

**PENERAPAN *STRATIFIED COX REGRESSION* PADA  
FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGGOTA  
TNI ANGKATAN UDARA BERPANGKAT BINTARA  
UNTUK MENJADI PERWIRA  
(Studi Kasus di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang)**

**SKRIPSI**

oleh:  
**SABRINA MARTHA NUR ASSYIFA  
135090507111005**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2017**



**PENERAPAN *STRATIFIED COX REGRESSION* PADA  
FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGGOTA  
TNI ANGKATAN UDARA BERPANGKAT BINTARA  
UNTUK MENJADI PERWIRA  
(Studi Kasus di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang)**

**SKRIPSI**

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar  
Sarjana Sains dalam bidang statistika

oleh:

**SABRINA MARTHA NUR ASSYIFA  
135090507111005**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA  
JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM  
UNIVERSITAS BRAWIJAYA  
MALANG  
2017**

**LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI**

**PENERAPAN *STRATIFIED COX REGRESSION* PADA  
FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGGOTA  
TNI ANGKATAN UDARA BERPANGKAT BINTARA  
UNTUK MENJADI PERWIRA  
(Studi Kasus di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang)**

oleh :

**SABRINA MARTHA NUR ASSYIFA  
135090507111005**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji  
pada tanggal 13 Juli 2017  
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh  
gelar Sarjana Sains dalam bidang statistika**

**Dosen Pembimbing**

**Dr. Umu Sa'adah, M.Si  
NIP. 196807252002122001**

**Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika  
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

**Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si., M.Si., Ph.D.  
NIP.197509082000031003**

## LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Sabrina Martha Nur Assyifa  
NIM : 135090507111005  
Jurusan : Matematika  
Penulis Skripsi berjudul :

**Penerapan *Stratified Cox Regression* Pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Anggota TNI Angkatan Udara Berpangkat Bintara Untuk Menjadi Perwira. (Studi Kasus di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang)**

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.
2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang asya tulis terbukti berhasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 13 Juli 2017

Yang menyatakan,

(Sabrina Martha Nur Assyifa)  
NIM. 135090507111005

**PENERAPAN *STRATIFIED COX REGRESSION* PADA  
FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGGOTA  
TNI ANGKATAN UDARA BERPANGKAT BINTARA UNTUK  
MENJADI PERWIRA  
(Studi Kasus di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang)**

**ABSTRAK**

Analisis *survival* adalah metode statistika yang mempelajari tentang waktu bertahan hidup individu sampai terjadi suatu peristiwa. Pada bidang non medis, kejadian yang menjadi pusat perhatian cenderung lebih beragam, seperti mendapat pekerjaan, mendapat kenaikan pangkat dan mendapat kenaikan gaji. Di penelitian ini digunakan variabel usia, lama masa dinas, pengalaman dinas, pendidikan SECAPA, proses rekrutmen, dan kepuasan gaji. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui variabel yang berpengaruh terhadap seorang prajurit bintanga mampu menjadi prajurit perwira. Untuk mengetahui model *survival* dan pengaruh variabel terhadap kenaikan pangkat anggota TNI Angkatan Udara dari Bintanga hingga Perwira digunakan *Stratified Cox Regression*. Dari hasil analisis yang telah dilakukan, variabel yang berpengaruh untuk seorang anggota Bintanga menjadi seorang Perwira adalah pendidikan SECAPA, lama masa dinas, pengalaman dinas, dan proses rekrutmen, dengan variabel rekrutmen distratifikasi karena tidak memenuhi asumsi hazard proporsional. Dari model regresi Cox terstratifikasi disimpulkan bahwa prajurit bintanga yang melaksanakan SECAPA dengan penempuhan rekomendasi, pernah dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh, dan memiliki lama masa dinas di atas rata-rata mempunyai potensi lebih besar untuk menjadi seorang prajurit perwira.

Kata kunci: TNI AU, Perwira, Model *Stratified Cox Regression*

**THE APPLICATION OF STRATIFIED COX REGRESSION  
AT THE INFLUENCING FACTORS OF INDONESIAN NON  
COMMISSION AIR FORCE MEMBERS INTO BECOMING  
MEMBER OF THE OFFICERS  
(Case Studi in Abdurachman Saleh Air Force Base, Malang)**

**ABSTRACT**

Survival analysis is a statistical methods to study the surviving time of an individual until the present of an event. In non-medical field, the events that become attention are various, such as promotions and salary rises at jobs. In this research the variables are age, service length, service experience, SECAPA education, recruitment process and salary satisfaction. This research is used to acknowledge the variabel that influence non-comission members into becoming member of the officers. For acknowledging the survival model and the influence of variable to Indonesian Air Force promotion from non-comission into officer, Stratified Cox Regression was used. From the result of the analysis, the influencing factors for a non commission member promoted to officer was SECAPA education, service length, service experience, and recruitment process, with recruitment being stratified for not completing the proportional hazard assumption. From stratified Cox regression model, it was concluded that non commission soldiers that had done SECAPA education with recommendation, had service time outside Abdurrachman Saleh Air Force Base, and had service length above average are more likely to become promoted into officers.

Keywords: Indonesian Air Force, Stratified Cox Regression Model.

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan berkah, rahmat dan hidayah sehingga skripsi yang berjudul **Penerapan *Stratified Cox Regression* Pada Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Anggota TNI Angkatan Udara Berpangkat Bintara Untuk Menjadi Perwira** dapat terselesaikan dengan baik.

Skripsi ini disusun untuk memenuhi salah satu syarat perkuliahan Program Studi Statistika, Jurusan Matematika. Selama penyusunan skripsi ini, Penulis telah mendapatkan bantuan dari berbagai pihak sehingga pada kesempatan ini, Penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ibu Dr. Umu Sa'adah, M.Si selaku dosen pembimbing atas bimbingan, motivasi, bantuan, serta kesabaran yang telah diberikan.
2. Bapak Achmad Efendi, S.Si, M.Sc, Ph.D. dan Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS selaku dosen penguji atas bimbingan, motivasi, bantuan, serta kesabaran yang telah diberikan.
3. Ibu Rahma Fitriani, S.Si, M.Sc, Ph.D. selaku Ketua Program Studi Statistika FMIPA Universitas Brawijaya
4. Ratno Bagus Edy Wibowo, S.Si, M.Si, Ph.D. selaku Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya.
5. Orang tua, saudara, serta seluruh pihak yang telah membantu serta memberikan doa dan dukungan.
6. Teman-teman Statistika Universitas Brawijaya angkatan 2013.

Skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan. Oleh sebab itu, kritik dan saran yang membangun dari pembaca sangat berguna untuk menyusun skripsi yang lebih baik. Penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi pembaca.

Malang, Juli 2017

Penulis



## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>HALAMAN JUDUL</b> .....	i
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b> .....	ii
<b>HALAMAN PERNYATAAN</b> .....	iii
<b>ABSTRAK</b> .....	iv
<b>ABSTRACT</b> .....	v
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	vi
<b>DAFTAR ISI</b> .....	vii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	ix
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	x
<b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....	xi
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	3
1.3. Batasan Penelitian.....	3
1.4. Tujuan Penelitian.....	3
1.5. Manfaat Penelitian.....	3
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1. Analisis <i>Survival</i> .....	5
2.2. Data <i>Survival</i> .....	6
2.3. Penarikan Sampel.....	7
2.4. Model Regresi Cox.....	8
2.5. Pendugaan Parameter.....	9
2.6. Pengujian Parameter.....	11
2.7. Pemilihan Model Terbaik.....	11
2.8. Asumsi <i>Hazard</i> Proporsional.....	12
2.9. Pengujian Kesesuaian Model.....	13
2.10. Model Cox Stratifikasi.....	13
2.11. Rasio <i>Hazard</i> .....	14
2.12. Tinjauan Non Statistika.....	14
<b>BAB III METODE PENELITIAN</b>	
3.1. Sumber Data.....	17
3.2. Waktu dan Tempat Penelitian.....	18

3.3. Metode Analisis dan Diagram Alir. ....	18
---	----

**BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

4.1. Statistik Deskriptif. ....	21
4.2. Pendugaan Parameter dan Pemilihan Model Terbaik. ....	21
4.3. Pemeriksaan Kesesuaian Model.....	24
4.4. Pemeriksaan Asumsi <i>Hazard</i> Proporsional.....	25
4.5. Stratifikasi. ....	27
4.6. <i>Hazard Ratio</i> . ....	28

**BAB V PENUTUP**

5.1. Kesimpulan. ....	31
5.2. Saran. ....	31

<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	33
-----------------------------	----

<b>LAMPIRAN</b> .....	35
-----------------------	----

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1. Diagram Alir Penelitian.....	19
Gambar 4.1. Plot Sisaan <i>Cox-Snell</i> .....	25
Gambar 4.2. Plot <i>Log Minus Log</i> .....	26

## DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 4.1. Pendugaan Parameter $\beta$ .....	23
Tabel 4.2. Penduga Parameter $\beta$ Eliminasi <i>Backward</i> Model 2... 22	22
Tabel 4.3. Penduga Parameter $\beta$ Eliminasi <i>Backward</i> Model 3... 23	23
Tabel 4.4. Nilai AIC .....	24
Tabel 4.5. <i>Schoenfeld Residual</i> .....	26
Tabel 4.6. Pendugaan Parameter untuk Pendidikan SECAPA, Pengalaman Dina dan Lama Masa Dinas yang Distratifikasi dengan Variabel Proses Rekrutmen..	27

## DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Angket Penelitian .....	35
Lampiran 2. Angket Penelitian (Lanjutan).....	36
Lampiran 3. Data.....	37
Lampiran 4. Data (Lanjutan).....	38
Lampiran 5. Penduga Parameter $\beta$ .....	39
Lampiran 6. Penduga Parameter $\beta$ Eliminasi <i>Backward</i> .....	40
Lampiran 7. Penduga Parameter $\beta$ Eliminasi <i>Backward</i> (Lanjutan) .....	41
Lampiran 8. Pemilihan Model Terbaik .....	42
Lampiran 9. Pemeriksaan Kesesuaian Model .....	43
Lampiran 10. Pemeriksaan Asumsi <i>Hazard</i> Proporsional (Plot Log <i>Minus</i> Log dan Sisaan Schoenfeld) ....	44
Lampiran 11. Stratifikasi.....	45
Lampiran 12. <i>Hazard Baseline</i> .....	46



# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Analisis *survival* adalah metode statistika yang mempelajari tentang waktu bertahan hidup individu sampai terjadi suatu peristiwa. Analisis *survival* juga dapat diterapkan pada bidang sosial maupun ilmu alam (Allison, 1995). Dalam bidang sosiologi contoh analisis *survival* dapat digunakan pada kajian hukuman terhadap seseorang yang baru saja dibebaskan dengan jaminan untuk melihat berapa minggu mereka akan ditahan kembali. Dalam bidang pertanian contoh analisis *survival* adalah menganalisis suatu tanaman dari waktu penanaman sampai berbuah.

Tujuan analisis *survival* digunakan untuk menjelaskan analisis data dalam bentuk waktu, dari awal waktu sampai terjadinya peristiwa atau sampai titik akhir (Collet, 2003). Dalam bidang medis biasanya kejadian yang menjadi pusat perhatian selalu berhubungan dengan kekambuhan dari penyakit yang pernah diderita oleh pasien, seperti kekambuhan penyakit jantung. Bidang non medis, kejadian yang menjadi pusat perhatian cenderung lebih beragam, seperti mendapat pekerjaan, mendapat kenaikan pangkat dan mendapat kenaikan gaji.

