.3.2*:

Tabel 4. 34 *Output* Model AFT distribusi Log-Normal

	<b>Value</b>	<b>Std. Error</b>	<b>z</b>	<b>P</b>
X1	0.02631	0.09519	0.28	0.782
X2	-0.37434	0.16494	-2.27	0.023
X3	0.00246	0.03321	0.07	0.941
X4	0.28211	0.16339	1.73	0.084
X5	0.01122	0.15716	0.07	0.943
X6	0.04014	0.16872	0.24	0.812
X7	0.36624	0.22075	1.66	0.097
X8	-0.04564	0.17933	-0.25	0.799

Untuk menentukan variabel bebas mana yang berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, dilakukan dengan membandingkan nilai *P-Value* dari hasil perhitungan dengan menggunakan *Software R* dengan taraf signifikansi sebesar 0,05. Nilai *P-Value* tiap variabel untuk model Log-normal AFT disajikan dalam Tabel 4.35 berikut:

Tabel 4. 35 Uji Signifikansi Variabel pada Model Log-Normal AFT

	<b>P-value</b>	<b>Keterangan</b>
X1	0.782	Tidak Signifikan
X2	0.023	Signifikan
X3	0.941	Tidak Signifikan
X4	0.084	Tidak Signifikan
X5	0.943	Tidak Signifikan
X6	0.812	Tidak Signifikan
X7	0.097	Tidak Signifikan
X8	0.799	Tidak Signifikan

Dapat disimpulkan bahwa dari 8 variabel yang diduga berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, hanya 1 variabel yang berpengaruh signifikan yaitu variabel ke 2 yakni variabel jenis kelamin dimana nilai p-Value yang didapatkan (0,023) besarnya kurang dari taraf signifikansi.

Berdasarkan uji signifikansi pada Tabel 4.35 didapatkan model untuk Log-Normal AFT yaitu:

$$h(t|X) = \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{(\ln \left( \frac{t}{\exp(-0.37434X_2)} \right) - \mu)^2}{2\sigma^2} \right]}{1 - \Phi \left( \frac{\ln \left( \frac{t}{\exp(-0.37434X_2)} \right) - \mu}{\sigma} \right)}$$

#### 4.4.4 Distribusi Log-logistik

Fungsi *hazard* Aft berdistribusi Log-logistik adalah :

$$h_0(t) = \frac{\exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - \frac{1}{\sigma}(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)\right) \frac{1}{\sigma} (t)^{\frac{1}{\sigma}-1}}{1 + \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - \frac{1}{\sigma}(\alpha_1 X_1 + \alpha_2 X_2 + \dots + \alpha_p X_p)\right) (t)^{\frac{1}{\sigma}}}$$

Pada Tabel 4.36 disajikan hasil estimasi parameter AFT berdistribusi Log-logistik berdasarkan perhitungan dengan menggunakan *Software R 3.3.2*:

Tabel 4. 36 *Output* Model AFT distribusi Log-logistik

	<b>Value</b>	<b>Std. Error</b>	<b>Z</b>	<b>P</b>
X1	0.06301	0.09740	0.65	0.518
X2	-0.38902	0.16074	-2.42	0.016
X3	0.00919	0.03377	0.27	0.786
X4	0.29284	0.16149	1.81	0.070
X5	0.01317	0.16291	0.08	0.936
X6	0.03277	0.18193	0.18	0.857
X7	0.47481	0.21843	2.17	0.030
X8	-0.02046	0.18238	-0.11	0.911

#### 1.1.1.2

Untuk menentukan variabel bebas mana yang berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, dilakukan dengan membandingkan nilai *P-Value* dari hasil perhitungan dengan menggunakan *Software R* dengan taraf signifikansi sebesar 0,05. Nilai *P-Value* tiap variabel untuk model Log-logistik AFT disajikan dalam Tabel 4.11 berikut:

Tabel 4. 37 Uji Signifikansi Variabel pada Model Log-logistik AFT

	<b>P-value</b>	<b>Keterangan</b>
X1	0.518	Tidak Signifikan
X2	0.016	Signifikan

X3	0.786	Tidak Signifikan
X4	0.070	Tidak Signifikan
X5	0.936	Tidak Signifikan
X6	0.857	Tidak Signifikan
X7	0.030	Signifikan
X8	0.911	Tidak Signifikan

Dapat disimpulkan bahwa dari 8 variabel yang diduga berpengaruh secara signifikan terhadap penelitian, terdapat 2 variabel yang berpengaruh signifikan yaitu variabel ke 2 yakni variabel jenis kelamin dan variabel ke 7 yaitu keaktifan organisasi dimana nilai *p-Value* yang didapatkan (0,023 dan 0,030) besarnya kurang dari taraf signifikansi.