Permasalahan di bidang non medis juga terjadi pada Tentara Nasional Indonesia Angkatan Udara (TNI AU). TNI AU adalah salah satu cabang angkatan perang dan merupakan bagian dari TNI yang bertanggung jawab atas keamanan dan pertahanan Negara Republik Indonesia pada matra udara.

Sebagai angkatan perang yang dimiliki oleh Negara Republik Indonesia, sudah menjadi hal tentu TNI AU diwajibkan memiliki personil prajurit yang handal dan profesional. Dalam membentuk prajurit yang handal dan profesional tersebut tentunya terdapat faktor-faktor yang terkait. Tingkatan pangkat atau jabatan juga merupakan salah satu tanda keprofesionalan seorang prajurit TNI AU. Di samping tentang keprofesionalan dalam bekerja, prajurit TNI AU yang memiliki pangkat lebih tinggi juga memiliki penghasilan yang lebih baik daripada prajurit berpangkat di bawahnya. Kasta prajurit TNI AU terbagi menjadi tiga, yang paling bawah adalah prajurit Tamtama, kemudian prajurit Bintara, dan yang tertinggi adalah prajurit Perwira.

Oleh karena itu, prajurit perwira memiliki pendapatan lebih baik dibanding prajurit bintara. Hal ini dikarenakan prajurit perwira dituntut untuk memiliki kehandalan dan keprofesionalan yang lebih tinggi. Bagi seorang prajurit bintara, untuk mencapai kehidupan yang lebih makmur, maka prajurit bintara akan senantiasa berusaha untuk menjadi prajurit perwira. Tetapi dalam mencapai hal tersebut, pihak pusat TNI AU juga memiliki persyaratan yang harus dipenuhi oleh seorang prajurit bintara agar dapat menjadi prajurit perwira, seperti lulus pendidikan di Sekolah Calon Perwira. Prajurit bintara yang mengikuti pendidikan Sekolah Calon Perwira sebagian besar direkrut oleh pusat TNI AU dengan melihat faktor-faktor penunjang atau profesionalisme dari prajurit yang bersangkutan untuk mengikuti pendidikan, tetapi seiring dengan pergantian kepemimpinan, prajurit bintara yang telah dianggap mampu dapat membuat pengajuan diri sendiri untuk mengikuti pendidikan di Sekolah Calon Perwira. Hal ini dapat menimbulkan pro dan kontra antar sesama prajurit. Selain dari syarat lulus pendidikan di Sekolah Calon Perwira, terdapat faktor-faktor lain yang dapat mempengaruhi seorang prajurit bintara mampu menjadi seorang prajurit perwira. Tentu bukanlah hal yang mudah bagi prajurit bintara untuk bisa menjadi prajurit perwira.

Pada penelitian Airlangga (2016), telah dilakukan analisis *survival* berkaitan dengan kenaikan pangkat seorang Anggota TNI Angkatan Laut. Terdapat dua dari empat variabel yang berpengaruh terhadap kenaikan pangkat prajurit TNI AL, dan dari dua variabel yang berpengaruh terdapat satu variabel yang tidak memenuhi asumsi *hazard* proporsional sehingga harus distratifikasi. Pada kesempatan ini, peneliti ingin lebih memperluas banyaknya variabel yang digunakan karena pada praktiknya di Lanud Abdulrachman Saleh, para prajurit perwira yang berasal dari prajurit bintara memiliki kriteria lain yang digunakan dalam kenaikan pangkat. Maka dari itu, faktor-faktor yang mempengaruhi diharapkan lebih beragam sebagai bentuk pertimbangan bagi prajurit TNI AU. Serta ingin membedakan metode pengujian asumsi *hazard* proporsional yang digunakan pada penelitian sebelumnya.



## **1.2 Rumusan Masalah**

1. Bagaimana membentuk model regresi *Cox* pada masalah seorang prajurit bintanga mampu menjadi prajurit perwira?
2. Variabel apa saja yang berpengaruh terhadap seorang prajurit bintanga mampu menjadi prajurit perwira?

## **1.3 Batasan Masalah**

1. Variabel yang digunakan adalah usia, banyak pendidikan Sekolah Calon Perwira yang telah ditempuh, pengalaman penempatan dinas di daerah lain, lama masa dinas di Pangkalan TNI AU Abdulrachman Saleh, Status Kepangkatan saat ini, Kesesuaian Gaji, dan jenis rekrutmen yang ditempuh.
2. Metode yang digunakan adalah *Stratified Cox Regression* untuk mengatasi asumsi *hazard* proporsional yang tidak terpenuhi.

## **1.4 Tujuan Penelitian**

1. Dapat membentuk model yang sesuai pada masalah seorang prajurit bintanga mampu menjadi prajurit perwira.
2. Menentukan variabel penjelas mana yang berpengaruh terhadap seorang prajurit bintanga mampu menjadi prajurit perwira.

## **1.5 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi informasi bagi pimpinan dan prajurit bintanga agar lebih mempertimbangkan faktor yang dianggap lebih mempengaruhi peningkatan kepangkatan dari bintanga menjadi perwira.



## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Analisis *Survival*

Analisis *survival* adalah teknik statistika yang digunakan untuk menganalisa data yang berhubungan dengan waktu, mulai dari *time origin* atau *start point* sampai dengan terjadinya suatu kejadian khusus atau *end point*. Menurut Kleinbaum dan Klein (2005) analisis *survival* adalah kumpulan prosedur statistika untuk menganalisis data yang berasal dari peubah respon waktu (*time*) sampai terjadinya peristiwa (*event*). Kejadian yang dianalisis biasanya berupa waktu yang dicatat dalam hari, minggu, bulan, atau tahun.

Terdapat tiga hal yang harus diperhatikan dalam menentukan waktu *survival*, yaitu :

1. Waktu awal penelitian (*start point*)  
Waktu awal merupakan waktu yang dicatat ketika awal atau dimulainya penelitian.
2. Waktu akhir (*end point*)  
Waktu akhir merupakan waktu yang dicatat ketika akhir penelitian yang digunakan untuk mengetahui status tersensor atau tidak dari suatu objek atau individu.
3. Satuan pengukuran waktu  
Satuan pengukuran waktu dalam penelitian dapat dinyatakan dalam tahun, bulan, minggu, atau hari.

Menurut Lee dan Wang (2003) waktu *survival* memiliki distribusi yang karakteristiknya dapat digambarkan oleh tiga fungsi yakni fungsi peluang kumulatif, fungsi *survival* dan fungsi *hazard* di mana ketika fungsi tersebut mempunyai hubungan secara matematika. Menurut Allison (1995) waktu *survival* sebagai peubah respon acak dilambangkan dengan  $T$  dan memiliki fungsi peluang kumulatif sebagai berikut :

$$\begin{aligned} F(t) &= P(T \leq t) \\ &= \int_0^t f(x) dx \end{aligned} \quad (2.1)$$

Fungsi peluang kumulatif merupakan peluang bahwa peubah acak  $T$  kurang dari sama dengan waktu ( $t$ ). Fungsi tersebut berkomplemen terhadap fungsi *survival* yang dapat ditulis sebagai berikut :

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

Fungsi kepekatan peluang juga merupakan turunan fungsi sebaran terhadap  $t$  sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 f(t) &= \frac{dF(t)}{dt} \\
 &= \frac{d(1 - S(t))}{dt} \\
 &= \frac{d1}{dt} - \frac{dS(t)}{dt} \\
 &= 0 - \frac{dS(t)}{dt} \\
 &= -\frac{dS(t)}{dt}
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

## 2.2 Data Survival

Perbedaan analisis *survival* dengan analisis logistik terletak pada pertimbangan waktu. Analisis *survival* mempertimbangkan waktu dari mulai pengamatan dilakukan sampai terjadi suatu peristiwa, sedangkan pada analisis logistik tidak mempertimbangkan hal tersebut. Data *survival* merupakan kumpulan durasi waktu antara dua kejadian (Daniel, 1999). Adanya pengamatan tersensor mengakibatkan metode statistika standar tidak bisa diterapkan dengan tepat, maka dari itu muncul riset di bidang statistika yang disebut analisis *survival*.

Analisis *survival* harus memperhatikan permasalahan mengenai data tersensor. Menurut Kleinbaum dan Klein (2005) terdapat tiga alasan yang menyebabkan pengamatan tersensor, antara lain:

1. *Termination of Study*, objek tidak mengalami peristiwa hingga penelitian berakhir.
2. *Loss to follow up*, objek hilang dari pengamatan selama pengamatan berlangsung.
3. *Drop out*, objek menarik diri dari penelitian yang dikarenakan kejadian yang tidak diobservasi atau disebabkan alasan lain.

Menurut Allison (1995) menyebutkan terdapat tiga jenis data tersensor:

1. Data tersensor kiri.  
Pengamatan dikatakan tersensor kiri apabila individu yang diobservasi mengalami kejadian kegagalan di bawah waktu yang telah ditetapkan atau ketika masa penelitian belum selesai. Sebagai contoh, seorang bapak yang tidak dapat mengingat

kapan pertama kali merokok merupakan data pengamatan tersensor kiri.

2. Data tersensor kanan.

Apabila objek mengalami kejadian kegagalan setelah batas kanan berakhirnya penelitian atau masih hidup sampai masa penelitian telah selesai. Misalkan ingin diketahui lama pasien rumah sakit akan bertahan hidup setelah melakukan transplantasi ginjal. Jika direncanakan akan dilakukan sepuluh tahun pengamatan, maka kemungkinan terdapat individu yang masih bertahan hidup. Individu dalam kasus tersebut yang masih bertahan hidup merupakan pengamatan tersensor kanan.

3. Data tersensor interval

Menurut Sun (2006) Pengamatan dikatakan tersensor interval apabila waktu amatannya tidak diketahui secara eksak namun interval waktu yang memuat waktu amatan tersebut masih dapat diketahui. Misalkan dalam suatu populasi terdapat  $n$  buah subjek yang saling bebas dan jika  $T_i$  melambangkan waktu *survival* atau waktu amatan dari subjek ke- $i$ , dengan  $i = 1, 2, \dots, n$ , maka data tersensor interval dari waktu  $T_i$  adalah

$$O = \{(L_i, R_i); i = 1, \dots, n\}, \quad (2.4)$$

di mana  $L_i$  = batas kiri interval,  $R_i$  = batas kanan interval, dan  $(L_i, R_i)$  = data tersensor yang memuat waktu amatan  $T_i$ .

Lee dan Wang (2003), menyajikan tiga tipe penyensoran yaitu:

1. Penyensoran Tipe I, jika objek-objek diamati selama waktu tertentu, namun terdapat beberapa objek yang mengalami kejadian gagal setelah masa penelitian dan sebagian lagi mengalami kejadian gagal di luar ketetapan.
2. Penyensoran Tipe II, penelitian berakhir setelah sejumlah objek yang diamati diharapkan mengalami kejadian gagal yang ditetapkan, sedang objek yang tidak mengalami kegagalan disensor.
3. Penyensoran Acak digunakan ketika peneliti ingin mengamati setiap objek pada waktu berbeda.

### 2.3 Penarikan Sampel

Menurut Nugroho (1994) penarikan sampel merupakan proses seleksi anggota populasi sehingga mengetahui gambaran sebenarnya dari seluruh anggota populasi. Teknik pengambilan sampel adalah

aplikasi dan prosedur probabilitas sampel yang sesuai untuk mengumpulkan informasi dari suatu populasi yang umumnya mempunyai anggota yang berbeda satu sama lain.

Di penelitian ini digunakan teknik pengambilan sampel *purposive sampling* dan *accidental sampling*. *Purposive sampling* dilakukan dengan cara mengambil subjek didasarkan atas adanya tujuan tertentu (Arikunto, 2006). Pada penelitian ini, penulis mengambil 2 golongan yang menjadi *purposive sample* yaitu prajurit berpangkat bintara, dan perwira. Sedangkan *accidental sampling* adalah pengambilan sampel pada saat penelitian tersebut dilakukan.

## 2.4 Model Regresi Cox

Model regresi Cox dikenal sebagai model risiko proporsional karena dilandasi asumsi proporsional pada fungsi risiko. Regresi Cox merupakan salah satu metode untuk mengukur hubungan antara *hazard rate* dengan variabel prediktor tanpa adanya asumsi seperti yang terdapat pada model parametrik, oleh karena itu model regresi Cox di masukkan sebagai model semi parametrik. Secara umum, model regresi Cox dihadapkan pada situasi di mana kemungkinan kematian individu pada suatu waktu dipengaruhi oleh satu atau lebih variabel penjelas.

Model regresi Cox diperkenalkan oleh Sir David Cox pada tahun 1972 dan digunakan untuk menganalisis variabel penjelas yang berpengaruh pada waktu *survival* individu (Collet, 2003). Bentuk model regresi Cox adalah sebagai berikut :

$$h_i(t) = h_0(t) \cdot \varphi(x_i) \quad (2.5)$$

dengan

$$\varphi(x_i) = \frac{h_i(t)}{h_0(t)} \quad (2.6)$$

di mana

$h_0(t)$  : fungsi *hazard* dasar dengan peubah  $x_i = 0$

$i$  : 1, 2, ...,  $n$ ;  $n$  : banyak individu yang diamati

$\varphi(x_i)$  : fungsi vektor peubah penjelas untuk individu ke- $i$

$\varphi(x_i)$  dapat diartikan sebagai nilai fungsi dari vektor peubah penjelas untuk individu ke- $i$ , relatif terhadap fungsi *hazard* pada waktu  $t$  untuk individu dengan peubah penjelas  $x_i = 0$ .

Bentuk log linier dari  $\varphi(x_i)$  merupakan bentuk yang paling umum digunakan. Dirumuskan sebagai berikut :

$$\varphi(x_i) = \exp(\eta_i) \quad (2.7)$$

Menurut Collet (2003) pada bentuk model regresi Cox menunjukkan waktu  $t$  *hazard* terjadinya peristiwa dengan variabel penjelas  $x_i$  relatif terhadap *hazard* terjadinya peristiwa pada  $x_i = 0$ . *Hazard* relatif  $\varphi(x_i)$  tidak bernilai negatif, sehingga dapat ditulis sebagai  $\exp(\eta_i)$ ,  $\eta_i$  adalah komponen linier dari variabel penjelas

$$\eta_i = \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_p X_{pi} \quad (2.8)$$

$\beta$  adalah parameter model regresi Cox dan  $p = 1, 2, \dots, p$ ;  $p$  adalah banyak variabel penjelas sehingga model regresi Cox menjadi  $h(t, \mathbf{x}) = h_0(t) \cdot \exp(\sum_{j=1}^p \beta_j X_{ji})$  (2.9)

$h(t, \mathbf{x})$  : fungsi *hazard* individu pada waktu ke  $t$  dan  $\mathbf{x}$  merupakan vektor kolom yang terdiri dari variabel penjelas yang digunakan dalam model regresi Cox *Proportional Hazard*.

$h_0(t)$  : fungsi *hazard* dasar dengan peubah  $x_i = 0$

$\beta_j$  : parameter variabel penjelas ke- $j$

$X_{ji}$  : nilai pengamatan individu atau objek ke- $i$  pada variabel penjelas ke- $j$

## 2.5 Pendugaan Parameter

Untuk menduga parameter  $\beta$  pada model regresi Cox dapat digunakan metode *Maximum Partial Likelihood*. Menurut Kleinbaum dan Klein (2005) disebut dengan “*partial*” karena Cox likelihood yang digunakan ditentukan oleh urutan peristiwa dan penyensoran bukan oleh distribusi. Misalkan  $n$  adalah waktu kegagalan yang berbeda. Untuk sementara diasumsikan hanya 1 individu yang mengalami kejadian yang dituliskan  $i = 1$ , maka fungsi kemungkinan adalah (Collet, 2003)

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \left[ \frac{\exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij})}{\sum_{t \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{tj})} \right]^{\delta_i} \quad (2.10)$$

$R(t_j)$  : Himpunan *hazard* (*risk set*) pada waktu  $t_j$  atau himpunan individu yang bertahan hidup sampai waktu penelitian  $t_j$ .

$\delta_i$  : indikator censoring yang bernilai nol jika  $t_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) adalah data tersensor

$\beta$  : merupakan vektor yang berisi parameter variabel penjelas ( $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j$ )

$x_{ij}$  : nilai pengamatan individu ke- $i$  dan variabel penjelas ke- $j$

Fungsi *partial likelihood* dapat diubah dalam bentuk log natural agar lebih mudah menerapkan metode penduga kemungkinan maksimum parsial :

$$\begin{aligned}
 \ln L(\boldsymbol{\beta}) &= \ln \prod_{i=1}^n \left[ \frac{\exp(\sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij})}{\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j X_{lj})} \right]^{\delta_i} \\
 &= \sum_{i=1}^n \delta_i \left[ \ln(\exp(\sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij})) - \ln(\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j X_{lj})) \right] \\
 &= \sum_{i=1}^n \delta_i \left[ (\sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij}) - \ln(\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j X_{lj})) \right] \quad (2.11)
 \end{aligned}$$

Untuk memaksimumkan log natural fungsi *likelihood* parsial agar memperoleh  $\boldsymbol{\beta}$  dilakukan dengan menurunkan persamaan di atas dan disamakan dengan nol :

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{\partial \left( \sum_{i=1}^n \delta_i \left[ (\sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij}) - \ln(\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj})) \right] \right)}{\partial \boldsymbol{\beta}} \\
 &= \sum_{i=1}^n \delta_i \left( \sum_{j=1}^k x_{ij} \right) - \frac{\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj}) \sum_{j=1}^k x_{lj}}{\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj})}
 \end{aligned}$$

Turunan kedua persamaan merupakan dasar untuk menduga ragam

$\boldsymbol{\beta}$ .

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^2} &= - \sum_{i=1}^n \delta_i \sum_{j=1}^k \left\{ \frac{(\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj})) (\sum_{l \in R(t_j)} x_{lj}^2 \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj})) - (\sum_{l \in R(t_j)} x_{lj} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj}))^2}{\sum_{l \in R(t_j)} \exp(\sum_{j=1}^k \beta_j x_{lj})^2} \right\} \quad (2.12)
 \end{aligned}$$

Kemudian Collet (2003) menjelaskan jika diperoleh penduga parameter  $\boldsymbol{\beta}$  bersifat non linier, maka parameter tersebut dapat diduga dengan iterasi *Newton- Raphson*. Proses iterasi di ulang hingga mendapatkan  $\boldsymbol{\beta}$  yang konvergen :

$$\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{c+1} = \widehat{\boldsymbol{\beta}}_c + \mathbf{I}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_c)^{-1} \times \mathbf{u}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_c); c = 0, 1, 2, \dots \quad (2.13)$$

Dengan  $\mathbf{I}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_c)^{-1}$  adalah kebalikan dari fungsi  $\boldsymbol{\beta}$  dan  $\mathbf{u}(\widehat{\boldsymbol{\beta}}_c)$  adalah fungsi turunan terhadap  $\boldsymbol{\beta}$  yang disamakan dengan nol. Sementara indeks  $c$  menunjukkan jumlah iterasi. Iterasi Newton-Raphson dimulai dengan pemberian nilai  $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_0 = 0$ . Iterasi terus dilakukan hingga diperoleh selisih dari  $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_{c+1}$  dan  $\widehat{\boldsymbol{\beta}}_c$  kurang dari  $1 \times 10^{-6}$ .



## 2.6 Pengujian Parameter

Hosmer dan Lemeshow (1999) menjelaskan bahwa pengujian parameter secara parsial dilakukan melalui statistik uji  $Z$  untuk mengetahui pengaruh setiap  $\beta$  secara individual terhadap variabel respon berlandaskan hipotesis berikut:

$$H_0: \beta = 0$$

$$H_1: \beta \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan dalam regresi Cox adalah uji *Wald* berupa rasio antara penduga parameter  $\beta$ , yakni  $\hat{\beta}_j$  dengan salah baku  $\hat{\beta}_j$ ,  $SE(\hat{\beta}_j)$  dan mengikuti sebaran  $Z$ . Statistik uji Wald adalah

$$W = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \sim Z(0,1) \quad ; j= 1, 2, \dots, p \quad (2.14)$$

$p$  : banyak variabel penjelas dalam model regresi *Cox*

Hipotesis nol ditolak jika  $|W| > Z_\alpha$ .

## 2.7 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model bertujuan untuk mengidentifikasi variabel yang berpotensi masuk ke dalam model regresi Cox. Menurut Collet (2003) pada prosedur eliminasi langkah mundur, model awal yang terbentuk memuat seluruh variabel penjelas. Kemudian, secara bertahap akan dilakukan pengurangan atau eliminasi satu demi satu terhadap variabel penjelas yang dianggap tidak cukup berpengaruh terhadap variabel respon. Proses dihentikan ketika diperoleh nilai terbesar statistik uji *Wald* dari variabel penjelas. Sementara model terbaik merupakan model yang memiliki nilai *Akaike Information Criterion* (AIC) terkecil (Collet, 2003).

$$AIC = -2\ln\hat{L} + 2p \quad (2.15)$$

Di mana:

$\ln\hat{L}$  : nilai log natural fungsi *likelihood* model regresi Cox

$p$  : banyak variabel penjelas dalam model regresi Cox

Menurut Hu (2007), ketika ukuran sampel ( $n$ ) kecil ( $\frac{n}{p} < 40$ )

maka digunakan AIC terkoreksi atau  $AIC_c$ , dengan rumus :

$$AIC_c = AIC + \frac{2p(p+1)}{n-p-1} \quad (2.16)$$

## 2.8 Asumsi *Hazard* Proporsional

### 2.8.1 Grafik Log Minus Log

*Hazard* proporsional merupakan asumsi penting yang mendasari regresi Cox. Asumsi ini terpenuhi apabila rasio antara fungsi *hazard* suatu kategori dengan kategori lain dari faktor penyebab kegagalan konstan terhadap waktu. Pemeriksaan asumsi dilakukan secara grafis dengan membuat plot antara  $\log\{-\log[S(t,x)]\}$  (log minus log) terhadap waktu *survival* untuk beberapa kategori pada suatu variabel penjelas terlihat sejajar (tidak saling berpotongan) maka asumsi *hazard* proporsional terpenuhi dan variabel penjelas dapat dimasukkan dalam model (Kleinbaum dan Klein, 2005).