Berdasarkan uji signifikansi pada Tabel 4.37 didapatkan model untuk Log-logistik AFT yaitu:

$$h_0(t) = \frac{\exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - \frac{1}{\sigma}(-0.38902X_2 + 0.47481X_7)\frac{1}{\sigma}(t)^{\frac{1}{\sigma}-1}\right)}{1 + \exp\left(-\frac{\mu}{\sigma} - \frac{1}{\sigma}(-0.38902X_2 + 0.47481X_7)(t)^{\frac{1}{\sigma}}\right)}$$

#### 4.4.5 Pemilihan Model AFT berdistribusi Terbaik

Nilai AIC dan BIC dapat digunakan sebagai kriteria untuk memilih distribusi terbaik. Distribusi terbaik dapat dipilih dengan melihat nilai AIC dan nilai BIC terkecil. Adapun hasil *Output Software R* untuk nilai AIC dan BIC pada distribusi Ekspensial, Weibull, Log-normal, dan Log-logistik dapat dilihat pada Tabel 4.38.

Tabel 4. 38 *Ouput* Nilai AIC dn BIC Pemilihan AFT Berdistribusi Terbaik

Distribusi	Nilai AIC	Nilai BIC
Ekspensial	297,8563	320,5424
Weibull	297,001	304,2189
Log-normal	261,2776	286,4955
Log-logistik	262,2479	287,4658

Pada Tabel 4.38 menunjukkan bahwa distribusi Log-normal AFT mempunyai nilai AIC dan nilai BIC terkecil dibandingkan dengan distribusi Weibull AFT, EksponensialAFT, dan Log-normal AFT yaitu sebesar 261,2776 dan 286,4955 sehingga model terbaik untuk data waktu tunggu mendapatkan pekerjaan pertama adalah model AFT berdistribusi Log-normal.

#### 4.5 Perbandingan Model

Pemilihan model terbaik dari kedua distribusi yang dibandingkan dapat menggunakan nilai AIC dan BIC. Model terbaik dapat dipilih dengan melihat nilai AIC dan BIC terkecil. Adapun hasil *Output Software R* untuk nilai AIC dan BIC dapat dilihat pada Tabel 4.39:

Tabel 4. 39 *Output* Nilai AIC dan BIC AFT berdistribusi Log-normal dan *Cox Proportional Hazard*

Model	Nilai AIC	Nilai BIC
Log- Normal	261,2776	286,4955
CPH	540,9443	558,5818

Dari tabel 4.39 terlihat bahwa model AFT berdistribusi Log-normal memenuhi kriteria untuk jadi model terbaik dari data waktu tunggu kerja dengan subjek penelitian Alumni UIN Sunan Gunung Djati Bandung Fakultas Sains dan Teknologi angkatan 2014, 2015, 2016, dan 2017 dengan nilai AIC 261,2776 dan nilai BIC 286,4955.

## BAB V

### KESIMPULAN

#### 5.1 Kesimpulan

Setelah dilakukan analisis data dalam penelitian, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan mode CPH pada penelitian diperoleh bahwa variabel yang berpengaruh secara signifikan terhadap waktu tunggu kerja sarjana yaitu jenis kelamin. Nilai AIC yang diperoleh yaitu sebesar 540,9443 dan nilai BIC yang diperoleh yaitu sebesar 558,5818.
2. Dengan membandingkan distribusi Eksponensial, Weibull, Log-Logistik, dan Log-Normal pada AFT berdasarkan nilai AIC dan BIC untuk mencari distribusi terbaik, diperoleh Model AFT berdistribusi Log-normal lebih baik dibandingkan distribusi yang lain karena memiliki nilai AIC dan BIC paling rendah yaitu sebesar 261,2776 dan 286,4955 dengan variabel yang berpengaruh secara signifikan adalah variabel jenis kelamin.
3. Perbandingan nilai AIC dan BIC dari Model CPH dan Log-Normal AFT memperoleh kesimpulan bahwa model Log-Normal AFT adalah model terbaik dengan variabel yang berpengaruh secara signifikan adalah jenis kelamin dengan koefisien sebesar -0,37434. Maka diperoleh model akhir dari Log-Normal AFT adalah:

$$h(t|X) = \left( \frac{1}{\exp(-0.37434X_2)} \right) \frac{\frac{1}{\sigma t \sqrt{2\pi}} \exp \left[ -\frac{\left( \ln \left( \frac{t}{\exp(-0.37434X_2)} \right) - \mu \right)^2}{2\sigma^2} \right]}{1 - \Phi \left( \frac{\ln \left( \frac{t}{\exp(-0.37434X_2)} \right) - \mu}{\sigma} \right)}$$