### 2.8.2 Schoenfeld Residual

Selain dengan menggunakan metode grafis, uji asumsi proporsional *hazard* dapat dilakukan dengan pendekatan uji numerik *Goodness Of Fit*. Keputusan yang diambil menggunakan uji statistik lebih obyektif dibandingkan dengan metode grafis yang subjektif. Menurut Kleinbaum dan Klein (2005), uji dari Harrel dan Lee (1986) merupakan suatu variasi dari suatu uji asli yang diperkenalkan oleh Schoenfeld (1982) dan didasarkan pada residual-residual yang didefinisikan oleh Schoenfeld dan dikenal dengan nama Schoenfeld residual. Uji Schoenfeld residual merupakan uji formal yang digunakan untuk menguji asumsi fungsi *hazard* proporsional pada variabel independen yang diduga mempengaruhi waktu kegagalan. Pengujian ini dilakukan dengan mencari taksiran sisaan Schoenfeld untuk masing-masing individu pada tiap-tiap variabel dengan rumus

$$\hat{r}_{ji} = \delta_i(x_{ji} - \hat{a}_{ji}) \quad (2.17)$$

$$\hat{a}_{ji} = \frac{\sum_{l \in R_{(ti)}} x_{jl} e^{\beta_{xl}}}{\sum_{l \in R_{(ti)}} e^{\beta_{xl}}}$$

$\hat{r}_{ji}$  = Taksiran Schoenfeld residual dari variabel  $j$  untuk individu  $i$

$x_{ji}$  = Nilai variabel  $j$  untuk individu  $i$

$\delta_i$  = indikator *censoring*

$\hat{a}_{ji}$  = Rata-rata tertimbang dari nilai kovariat

Setelah itu, membuat variabel *rank survival time* yaitu waktu terjadi kegagalan yang diurutkan. Individu yang mengalami kegagalan pertama kali diberi nilai 1, kegagalan selanjutnya diberi nilai 2, dan seterusnya. Kemudian dilakukan pengujian korelasi antara variabel

taksiran sisaan Schoenfeld dengan *rank* waktu *survival*, dengan hipotesis

$H_0$  : Tidak ada korelasi antara Schoenfeld *residual* dan *rank* waktu *survival*

$H_1$  : Ada korelasi antara Schoenfeld *residual* dan *rank* waktu *survival*

Jika hipotesis nol ditolak maka asumsi *hazard* proporsional tidak terpenuhi. Dengan  $\alpha = 0.05$ , dan statistik uji sebagai berikut

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_l)(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_l)^2 \sum_{i=1}^n (Y - \bar{Y})^2}} \quad (2.18)$$

$X$  = Schoenfeld residual untuk masing-masing variabel

$Y$  = Rank waktu keagagalan

Hipotesis nol diterima jika,  $-r_{\text{tabel}} \leq r_{\text{hit}} \leq +r_{\text{tabel}}$ , atau nilai  $p > \alpha = 0.05$ .

## 2.9 Pengujian Kesesuaian Model

Kesesuaian model regresi Cox dengan data dapat dilakukan dengan cara memeriksa sisaan. Sisaan yang sering digunakan dalam pengujian regresi Cox adalah sisaan *Cox-Snell*, yang diartikan sebagai nilai harapan setiap pengamatan:

$$r_{C_{ij}} = \exp(\hat{\beta}' \mathbf{X}_{(ij)}) \hat{H}_0(t_{ij}) \quad (2.19)$$

di mana

$r_{C_{ij}}$  : sisaan Cox-Snell individu ke- $i$  pada kejadian ke- $j$

$\hat{H}_0(t_{ij})$  : penduga fungsi kumulatif garis dasar *hazard* pada waktu  $t_{ij}$

Pada pengamatan tersensor, sisaan *Cox-Snell*  $r_{C_{ij}}$  dimodifikasi menjadi  $r'_{C_{ij}}$  di mana

$$r'_{C_{ij}} = \begin{cases} r_{C_{ij}} & , \text{ untuk pengamatan penuh} \\ r_{C_{ij}} + 1 & , \text{ untuk pengamatan tersensor} \end{cases}$$

Model regresi Cox dikatakan sesuai, jika plot antara log *natural* kumulatif *hazard* dengan log *natural* sisaan *Cox-Snell* membentuk garis lurus melalui titik origin (0,0) (Collet, 2003).

## 2.10 Model Cox Stratifikasi

Risiko proporsional terstratifikasi adalah perubahan dari model *Cox Proportional Hazard* yang membolehkan stratifikasi dari variabel penjelas yang tidak memenuhi asumsi *hazard* proporsional. Variabel penjelas yang telah memenuhi asumsi *hazard* proporsional akan langsung dimasukkan ke dalam model, sementara variabel yang

distratakan tidak perlu dimasukkan (Kleinbaum dan Klein, 2005). Model umum regresi Cox stratifikasi adalah:

$$h_g(t, \mathbf{x}) = h_{0g}(t) \exp[\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_{k^*} X_k] \quad (2.20)$$

di mana:

$g$  : jumlah strata (1,2,3,...,k\*)

$h_{0g}$  : fungsi dasar *hazard* setiap strata

Persamaan (2.20) merupakan model regresi Cox dengan stratifikasi tanpa ada interaksi antar variabel. Jika terdapat  $k^*$  strata dan  $k$  variabel yang terdapat dalam model, maka model regresi Cox stratifikasi dengan interaksi adalah:

$$h_g(t, \mathbf{x}) = h_{0g}(t) \exp[\beta_{1g} X_1 + \beta_{2g} X_2 + \dots + \beta_{k^*g} X_k] \quad (2.21)$$

di mana:

$k^*$  : jumlah kategori yang distratifikasi

$k$  : jumlah variabel yang distratifikasi

## 2.11 Rasio Hazard

Kleinbaum dan Klein, (2011) menjelaskan bahwa rasio *hazard* adalah perbandingan dari fungsi *hazard* dari suatu kategori dengan fungsi *hazard* kategori lain. Kategori pertama dinotasikan dengan kovarian  $X^*$ , sedangkan kategori kedua dinotasikan dengan  $X$ . Persamaan *hazard ratio* dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\widehat{HR} = \frac{\widehat{h}_0(t) \exp(\sum_{j=1}^p \widehat{\beta}_j X_j^*)}{\widehat{h}_0(t) \exp(\sum_{j=1}^p \widehat{\beta}_j X_j)}$$

$$\widehat{HR} = \exp[\sum_{j=1}^p \beta (X_j^* - X_j)] \quad (2.22)$$

## 2.12 Tinjauan Non Statistika

### 2.12.1 TNI Angkatan Udara

Tentara Nasional Indonesia atau yang biasa disingkat TNI adalah sebuah alat pertahanan yang berfungsi sebagai penangkal bentuk ancaman militer dan bersenjata, penindak bentuk ancaman dan pemulihan kondisi keamanan. Tentara Nasional Indonesia terdiri dari tiga angkatan bersenjata, yaitu TNI Angkatan Darat, TNI Angkatan Udara, dan TNI Angkatan Laut.

TNI Angkatan Udara dalam menjamin kedaulatan dan keutuhan wilayah NKRI bertugas melaksanakan tugas TNI matra udara di bidang pertahanan, menegakkan hukum dan menjaga keamanan di

wilayah udara nasional sesuai dengan ketentuan hukum nasional dan hukum internasional yang telah diratifikasi, melaksanakan tugas TNI dalam pembangunan dan pengembangan kekuatan matra udara, dan melaksanakan pemberdayaan wilayah pertahanan udara (TNI AU, 2016).

### **2.12.2 Prajurit Perwira**

Prajurit Perwira adalah anggota tentara yang berpangkat di atas Bintara yaitu mulai dari pangkat Letnan Dua. Prajurit Perwira dibagi menjadi tiga golongan, yaitu:

1. Perwira Pertama (Pama) merupakan golongan perwira berpangkat paling rendah, terdiri dari Letnan Dua, Letnan Satu, dan Kapten.
2. Perwira Menengah (Pamen) merupakan golongan perwira di antara perwira pertama dan perwira tinggi, terdiri dari Mayor, Letnan Kolonel dan Kolonel.
3. Perwira Tinggi (Pati) merupakan golongan pangkat perwira yang paling tinggi, hal ini ditandai dengan pemakaian bintang di atas pundak (TNI AU, 2016).

### **2.13.3 Prajurit Bintara**

Prajurit Bintara adalah golongan pangkat ketentaraan yang lebih rendah dari Letnan Dua dan lebih tinggi dari Kopral Kepala. Bintara merupakan tulang punggung kesatuan atau sebagai penghubung antara perwira dan tamtama dan juga sebaliknya.

Bintara terbagi menjadi dua, yaitu:

1. Bintara, merupakan golongan pangkat sersan di TNI, yaitu meliputi Sersan Dua sampai Sersan Mayor.
2. Bintara Tinggi, merupakan Pembantu Letnan Dua (Pelda) dan Pembantu Letnan Satu (Peltu).

### **2.13.4 Sekolah Calon Perwira (SECAPA)**

Di Tentara Nasional Indonesia terdapat beberapa macam cara untuk mencapai tingkatan perwira, yaitu:

1. Melalui Akademi Militer masing-masing cabang, seperti Akmil untuk TNI-AD, AAL untuk TNI-AL dan AAU untuk TNI-AU. Kelulusan Akmil memperoleh pangkat perwira terendah, yaitu Letnan Dua.

2. Berjenjang dari Bintara yang paling tinggi, yaitu Pembantu Letnan Satu, untuk kemudian menjalankan pendidikan di Sekolah Calon Perwira (SECAPA) di masing-masing angkatan.
3. Menjadi perwira karier yang memiliki ijazah profesi (Kedokteran, Farmasi, Psikologi), Sarjana (SI) dan Program Diploma III Negeri atau yang dipersamakan, sesuai jurusan/program studi yang ditentukan (TNI AU, 2016).

Sekolah Calon Perwira (SECAPA) adalah program pendidikan militer sebagai tempat pelatihan untuk menjadi perwira yang handal. Perekrutan dari prajurit terpilih berpangkat Sersan Kepala sampai dengan prajurit berpangkat Pembantu Letnan Dua. Selesai mengikuti pendidikan SECAPA, prajurit bintara akan dilantik menjadi perwira dengan pangkat Letnan Dua. Adapun syarat umum untuk dapat mengikuti pendidikan SECAPA adalah sebagai berikut:

1. Prestasi kerja baik.
2. Berbadan sehat.
3. Tidak terlibat masalah .
4. Nilai kesegaran jasmani minimal 82.

## **BAB III**

### **METODOLOGI PENELITIAN**

#### **3.1 Sumber Data**

Data primer diperoleh dengan menyebarkan angket pada prajurit tentara di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang berpangkat sersan kepala, sampai perwira yang memulai jenjang karir dari bintangara. Hasil angket disajikan pada Lampiran 3.

Variabel yang digunakan adalah:

1. Waktu *Survival* : lama tunggu prajurit bintangara sampai menjadi perwira (LAMA)
2. Status Kepangkatan (PERWIRA)
  - i. 0 = Bintangara
  - ii. 1 = Perwira
3. Variabel penjelas
  - a. Usia Prajurit (USIA)
    - i. 0 = Usia prajurit antara 28 sampai 40 tahun.
    - ii. 1 = Usia prajurit antara 41 sampai 56 tahun.
  - b. Pendidikan mengikuti SECAPA (SECAPA)
    - i. 0 = 0 kali.
    - ii. 1 = 1 kali.
  - c. Pengalaman dinas di tempat lain (PD)
    - i. 0 = tidak memiliki pengalaman dinas.
    - ii. 1 = memiliki pengalaman dinas.
  - d. Lama massa dinas (LMD)
    - i. 0 = lama dinas kurang dari 8 tahun.
    - ii. 1 = lama dinas lebih dari sama dengan 8 tahun
  - e. Proses Perekrutan (REKRUTMEN)
    - i. 0 = melalui pengajuan.
    - ii. 1 = melalui rekomendasi.
  - f. Kesesuaian Gaji (GAJI)
    - i. 0 = tidak sesuai.
    - ii. 1 = sudah sesuai.

## 3.2 Waktu dan Tempat

### 3.2.1 Waktu Penelitian

Penelitian dilaksanakan pada bulan Januari 2017 angket disebarakan kepada orang prajurit tentara di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang, berpangkat sersan kepala sampai perwira yang memulai jenjang karir dari bintanga.

### 3.2.2 Tempat Penelitian

Penelitian dilakukan di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang.

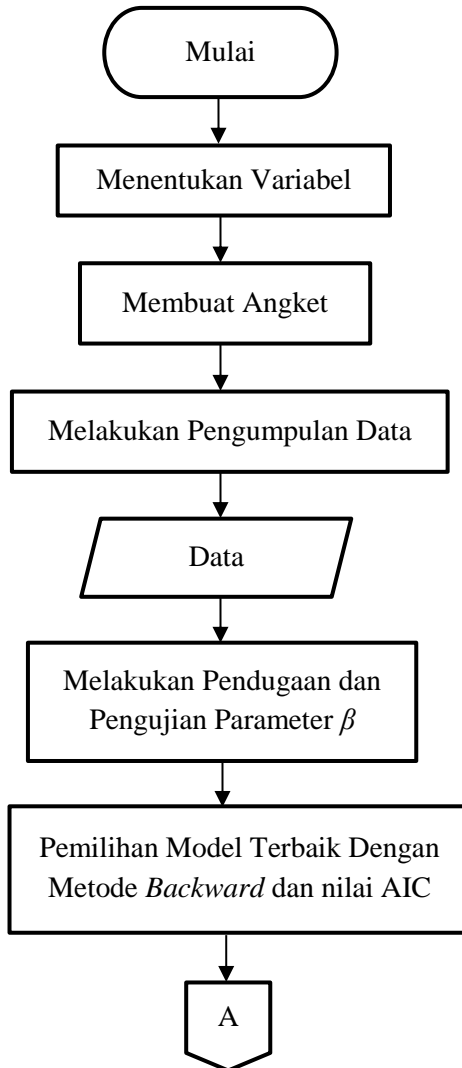
## 3.3 Metode Analisis

Prosedur analisis dalam penelitian ini adalah:

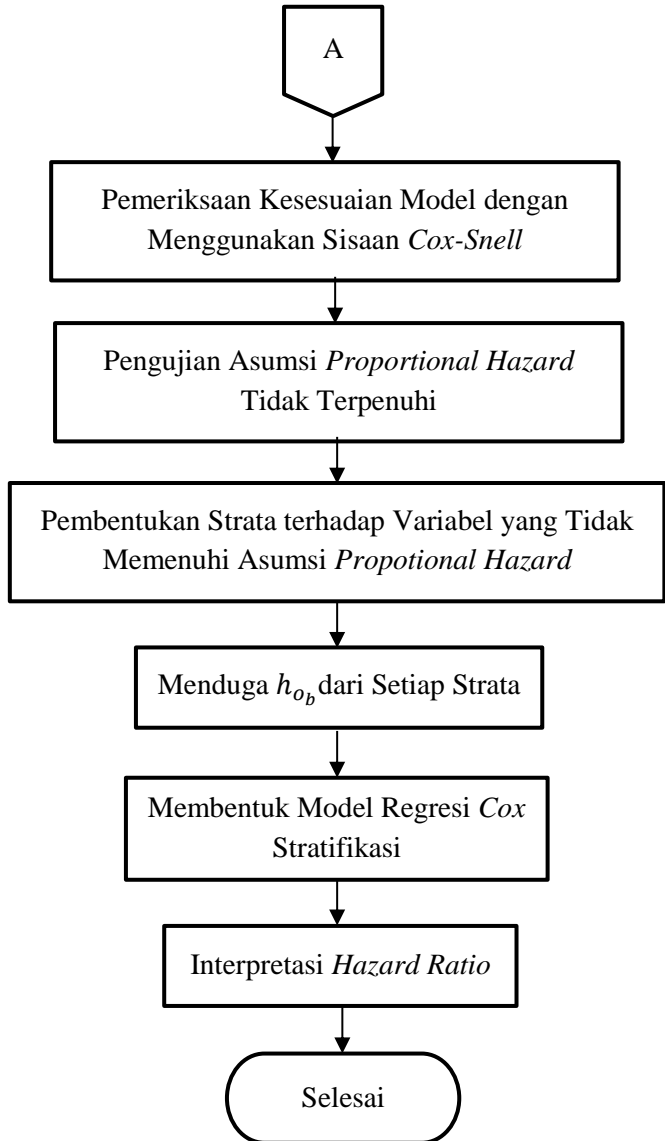
1. Membuat angket, kemudian disebarakan kepada prajurit tentara di Lanud Abdulrachman Saleh, Malang berpangkat sersan kepala sampai perwira yang memulai jenjang karir dari bintanga dengan metode *purposive* dan *accidental sampling*.
2. Mengumpulkan angket yang telah disebarakan, kemudian menghimpun informasi yang diperoleh dari angket tersebut.
3. Melakukan pendugaan parameter  $\beta$  dengan iterasi *Newton-Raphson* untuk memaksimumkan fungsi *likelihood*, dan pengujian parameter untuk mengetahui pengaruh parameter terhadap model dengan statistik uji Wald.
4. Pemilihan model terbaik regresi Cox dengan melihat besar nilai AIC dari setiap variabel, prosedur yang dilakukan adalah dengan eliminasi langkah mundur (*Backward*). Satu atau lebih variabel yang tidak signifikan akan dieliminasi dari model.
5. Melakukan pemeriksaan mengenai kelayakan model dengan uji sisaan *Cox-Snell*. Model dikatakan layak jika log natural kumulatif risiko dengan log natural sisaan *Cox-Snell* membentuk garis lurus melalui titik awal (0,0).
6. Melakukan pengujian asumsi proposional *hazard* dengan membuat plot  $\log\{-\log[S(t,X)]\}$  atau log *minus* log antara variabel penjelas dengan waktu *survival*, dan dilakukan uji secara numerik dengan sisaan Schoenfeld.
7. Jika asumsi proporsional *hazard* tidak terpenuhi maka dilakukan prosedur stratifikasi pada variabel terkait.
8. Melakukan pembentukan strata pada variabel yang tidak memenuhi asumsi *hazard* proporsional dan menduga  $h_{ob}$  dari setiap strata.



9. Membentuk model regresi Cox stratifikasi.
10. Kemudian melakukan interpretasi *hazard ratio*.  
Diagram alir untuk analisis *survival* dengan menggunakan analisis regresi Cox ditunjukkan pada Gambar (3.1)



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian



## BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Statistik Deskriptif

Data kasus peningkatan status pangkat bintanga menjadi perwira disajikan pada lampiran 1. Dari 150 lembar angket yang disebarakan pada prajurit bintanga dan perwira pada bulan Januari 2017, terhimpun sebanyak 150 dengan usia prajurit 28 sampai 56 tahun, dan memiliki rentang waktu masa dinas di Lanud Abdulrachman Saleh Malang selama 3 sampai 25 tahun. Dari 150 orang prajurit yang mengisi angket, hanya ada 69 orang prajurit yang meningkat status kepangkatan menjadi perwira dan sisanya sebanyak 81 orang prajurit masih tetap berstatus pangkat bintanga.

Pada variabel pendidikan Sekolah Calon Perwira (SECAPA) terdapat 77 orang prajurit telah menempuh pendidikan SECAPA selama satu kali dan sebanyak 73 orang prajurit belum menempuh pendidikan SECAPA. Pada variabel pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh tercatat 81 prajurit pernah berdinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh dan sebanyak 69 orang prajurit belum pernah dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh.

### 4.2 Pendugaan Parameter dan Pemilihan Model Terbaik

Parameter  $\beta_j$  pada model Cox merupakan parameter yang belum diketahui dan akan diduga menggunakan metode *maximum partial likelihood*. Dengan bantuan *software* R versi 3.3.2 pada Lampiran 5 diperoleh estimasi parameter untuk setiap variabel pada data kenaikan pangkat prajurit bintanga menjadi perwira dan didapatkan pula nilai  $\beta_j$ , salah baku  $\hat{\beta}_j$ , nilai statistik uji *Wald* dan nilai p seperti yang disajikan pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Pendugaan Parameter  $\beta$

Variabel Penjelas	$\beta_j$	Salah Baku ( $\hat{\beta}_j$ )	Statistik Uji <i>Wald</i>	Nilai p
Usia	-0,4470	0,2770	-1,614	0,1065
Pendidikan SECAPA	1,4767	0,5269	2,803	0,0050
Pengalaman Dinas	1,2070	0,3230	3,736	0,0001

Tabel 4.1 Pendugaan Parameter  $\beta$  (Lanjutan)

Variabel Penjelas	$\beta_j$	Salah Baku ( $\beta_j$ )	Statistik Uji <i>Wald</i>	Nilai p
Lama Masa Dinas	0,8545	0,3299	2,590	0,0095
Proses Rekrutmen	0,6884	0,3300	2,086	0,0369
Gaji	0,0231	0,2730	0,085	0,9323

Berdasarkan nilai penduga  $\beta$  yang terdapat pada Tabel 4.1, akan dibentuk model pertama yang memuat seluruh variabel penjelas. Kemudian akan dilakukan pengujian parameter secara  $\beta$  secara parsial dengan hipotesis:

$$H_0: \beta_j = 0$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

di mana nilai  $p < 0,05$  akan menunjukkan bahwa variabel memiliki pengaruh yang nyata secara parsial. Prosedur pemilihan model terbaik yang digunakan adalah eliminasi langkah mundur (*backward*), maka variabel penjelas yang paling tidak berbeda nyata (tidak signifikan) akan dieliminasi dari model untuk kemudian dibandingkan nilai AIC dari model-model yang terbentuk.

Model Pertama

$$h(t, \mathbf{x}) = h_0(t) \exp(-0,4470 \text{ USIA} - 1,4767 \text{ SECAPA} + 1,2070 \text{ PD} - 0,8545 \text{ LMD} + 0,6884 \text{ REKRUTMEN} + 0,0231 \text{ GAJI})$$

Model lengkap adalah model yang memuat seluruh variabel penjelas. Vektor  $\mathbf{x}$  berisi variabel penjelas meliputi USIA, SECAPA, PD, LMD, REKRUTMEN, dan GAJI. Seperti yang telah disajikan pada Tabel 4.2 variabel GAJI akan dieliminasi karena variabel tersebut tidak berbeda nyata atau memiliki nilai  $p > \alpha = 0,05$  sehingga perlu dilakukan pembentukan model kedua, untuk lebih lengkapnya dapat dilihat pada Lampiran 6. Berikut merupakan tabel pendugaan parameter menggunakan eliminasi langkah mundur.