## 5.2 Saran

Untuk mendapatkan hasil penelitian yang lebih baik, peneliti menyarankan untuk melakukan penyebaran kuisisioner lebih luas dan merata agar didapatkan data yang seimbang untuk tiap fakultasnya, karena tidak samanya responden dari Alumni tiap fakultas, berpengaruh terhadap hasil penelitian. Serta menyarankan untuk menambah banyak data penelitian agar karakteristik dari sampel yang digunakan mendekati karakteristik seluruh populasi.



## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Y. Kurnia dan Y. Setyawan, "Metode Regresi Cox Proportional Hazard Untuk Analisis Data Waktu Tunggu Mendapatkan Pekerjaan Program Sarjana S1," *Statistika Industri dan Komputasi*, pp. 141-158, 2021.
- [2] Hartinah, "Analisis Uji Ketahanan Hidup Waktu Tunggu Sarjana dengan Metode kaplan-Meier Berbantuan Software Medcalc," *penelitian matematika*, 2016.
- [3] R. Hidayat dan A. , *Ilmi Pendidikan*, Medan: Lembaga Peduli Pengembangan Pendidikan Indonesia (LPPPI), 2019.
- [4] D. d. M. J. Bellante, *Ekonomi Ketenagakerjaan*, Jakarta: Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia, 2006.
- [5] B. P. Statistik, "BPS," [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/indicator/6/1179/1/tingkat-pengangguran-terbuka-berdasarkan-tingkat-pendidikan.html>. [Diakses 23 Mei 2022].
- [6] J. Harlan, *Analisis Survival*, Depok: Gunadarma, 2017.
- [7] H. S. W. R. S Fitria, "Estimasi Parameter Model Survival Distribusi Eksponensial Data Tersensor Dengan Metode Maksimum *Likelihood* dan Bayesian Self," *Buletin Ilmiah Math. Stat, dan Teparannya (Bimaster)*, vol. 5, no. 03, pp. 213-220, 2016.
- [8] C. H. Imanina, *Analisis Survival Terhadap Pasien Penyakit Ginjal Kronis Dengan Menggunakan Cox Regression (Studi Kasus: Pasien Penyakit Ginjal Kronis di RSUD Arifin Achmad, Pekanbaru, Riau)*, Yogyakarta: Universitas Islam Indonesia, 2018.
- [9] N. C. Hari, H. Komalig dan Y. A. Langi, "Analisis Survival Dalam Menentukan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Lama Studi Mahasiswa Matematika Di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sam Ratulangi Manado," *Jurnal Matematika dan Aplikasi deCartesiaN*, pp. 84-89, 2018.
- [10] e. d. S. Rachmaniyah, "Analisis Survival Dengan Model Accelerated Failure Time Berdistribusi Log-Normal," pp. 1-7, 2014.
- [11] M. d. S. J.P, *Applied Statistics Using SPSS, Statistica, Matlab, and R Second Edition*, Newyork: Springer, 2007.
- [12] D. G. Kleinbaum and M. Klein, *Survival Analysis A Self-Learning Text Third Edition*, New York: Springer, 2012.
- [13] B. P. Statistik. [Online]. Available: [www.Bps.go.id](http://www.Bps.go.id).
- [14] S. L. D. W. Hosmer, *Applied Logistic Reression*, America: United States, 1976.