Tabel 4.2 Penduga Parameter  $\beta$  Eliminasi *Backward*

Variabel Penjelas	$\beta_j$	Salah Baku ( $\beta_j$ )	Statistik Uji <i>Wald</i>	Nilai p
USIA	-0,4452	0,2761	-1,613	0,1068

Tabel 4.2 Penduga Parameter  $\beta$  Setelah Eliminasi *Backward* (Lanjutan)

Variabel Penjelas	$\beta_j$	Salah Baku ( $\beta_j$ )	Statistik Uji <i>Wald</i>	Nilai p
Pendidikan SECAPA	1,4726	0,5247	2,806	0,0050
Pengalaman Dinas	1,2084	0,3225	3,746	0,0001
Lama Masa Dinas	0,8559	0,3298	2,595	0,0094
Proses Rekrutmen	0,6908	0,3290	2,100	0,0357

Model Kedua

$$h(t, \mathbf{x}) = h_0(t) \exp(-0,4452 \text{ USIA} + 1,4726 \text{ SECAPA} + 1,2084 \text{ PD} + 0,8559 \text{ LMD} + 0,6908 \text{ REKRUTMEN})$$

Pada Tabel 4.2 terlihat bahwa masih ada variabel yang tidak berbeda nyata yaitu variabel Usia, maka dari itu variabel Usia harus dieliminasi dari model dengan membentuk model ketiga.

Tabel 4.3 Penduga Parameter  $\beta$  Eliminasi *Backward*

Variabel Penjelas	$\beta_j$	Salah Baku ( $\beta_j$ )	Statistik Uji <i>Wald</i>	Nilai p
Pendidikan SECAPA	1,5320	0,5273	2,905	0,0036
Pengalaman Dinas	1,0825	0,3094	3,499	0,0004
Lama Masa Dinas	0,8086	0,3299	2,451	0,0142
Proses Rekrutmen	0,7797	0,3276	2,380	0,0173

Model Ketiga

$$h(t, \mathbf{x}) = h_0(t) \exp(1,532 \text{ SECAPA} + 1,0825 \text{ PD} + 0,8086 \text{ LMD} + 0,7797 \text{ REKRUTMEN})$$

Pada Tabel 4.3 terlihat bahwa semua variabel baik pendidikan SECAPA, pengalaman dinas, lama masa dinas dan proses rekrutmen berbeda nyata karena mempunyai nilai  $p < \alpha = 0,05$ . Sehingga dapat disimpulkan bahwa semua variabel memiliki pengaruh dan tidak perlu dilakukan eliminasi lagi.

Langkah selanjutnya adalah dengan membandingkan nilai AIC dari model yang telah terbentuk. Nilai AIC dari setiap model yang terbentuk di sajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Nilai AIC

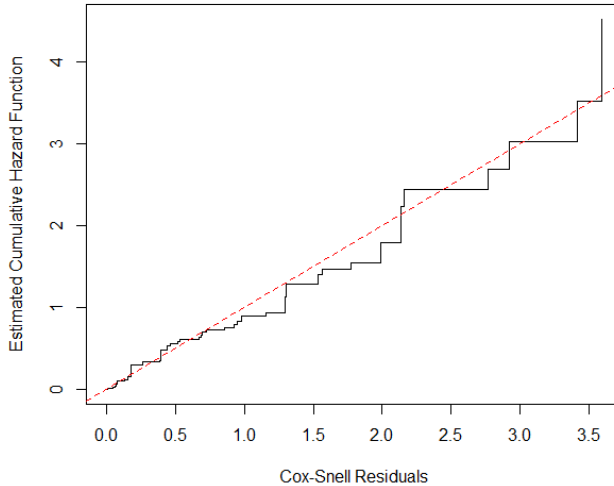
Model	AIC
Model Pertama	459,2976
Model Kedua	457,6048
Model Ketiga	457,7884

Berdasarkan Tabel 4.4 diketahui bahwa model kedua memiliki nilai AIC lebih kecil jika dibandingkan model pertama dan ketiga, namun masih terdapat variabel yang tidak berbeda nyata. Maka dari itu dipilih model ketiga dengan nilai AIC yang tidak berbeda jauh dengan model kedua serta memiliki variabel yang berbeda nyata pada model. Sehingga dapat disimpulkan bahwa model ketiga merupakan model regresi Cox terbaik. Selain itu, dapat disimpulkan bahwa variabel pendidikan SECAPA, pengalaman dinas, lama masa dinas, dan proses rekrutmen memiliki pengaruh yang nyata terhadap kenaikan pangkat prajurit Bintara menjadi Perwira.

### 4.3 Pemeriksaan Kesesuaian Model

Pemeriksaan kesesuaian model regresi Cox dapat diuji dengan cara memeriksa sisaan, salah satu metode yang dapat digunakan adalah metode sisaan *Cox-Snell*. Model regresi *Cox* dapat dikatakan telah sesuai jika plot log natural kumulatif *hazard* dengan log natural sisaan *Cox-Snell* membentuk garis lurus yang melalui titik awal (0,0) atau tidak origin. Untuk lebih jelasnya dapat dilihat pada *output* kesesuaian model pada Lampiran 9.

### Pemeriksaan Kesesuaian Model dengan Sisaan Cox-Snell

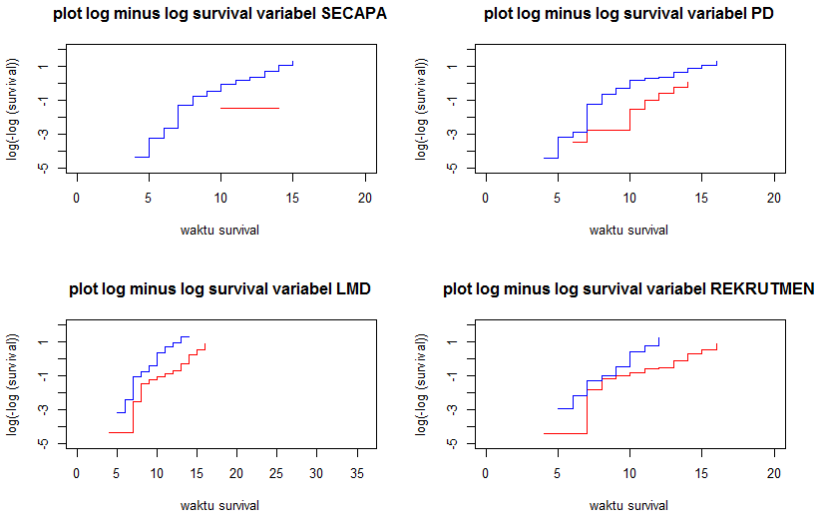


Gambar 4.1 Plot Sisaan *Cox-Snell*

Pada Gambar 4.1 terlihat bahwa plot membentuk pola garis lurus yang melalui titik (0,0) untuk nilai log natural kumulatif *hazard* dan log natural sisaan *Cox-Snell*. Jadi, dapat diambil kesimpulan bahwa model ketiga merupakan model yang sesuai. Oleh karena itu, selanjutnya dilakukan pemeriksaan asumsi *proportional hazard*.

#### 4.4 Pemeriksaan Asumsi *Hazard Proporsional*

Pemeriksaan asumsi *hazard* proporsional dilakukan dengan membuat plot antara  $\log\{-\log[S(t,x)]\}$  terhadap waktu *survival*. Asumsi risiko *hazard* proporsional terpenuhi apabila plot variabel penjelas tidak saling berpotongan



Gambar 4.2 Plot *Log Minus Log*

Pada gambar plot *log minus log* variabel SECAPA, Pengalaman Dinas, Lama Masa Dinas dapat diketahui bahwa plot tidak saling berpotongan sehingga dapat dikatakan bahwa asumsi *hazard* proporsional terpenuhi. Sedangkan untuk variabel rekrutmen, plot *log minus log* terlihat saling bersinggungan atau berhimpit, sehingga untuk lebih jelas dapat dilakukan pengujian secara numerik.

Selain menggunakan grafik *log minus log*, dapat digunakan uji sisaan *Schoenfeld* di mana jika nilai  $p$  lebih dari 0,05 maka variabel tersebut memenuhi asumsi *Cox Proportional Hazard*.

Tabel 4.5 *Schoenfeld Residual*

	rho	chisq	p
SECAPA	0,0517	0,199	0,6552
PD	-0,1180	0,784	0,3759
LMD	-0,0608	0,296	0,5861
REKRUTMEN	0,2469	5,360	0,0206

Pada Tabel 4.5 nilai  $p$  variabel Rekrutmen kurang dari 0,05 dan dapat disimpulkan bahwa variabel tersebut tidak memenuhi asumsi *Cox Proportional Hazard*, sehingga akan dilakukan stratifikasi pada variabel Rekrutmen.



#### 4.5 Stratifikasi

Berdasarkan grafik Log-Log pada sub-bab 4.4 dan sisaan Schoenfeld dapat disimpulkan bahwa variabel Rekrutmen tidak memenuhi uji asumsi proporsional *hazard*. Oleh karena itu, variabel Rekrutmen tidak dapat dianalisis menggunakan model regresi Cox *Proportional Hazard*, sehingga digunakan model regresi Cox Stratifikasi. Berikut adalah tabel pendugaan parameter dengan menggunakan metode *Maximum Partial Likelihood* untuk variabel Pendidikan SECAPA, pengalaman dinas dan lama masa dinas pada data kenaikan pangkat prajurit Bintara menjadi Perwira. Untuk lebih detail dapat dilihat pada Lampiran 11.

Tabel 4.5 Tabel Pendugaan Parameter untuk Pendidikan SECAPA, Pengalaman Dinas dan Lama Masa Dinas yang Distratifikasi dengan Variabel Proses Rekrutmen.

Variabel Penjelas	$\beta_j$	Salah Baku ( $\beta_j$ )	Statistik Uji Wald	Nilai p
Pendidikan SECAPA	1,3698	0,5294	2,587	0,0096
Pengalaman Dinas	1,4380	0,3559	4,040	0,0000
Lama Masa Dinas	0,7363	0,3277	2,247	0,0246

Didapatkan model yang terbentuk untuk model regresi Cox Stratifikasi sebagai berikut.

$$h_g(t, \mathbf{x}) = h_{0g}(t) \exp(1,3698 \text{ SECAPA} + 1,4380 \text{ PD} + 0,7363 \text{ LMD})$$

dimana  $h_{0g}$  adalah fungsi garis dasar risiko variabel Rekrutmen ke- $g$  pada waktu  $t$  dengan  $g = 0$  dan 1.

Interpretasi model stratifikasi ini dapat dilakukan dengan mengambil studi kasus. Studi kasus berikut berkaitan dengan pendugaan *hazard baseline* yang terdapat pada Lampiran 12. Penghitungan laju kecenderungan kenaikan pangkat bintara menjadi perwira yang memilih menempuh pendidikan SECAPA melalui rekomendasi setelah sebelas tahun sejak menjadi sersan kepala, pernah mengikuti pendidikan SECAPA, mempunyai pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh, dan lama masa dinas lebih dari delapan tahun adalah

$$\begin{aligned}
 h_{g=1}(11, \mathbf{x}) &= 0,8570 \exp(1,3698 (1) + 1,4380 (1)) \\
 &\quad + 0,7363 (1)) \\
 &= 29,6595
 \end{aligned}$$

Nilai *hazard baseline* penempuhan SECAPA melalui rekomendasi pada tahun ke sebelas sejak menjadi sersan kepala adalah 0,8570 seperti yang tertera pada Lampiran 12. Pada perhitungan di atas dapat disimpulkan bahwa prajurit bintanga yang menempuh pendidikan SECAPA dengan rekomendasi, memiliki pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh, dan lama masa dinas di atas enam belas tahun, memiliki peluang 29,6595 kali lebih besar untuk menjadi perwira dari pada prajurit bintanga yang belum mengikuti SECAPA dan belum memiliki pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh.

Kemudian akan dihitung potensi kenaikan pangkat bintanga menjadi perwira yang menempuh pendidikan SECAPA melalui pengajuan setelah sebelas tahun sejak menjadi sersan kepala dan pernah berdinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh, dan memiliki masa dinas lebih dari 16 tahun adalah

$$\begin{aligned}
 h_{g=0}(11, \mathbf{x}) &= 0,2899 \exp(1,3698 (1) + 1,4380 (1)) \\
 &\quad + 0,7363 (1)) \\
 &= 10,0330
 \end{aligned}$$

Nilai *hazard baseline* penempuhan SECAPA melalui pengajuan pada tahun ke sebelas sejak menjadi sersan kepala adalah 0,2899. Pada perhitungan di atas dapat disimpulkan bahwa prajurit bintanga yang menempuh pendidikan SECAPA dengan pengajuan, memiliki pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh, dan lama masa dinas di atas enam belas tahun, memiliki potensi sebesar 10,0330 untuk menaikkan pangkat dari bintanga ke perwira.

#### 4.6 *Hazard Ratio*

Kleinbaum dan Klein (2011) menjelaskan bahwa rasio *hazard* adalah perbandingan dari fungsi *hazard* antar kategori dari setiap variabel. Dengan mengasumsikan berada pada strata yang sama berikut merupakan hasil perhitungan rasio *hazard*, *output* pada program R selengkapnya disajikan pada Lampiran 11.

## 1. SECAPA

Prajurit yang menempuh SECAPA untuk menjadi prajurit perwira dikategorikan dengan 1 dan prajurit bintanga yang belum menempuh SECAPA dikategorikan 0.

$$\begin{aligned} HR &= \frac{h(t, \mathbf{x}^a = (1,1,1))}{h(t, \mathbf{x}^b = (0,1,1))} \\ &= \frac{h_0(t) \exp([1,369 \text{ SECAPA} = 1] + [1,438 \text{ PD} = 1] + [0,736 \text{ LMD} = 1])}{h_0(t) \exp([1,369 \text{ SECAPA} = 0] + [1,438 \text{ PD} = 1] + [0,736 \text{ LMD} = 1])} \\ &= \frac{h_0(t) \exp[1,369 \text{ SECAPA} = 1]}{h_0(t) \exp[1,369 \text{ SECAPA} = 0]} = \exp[1,369] = 3,935 \end{aligned}$$

Peningkatan kepangkatan dari bintanga menjadi perwira untuk prajurit Lanud Abdulrachman Saleh yang menempuh SECAPA 3,935 kali lebih besar dibandingkan dengan prajurit Lanud Abdulrachman Saleh yang belum menempuh SECAPA.

## 2. Pengalaman Dinas

Prajurit yang memiliki pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh dikategorikan dengan 1, dan prajurit yang belum atau tidak memiliki pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh dikategorikan dengan 0.

$$\begin{aligned} HR &= \frac{h(t, \mathbf{x}^a = (1,1,1))}{h(t, \mathbf{x}^b = (1,0,1))} \\ &= \frac{h_0(t) \exp([1,369 \text{ SECAPA} = 1] + [1,438 \text{ PD} = 1] + [0,736 \text{ LMD} = 1])}{h_0(t) \exp([1,369 \text{ SECAPA} = 1] + [1,438 \text{ PD} = 0] + [0,736 \text{ LMD} = 1])} \\ &= \frac{h_0(t) \exp[1,438 \text{ PD} = 1]}{h_0(t) \exp[1,438 \text{ PD} = 0]} = \exp[1,438] = 4,212 \end{aligned}$$

Peningkatan kepangkatan dari bintanga menjadi perwira untuk prajurit Lanud Abdulrachman Saleh yang mempunyai pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh 4,212 kali lebih besar dibandingkan dengan prajurit Lanud Abdulrachman Saleh yang belum atau tidak mempunyai pengalaman dinas di tempat lain.

## 3. Lama Masa Dinas

Prajurit yang memiliki lama masa dinas di Lanud Abdulrachman Saleh lebih dari sama dengan delapan tahun dikategorikan dengan 1, dan kurang dari delapan tahun dikategorikan dengan 0.

$$HR = \frac{h(t, \mathbf{x}^a = (1,1,1))}{h(t, \mathbf{x}^b = (1,1,0))}$$

$$\begin{aligned}
& \frac{h_0(t) \exp([1,369 \text{ SECAPA} = 1] + [1,438 \text{ PD} = 1] + [0,736 \text{ LMD} = 1])}{h_0(t) \exp([1,369 \text{ SECAPA} = 1] + [1,438 \text{ PD} = 1] + [0,736 \text{ LMD} = 0])} \\
&= \frac{h_0(t) \exp[0,736 \text{ LMD} = 1]}{h_0(t) \exp[0,736 \text{ LMD} = 0]} = \exp[0,736] = 2,088
\end{aligned}$$

Peningkatan kepangkatan dari bintanga menjadi perwira untuk prajurit Lanud Abdulrachman Saleh yang memiliki masa dinas lebih dari sama dengan delapan tahun 2,088 kali lebih besar dibandingkan dengan prajurit Lanud Abdulrachman Saleh yang memiliki lama masa dinas kurang dari delapan tahun.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

1. Model regresi Cox terbaik yang terbentuk untuk permasalahan peningkatan pangkat prajurit bintanga menjadi perwira adalah:  
$$h(t, \mathbf{x}) = h_{0g}(t) \exp(1,3698 \text{ SECAPA} + 1,4380 \text{ PD} + 0,7363 \text{ LMD})$$
dengan  $g = 0, 1$   
0 = menempuh pendidikan SECAPA melalui pengajuan  
1 = menempuh pendidikan SECAPA melalui rekomendasi
2. Dari enam variabel penjelas yaitu Usia, Pendidikan SECAPA, Pengalaman Dinas, Lama Masa Dinas, Proses Rekrutmen, dan Kepuasan Gaji, hanya Pendidikan SECAPA, Pengalaman Dinas, Lama Masa Dinas, dan Proses Rekrutmen yang berpengaruh terhadap peningkatan status kepangkatan prajurit bintanga di Lanud Abdulrachman Saleh. Secara detail, prajurit bintanga yang menempuh SECAPA dan melalui proses rekomendasi, memiliki pengalaman dinas di luar Lanud Abdulrachman Saleh, serta memiliki lama masa dinas lebih dari delapan tahun cenderung untuk bisa meningkatkan status kepangkatannya menjadi perwira lebih cepat.

#### **5.2 Saran**

Disarankan untuk peneliti selanjutnya agar lebih memperluas variabel maupun sampel yang digunakan pada penelitian dan bisa mencoba menggunakan jenis residual lain untuk mengukur kesesuaian model yang terbentuk seperti *Deviance*, *Log-odds*, dan *Normal-deviate*.



## DAFTAR PUSTAKA

- Allison, P.D. 1995. *Survival Analysis Using SAS: A Practical Guide. Second Edition*. Cary: SAS Institute Inc.
- Arikunto, S. 2006. *Metodologi Penelitian*. Yogyakarta: Bina Aksara
- Ata, S. dan Tekin, M. 2007. *Cox Regression Model with Nonproportional Hazard Applied to Lung Cancer Survival Data*, *Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics*, 2, hal.157 – 167
- Collet, D. 2003. *Modelling Survival Data in Medical Research. 2nd edition*. London: Chapman & Hall.
- Daniel, W. W. 1999. *Biostatistics: A Foundation for Analysis in the Health Sciences*. New York: John Wiley and Sons
- Hosmer J., dan Lemeshow, S. 1999. *Applied Survival Analysis: Regression Modelling of Time Event Data*. John Wiley and Sons. Inc., New York
- Kleinbaum, D.G. dan Klein, J.W. 2005. *Statistics For Biology And Health*. New York: Springer
- Kleinbaum, D.G. dan Klein, M. 2011. *Survival Analysis A Self Learning Text*. Springer-Verlag. New York
- Lee, E.T. dan Wang, J.W. 2003. *Statistical Methods For Survival Data Analysis*. Michigan: Michigan University
- Nugroho, W. H. 1994. *Teknik Penarikan Sampel: Teori dan Aplikasi*. Malang IKIP. Malang
- Sun, J. 2006. *The Statistical Analysis of Interval-censored Failure Time Data*. New York: Springer.

TNI AU. 2016. *Tugas TNI Angkatan Udara*. [tni-au.mil.id/content/link-tni-au](http://tni-au.mil.id/content/link-tni-au) diakses 20 Desember 2016



## LAMPIRAN

### Lampiran 1. Angket Penelitian



#### **FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI ANGGOTA TNI ANGKATAN UDARA BERPANGKAT BINTARA UNTUK MENJADI PERWIRA**

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi anggota TNI-AU Lanud Abdul Rahman Saleh berpangkat Bintara untuk menjadi Perwira. Instrumen ini hanya untuk kepentingan akademis dan peneliti akan merahasiakan identitas responden. Oleh karena itu harap angket diisi dengan jawaban sebenar-benarnya. Peneliti berterimakasih atas kesediaan responden meluangkan waktunya.

Nama :  
Usia :  
Pangkat/NRP :  
Korps :

1. Berapa lama anda bertugas di Lanud Abdulrachman Saleh ? ..... tahun
2. Sebelum bertugas di Lanud Abdulrachman Saleh, apakah anda memiliki pengalaman dinas di tempat lain?  
a. Ya                      b. Tidak
3. Sudah berapa lama anda menjadi prajurit TNI AU? ..... tahun
4. Pada tahun berapa anda diangkat menjadi serka (sersan kepala)? ..... tahun
5. Berapa kali anda pernah mengikuti Sekolah Calon Perwira? .....
6. Apa status pangkat anda?  
a. Perwira      b. Bintara
7. Jika anda sudah berpangkat perwira, pada tahun berapa anda diangkat dari bintara hingga menjadi perwira? .....