## RIWAYAT HIDUP

### DATA PRIBADI

Nama : Nizma Aini Rayyan  
Tempat, Tanggal Lahir : Bandung, 09 April 1999  
Jenis Kelamin : Perempuan  
Agama : Islam  
Alamat : Jl. Pon Desa Cihirup Blok Kliwon RT.04 RW.01  
Kecamatan Ciawigebang Kabupaten Kuningan 45593,  
Jawa Barat  
No. Telepon : 085722064037  
Email : [nizmaainirayyan@gmail.com](mailto:nizmaainirayyan@gmail.com)

### PENDIDIKAN FORMAL

1. TK Riyadussholihin Tahun 2004-2005
2. SDN 2 Cihirup Tahun 2005-2011
3. SMPN 1 Ciawigebang Tahun 2011-2014
4. SMAN 2 Kuningan Tahun 2014-2017
5. UIN Sunan Gunung Djati Bandung Tahun 2018-2023

  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI  
SUNAN GUNUNG DJATI  
BANDUNG

# LAMPIRAN

## Lampiran A. Data

Data Alumni UIN Sunan Gunung Djati Fakultas Sains dan Teknologi Angkatan  
2014, 2015, 2016, dan 2017 :

time	Status	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
4	0	2	2	7	2	2	2	1	1
2	1	4	2	7	1	3	1	1	1
1	1	4	1	7	1	3	2	1	2
4	0	4	1	2	2	3	2	1	1
4	0	4	1	2	2	2	2	2	1
4	0	4	1	2	2	3	2	2	1
4	0	3	2	7	2	2	2	1	2
4	0	4	1	7	2	3	2	1	1
3	1	3	1	3	2	2	2	2	1
2	1	4	1	1	1	3	2	1	2
1	1	4	2	2	2	2	1	1	1
4	0	4	1	7	2	3	2	2	1
4	0	4	1	2	2	3	2	2	1
4	0	4	1	7	1	3	2	1	2
4	0	3	1	7	2	2	2	1	1
4	0	4	1	2	1	2	2	1	2
4	0	4	1	7	1	3	2	2	2
2	1	3	2	7	1	3	1	1	1
4	0	2	2	7	1	1	2	1	1
1	1	4	2	1	1	3	1	1	2
1	1	4	1	2	1	3	2	1	1
1	1	3	2	4	2	2	1	1	1
2	1	3	2	1	1	2	2	1	1
3	1	3	1	3	1	3	2	2	1
3	1	4	1	3	1	3	1	1	2
4	0	2	2	6	1	3	2	1	2
4	0	4	1	6	2	3	2	2	1

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

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

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

## Lampiran B. Output Model Cox Proportional Hazard

*Syntax dan Output Model Cox Proportional Hazard:*

```
> library(survival)
```

```
> datawt<-read.csv(file.choose(),header = TRUE,sep=';')
```

```
> #datawt
```

```
> head(datawt)
```

```
time status x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7 x8
```

```
1 4 0 2 2 7 2 2 2 1 1
```

```
2 2 1 4 2 7 1 3 1 1 1
```

```
3 1 1 4 1 7 1 3 2 1 2
```

```
4 4 0 4 1 2 2 3 2 1 1
```

```
5 4 0 4 1 2 2 2 2 2 1
```

```
6 4 0 4 1 2 2 3 2 2 1
```

```
> survival=Surv(datawt$time, datawt$status)
```

```
> survival
```

```
[1] 4+ 2 1 4+ 4+ 4+ 4+ 4+ 3 2 1 4+ 4+ 4+ 4+ 2 1 1 1 2 3 3 4+ 2 4+ 1 4+  
2 4+ 4+ 2 1 1
```

```
[34] 1 4+ 4+ 4+ 2 4+ 1 2 1 3 2 3 1 1 2 1 1 1 1 1 3 1 2 1 2 3 1 3 4+ 1  
2 4+ 2
```

```
[67] 4+ 4+ 3 4+ 1 2 3 2 2 2 1 2 1 3 2 2 1 1 2 2 1 2 1 4+ 2 1
```

```
> names(datawt)
```

```
[1] "time" "status" "x1" "x2" "x3" "x4" "x5" "x6" "x7" "x8"
```

```
> attach(datawt)
```

The following objects are masked from datawt (pos = 3):

```
status, time, x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8
```

```
> #Define Variables
```

```
> time<-time
```

```
> x<-cbind(x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8)
```

```
> Regcox=coxph(Surv(time,status)~x, method="efron")
```

```
> summary(Regcox)
```