## **Lampiran 2. Angket Penelitian (Lanjutan)**

8. Apakah anda merasa bahwa gaji pokok dan tunjangan yang anda peroleh selama berprofesi menjadi prajurit TNI AU sudah sepadan dengan porsi kerja anda?
  - a. Ya
  - b. Tidak
9. Dengan cara apa anda bisa melaksanakan pendidikan Sekolah Calon Perwira?
  - a. Rekomendasi
  - b. Pengajuan

### Lampiran 3. Data

	LAMA	USIA	PD	SECAPA	LMD	REKRUTMEN	GAJI	PERWIRA
1	14	1	1	1	1	0	0	1
2	8	1	1	0	1	0	1	1
3	2	0	0	0	0	0	1	0
4	17	1	1	1	1	0	0	1
5	2	0	0	0	0	0	0	0
6	3	0	0	0	0	1	1	0
7	1	0	0	0	0	0	1	0
8	13	1	1	1	1	0	0	1
9	4	0	0	0	0	0	1	0
10	5	0	0	0	0	0	1	0
11	4	0	0	0	0	0	1	0
12	9	0	0	0	1	0	1	0
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.
142	2	0	0	0	0	0	1	0
143	9	1	1	1	1	1	1	1
144	11	1	1	1	1	1	1	1
145	13	1	0	0	1	0	1	0
146	8	1	1	1	1	1	1	1
147	10	1	0	0	1	0	1	0
148	2	0	0	0	0	0	1	0
149	8	1	1	1	1	0	1	1
150	10	0	1	1	1	0	1	1

#### **Lampiran 4. Data (Lanjutan)**

Keterangan:

LAMA	: Lama prajurit menjadi seorang prajurit TNI AU
USIA	: 0 = 28 tahun sampai 40 tahun; 1 = 41 tahun sampai 56 tahun
PD	: Pengalaman Dinas (0 = Tidak memiliki pengalaman dinas; 1 = Memiliki pengalaman dinas)
SECAPA	: 0 = Belum mengikuti SECAPA; 1 = Sudah mengikuti SECAPA
LMD	: Lama Masa Dinas di Lanud Abdulrachman Saleh (0 = kurang dari 8 tahun; 1 = lebih dari sama dengan 8 tahun)
REKRUTMEN	: 0 = Melalui Pengajuan; 1 = Melalui Rekomendasi
GAJI	: 0 = Belum Sesuai; 1 = Sudah Sesuai
PERWIRA	: 0 = Bintara; 1 = Perwira

## Lampiran 5. Pendugaan Parameter $\beta$

Call:

```
coxph(formula = Surv(LAMA, PERWIRA) ~ USIA + SECAPA + PD  
      + LMD +  
      REKRUTMEN + GAJI, data = data)
```

n= 150, number of events= 69

	coef	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z )	
USIA	-0.44702	0.63953	0.27698	-1.614	0.106553	
SECAPA	1.47669	4.37843	0.52690	2.803	0.005069	**
PD	1.20691	3.34314	0.32302	3.736	0.000187	***
LMD	0.85453	2.35028	0.32990	2.590	0.009590	**
REKRUTMEN	0.68839	1.99050	0.33002	2.086	0.036987	*
GAJI	0.02318	1.02345	0.27297	0.085	0.932334	

---

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

	exp(coef)	exp(-coef)	lower .95	upper .95
USIA	0.6395	1.5636	0.3716	1.101
SECAPA	4.3784	0.2284	1.5589	12.297
PD	3.3431	0.2991	1.7750	6.297
LMD	2.3503	0.4255	1.2311	4.487
REKRUTMEN	1.9905	0.5024	1.0424	3.801
GAJI	1.0234	0.9771	0.5994	1.748

Concordance= 0.79 (se = 0.045 )

Rsquare= 0.356 (max possible= 0.967 )

Likelihood ratio test= 66.05 on 6 df, p=2.627e-12

Wald test = 46.05 on 6 df, p=2.889e-08

Score (logrank) test = 58.46 on 6 df, p=9.263e-11

## Lampiran 6. Pendugaan Parameter $\beta$ Eliminasi *Backward*

Call:

```
coxph(formula = Surv(LAMA, PERWIRA) ~ USIA + SECAPA + PD
      + LMD +
      REKRUTMEN, data = data)
```

n= 150, number of events= 69

	coef	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z )	
USIA	-0.4452	0.6407	0.2761	-1.613	0.106830	
SECAPA	1.4726	4.3605	0.5247	2.806	0.005010	**
PD	1.2084	3.3480	0.3225	3.746	0.000179	***
LMD	0.8559	2.3534	0.3298	2.595	0.009453	**
REKRUTMEN	0.6908	1.9952	0.3290	2.100	0.035769	*

---

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

	exp(coef)	exp(-coef)	lower .95	upper .95
USIA	0.6407	1.5608	0.373	1.101
SECAPA	4.3605	0.2293	1.559	12.195
PD	3.3480	0.2987	1.779	6.300
LMD	2.3534	0.4249	1.233	4.492
REKRUTMEN	1.9952	0.5012	1.047	3.802

Concordance= 0.791 (se = 0.045 )

Rsquare= 0.356 (max possible= 0.967 )

Likelihood ratio test= 66.05 on 5 df, p=6.797e-13

Wald test = 46 on 5 df, p=9.098e-09

Score (logrank) test = 58.33 on 5 df, p=2.691e-11

Call:

```
coxph(formula = Surv(LAMA, PERWIRA) ~ SECAPA + PD + LMD
      + REKRUTMEN,
      data = data)
```

n= 150, number of events= 69

	coef	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z )	
SECAPA	1.5320	4.6273	0.5273	2.905	0.003670	**
PD	1.0825	2.9521	0.3094	3.499	0.000467	***
LMD	0.8086	2.2447	0.3299	2.451	0.014250	*
REKRUTMEN	0.7797	2.1807	0.3276	2.380	0.017329	*

---

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

## Lampiran 7. Pendugaan Parameter $\beta$ Eliminasi *Backward* (Lanjutan)

	exp(coef)	exp(-coef)	lower .95	upper .95
SECAPA	4.627	0.2161	1.646	13.007
PD	2.952	0.3387	1.610	5.413
LMD	2.245	0.4455	1.176	4.285
REKRUTMEN	2.181	0.4586	1.147	4.145

Concordance= 0.778 (se = 0.045 )

Rsquare= 0.345 (max possible= 0.967 )

Likelihood ratio test= 63.56 on 4 df, p=5.165e-13

Wald test = 45.47 on 4 df, p=3.17e-09

Score (logrank) test = 56.93 on 4 df, p=1.281e-11

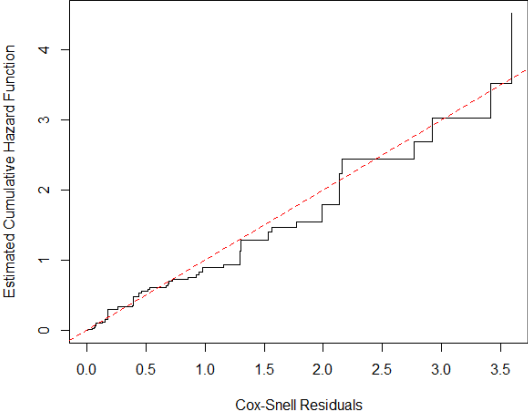
## Lampiran 8. Pemilihan Model Terbaik

```
> extractAIC(cox1)
[1] 6.0000 459.2976
> extractAIC(cox2)
[1] 5.0000 457.3048
> extractAIC(cox3)
[1] 4.0000 457.7884
```



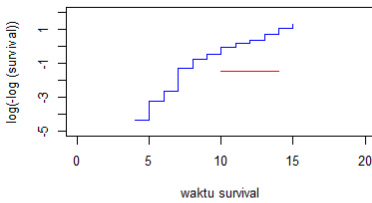
# Lampiran 9. Pemeriksaan Kesesuaian Model

## Pemeriksaan Kesesuaian Model dengan Sisaan Cox-Snell

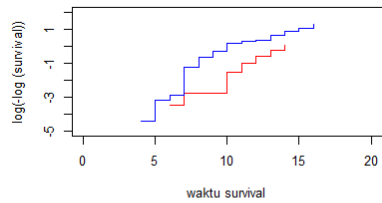


## Lampiran 10. Pemeriksaan Asumsi *Hazard* Proporsional (Plot *Log Minus Log* dan Sisaan Schoenfeld)

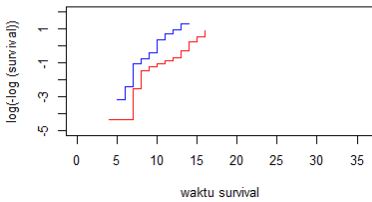
plot log minus log survival variabel SECAPA



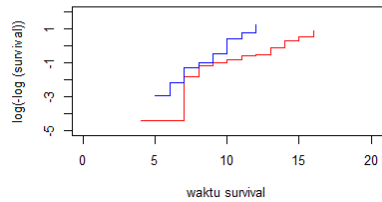
plot log minus log survival variabel PD



plot log minus log survival variabel LMD



plot log minus log survival variabel REKRUTMEN



	rho	chisq	p
SECAPA	0.0517	0.199	0.6552
PD	-0.1180	0.784	0.3759
LMD	-0.0608	0.296	0.5861
REKRUTMEN	0.2469	5.360	0.0206
GLOBAL	NA	7.928	0.0943

## Lampiran 11. Stratifikasi

	rho	chisq	p
SECAPA	0.0551	0.223	0.637
PD	-0.0880	0.480	0.488
LMD	-0.0649	0.335	0.563
GLOBAL	NA	0.901	0.825

Call:

```
coxph(formula = Surv(LAMA, PERWIRA) ~ SECAPA + PD + LMD
+ strata(REKRUTMEN),
      data = data)
```

n= 150, number of events= 69

	coef	exp(coef)	se(coef)	z	Pr(> z )	
SECAPA	1.3698	3.9347	0.5294	2.587	0.00967	**
PD	1.4380	4.2124	0.3559	4.040	5.34e-05	***
LMD	0.7363	2.0881	0.3277	2.247	0.02466	*

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

	exp(coef)	exp(-coef)	lower .95	upper .95
SECAPA	3.935	0.2541	1.394	11.106
PD	4.212	0.2374	2.097	8.463
LMD	2.088	0.4789	1.099	3.969

Concordance= 0.775 (se = 0.064 )

Rsquare= 0.263 (max possible= 0.933 )

Likelihood ratio test= 45.83 on 3 df, p=6.15e-10

Wald test = 32.24 on 3 df, p=4.66e-07

Score (logrank) test = 39.56 on 3 df, p=1.323e-08

## Lampiran 12. Hazard Baseline

hazard	time	strata
1 0.000000000	1	REKRUTMEN=0
2 0.000000000	2	REKRUTMEN=0
3 0.000000000	3	REKRUTMEN=0
4 0.006517349	4	REKRUTMEN=0
5 0.006517349	5	REKRUTMEN=0
6 0.006517349	6	REKRUTMEN=0
7 0.073171582	7	REKRUTMEN=0
8 0.151589565	8	REKRUTMEN=0
9 0.178809010	9	REKRUTMEN=0
10 0.226841285	10	REKRUTMEN=0
11 0.289948258	11	REKRUTMEN=0
12 0.314926325	12	REKRUTMEN=0
13 0.494774157	13	REKRUTMEN=0
14 0.775982832	14	REKRUTMEN=0
15 0.931477665	15	REKRUTMEN=0
16 1.210956814	16	REKRUTMEN=0
17 2.590101556	17	REKRUTMEN=0
18 0.000000000	2	REKRUTMEN=1
19 0.000000000	3	REKRUTMEN=1
20 0.000000000	4	REKRUTMEN=1
21 0.015093225	5	REKRUTMEN=1
22 0.032234637	6	REKRUTMEN=1
23 0.073603684	7	REKRUTMEN=1
24 0.098606170	8	REKRUTMEN=1
25 0.181441063	9	REKRUTMEN=1
26 0.551243540	10	REKRUTMEN=1
27 0.857098466	11	REKRUTMEN=1
28 1.714087543	12	REKRUTMEN=1
29 2.421179804	13	REKRUTMEN=1