Call:

```
coxph(formula = Surv(time, status) ~ x, method = "efron")
```

```
n= 92, number of events= 67
```

	coef	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z )
xx1	-0.07886	0.92417	0.17884	-0.441	0.6592
xx2	0.56397	1.75764	0.29223	1.930	0.0536
xx3	-0.01732	0.98282	0.05884	-0.294	0.7684
xx4	-0.43553	0.64692	0.26643	-1.635	0.1021
xx5	0.19289	1.21275	0.29990	0.643	0.5201
xx6	0.18947	1.20861	0.32375	0.585	0.5584
xx7	-0.65704	0.51838	0.42042	-1.563	0.1181
xx8	0.05566	1.05724	0.30658	0.182	0.8559
---					



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

```
exp(coef) exp(-coef) lower .95 upper .95
xx1  0.9242  1.0821  0.6509  1.312
xx2  1.7576  0.5689  0.9912  3.117
xx3  0.9828  1.0175  0.8758  1.103
xx4  0.6469  1.5458  0.3838  1.091
xx5  1.2128  0.8246  0.6737  2.183
xx6  1.2086  0.8274  0.6408  2.280
xx7  0.5184  1.9291  0.2274  1.182
xx8  1.0572  0.9459  0.5797  1.928
```

Concordance= 0.674 (se = 0.041 )

Likelihood ratio test= 13.42 on 8 df, p=0.1

Wald test = 11.92 on 8 df, p=0.2

Score (logrank) test = 12.57 on 8 df, p=0.1

> #Nilai AIC dan BIC Model CPH

> AIC(Regcox)

[1] 540.9443

> BIC(Regcox)

[1] 558.5818

## Lampiran C. Output Model Accelerated Failure Time

Syntax dan *Output Model Accelerated Failure Time*:

```
> library(survival)
```

```
> datawt<-read.csv(file.choose(),header = TRUE,sep=';')
```

```
> #datawt
```

```
> head(datawt)
```

```
time status x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7 x8  
1 4 0 2 2 7 2 2 2 1 1  
2 2 1 4 2 7 1 3 1 1 1  
3 1 1 4 1 7 1 3 2 1 2  
4 4 0 4 1 2 2 3 2 1 1  
5 4 0 4 1 2 2 2 2 2 1  
6 4 0 4 1 2 2 3 2 2 1
```

```
> survival=Surv(datawt$time, datawt$status)
```

```
> survival
```

```
[1] 4+ 2 1 4+ 4+ 4+ 4+ 4+ 3 2 1 4+ 4+ 4+ 4+ 2 1 1 1 2 3 3 4+ 2 4+ 1 4+  
2 4+ 4+ 2 1 1
```

```
[34] 1 4+ 4+ 4+ 2 4+ 1 2 1 3 2 3 1 1 2 1 1 1 1 1 3 1 2 1 2 3 1 3 4+ 1  
2 4+ 2
```

```
[67] 4+ 4+ 3 4+ 1 2 3 2 2 2 1 2 1 3 2 2 1 1 2 2 1 2 1 4+ 2 1
```

```
> names(datawt)
```

```
[1] "time" "status" "x1" "x2" "x3" "x4" "x5" "x6" "x7" "x8"
```

```
> attach(datawt)
```

The following objects are masked from datawt (pos = 3):

```

status, time, x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8

> #Define Variables

> time<-time

> x<-cbind(x1, x2, x3, x4, x5, x6, x7, x8)

> #Model Accelerated Failure Time

> weibull<-survreg(Surv(time,status)~x, dist="weibull")

> summary(weibull)

```

Call:

```
survreg(formula = Surv(time, status) ~ x, dist = "weibull")
```

	Value	Std. Error	z	p
(Intercept)	1.2491	0.8882	1.41	0.160
xx1	0.0533	0.1086	0.49	0.624
xx2	-0.3637	0.1781	-2.04	0.041
xx3	0.0089	0.0355	0.25	0.802
xx4	0.2969	0.1595	1.86	0.063
xx5	-0.1662	0.1807	-0.92	0.358
xx6	-0.1636	0.1953	-0.84	0.402
xx7	0.4179	0.2539	1.65	0.100
xx8	-0.0469	0.1841	-0.25	0.799
Log(scale)	-0.5150	0.1004	-5.13	2.9e-07

Scale= 0.597

Weibull distribution

Loglik(model)= -129.5 Loglik(intercept only)= -137.5

Chisq= 16.02 on 8 degrees of freedom, p= 0.042

Number of Newton-Raphson Iterations: 5

n= 92

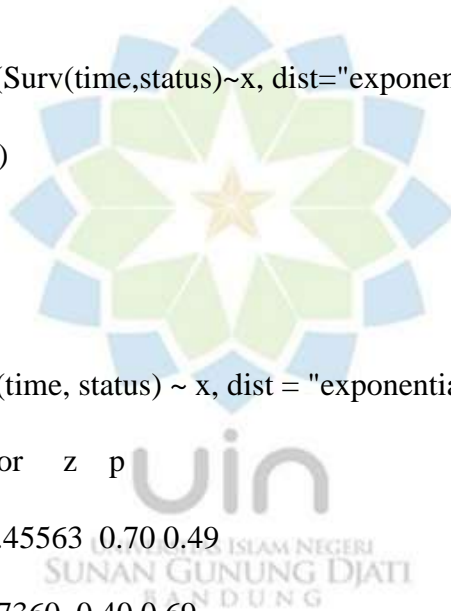
```
> exponential<-survreg(Surv(time,status)~x, dist="exponential")
```

```
> summary(exponential)
```

Call:

```
survreg(formula = Surv(time, status) ~ x, dist = "exponential")
```

	Value	Std. Error	z	p
(Intercept)	1.01537	1.45563	0.70	0.49
xx1	0.06869	0.17360	0.40	0.69
xx2	-0.45636	0.28843	-1.58	0.11
xx3	0.00642	0.05800	0.11	0.91
xx4	0.39073	0.26769	1.46	0.14
xx5	-0.14190	0.29076	-0.49	0.63
xx6	-0.14540	0.31163	-0.47	0.64
xx7	0.56373	0.41803	1.35	0.18
xx8	-0.06895	0.30554	-0.23	0.82



Scale fixed at 1

Exponential distribution

Loglik(model)= -139.9 Loglik(intercept only)= -145.1

Chisq= 10.39 on 8 degrees of freedom, p= 0.24

Number of Newton-Raphson Iterations: 4

n= 92

```
> lognormal<-survreg(Surv(time,status)~x, dist="lognormal")
```

```
> summary(lognormal)
```

Call:

```
survreg(formula = Surv(time, status) ~ x, dist = "lognormal")
```

	Value	Std. Error	z	p
(Intercept)	0.34620	0.81176	0.43	0.670
xx1	0.02631	0.09519	0.28	0.782
xx2	-0.37434	0.16494	-2.27	0.023
xx3	0.00246	0.03321	0.07	0.941
xx4	0.28211	0.16339	1.73	0.084
xx5	0.01122	0.15716	0.07	0.943
xx6	0.04014	0.16872	0.24	0.812
xx7	0.36624	0.22075	1.66	0.097

xx8 -0.04564 0.17933 -0.25 0.799

Log(scale) -0.41661 0.09259 -4.50 6.8e-06

Scale= 0.659

Log Normal distribution

Loglik(model)= -120.6 Loglik(intercept only)= -128.7

Chisq= 16.08 on 8 degrees of freedom, p= 0.041

Number of Newton-Raphson Iterations: 4

n= 92

> loglogistic<-survreg(Surv(time,status)~x, dist="loglogistic")

> summary(loglogistic)

Call:

survreg(formula = Surv(time, status) ~ x, dist = "loglogistic")

	Value	Std. Error	z	p
(Intercept)	0.01192	0.86842	0.01	0.989
xx1	0.06301	0.09740	0.65	0.518
xx2	-0.38902	0.16074	-2.42	0.016
xx3	0.00919	0.03377	0.27	0.786
xx4	0.29284	0.16149	1.81	0.070
xx5	0.01317	0.16291	0.08	0.936

```
xx6      0.03277  0.18193  0.18  0.857
xx7      0.47481  0.21843  2.17  0.030
xx8     -0.02046  0.18238 -0.11  0.911
Log(scale) -0.94473  0.10213 -9.25 <2e-16
```

Scale= 0.389

Log logistic distribution

Loglik(model)= -121.1 Loglik(intercept only)= -130.7

Chisq= 19.17 on 8 degrees of freedom, p= 0.014

Number of Newton-Raphson Iterations: 4

n= 92

> #Nilai AIC AFT

> AIC (weibull)

[1] 279.001

> AIC(exponential)

[1] 297.8463

> AIC (lognormal)

[1] 261.2776

> AIC (loglogistic)

[1] 262.2479

> #Nilai BIC AFT



> BIC(weibull)

[1] 304.2189

> BIC(exponential)

[1] 320.5424

> BIC(lognormal)

[1] 286.4955

> BIC(loglogistic)

[1] 287.4658

