

SKRIPSI

IMPLEMENTASI MODEL COX DAN JARINGAN NEURAL
UNTUK MENGESTIMASI DURASI MENGGANGGUR



CHRISTOPHER REINARD TJAJAJA

NPM: 6161901010

PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN SAINS
UNIVERSITAS KATOLIK PARAHYANGAN
2023

FINAL PROJECT

**IMPLEMENTATION OF COX MODEL AND NEURAL
NETWORK TO ESTIMATE UNEMPLOYMENT DURATION**



CHRISTOPHER REINARD TJAHAJA

NPM: 6161901010

**DEPARTMENT OF MATHEMATICS
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY AND SCIENCES
PARAHYANGAN CATHOLIC UNIVERSITY
2023**

LEMBAR PENGESAHAN

IMPLEMENTASI MODEL COX DAN JARINGAN NEURAL UNTUK MENGESTIMASI DURASI MENGGANGGUR

Christopher Reinard Tjahaja

NPM: 6161901010

Bandung, 3 Agustus 2023

Menyetujui,

Pembimbing



Felivia Kusnadi, M.Act.Sc.

Ketua Penguji



Agus Sukmana, M.Sc.

Anggota Penguji



Maria Anastasia, M.Si., M.Act.Sc.

Mengetahui,

Ketua Program Studi



Dr. Livia Owen

PERNYATAAN

Dengan ini saya yang bertandatangan di bawah ini menyatakan bahwa skripsi dengan judul:

IMPLEMENTASI MODEL COX DAN JARINGAN NEURAL UNTUK MENGESTIMASI DURASI MENGGURUR

adalah benar-benar karya saya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan atau pengutipan dengan cara-cara yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan.

Atas pernyataan ini, saya siap menanggung segala risiko dan sanksi yang dijatuhkan kepada saya, apabila di kemudian hari ditemukan adanya pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam karya saya, atau jika ada tuntutan formal atau non-formal dari pihak lain berkaitan dengan keaslian karya saya ini.

Dinyatakan di Bandung,
2 Agustus 2023



Christopher Reinard Tjahaja
NPM: 6161901010

ABSTRAK

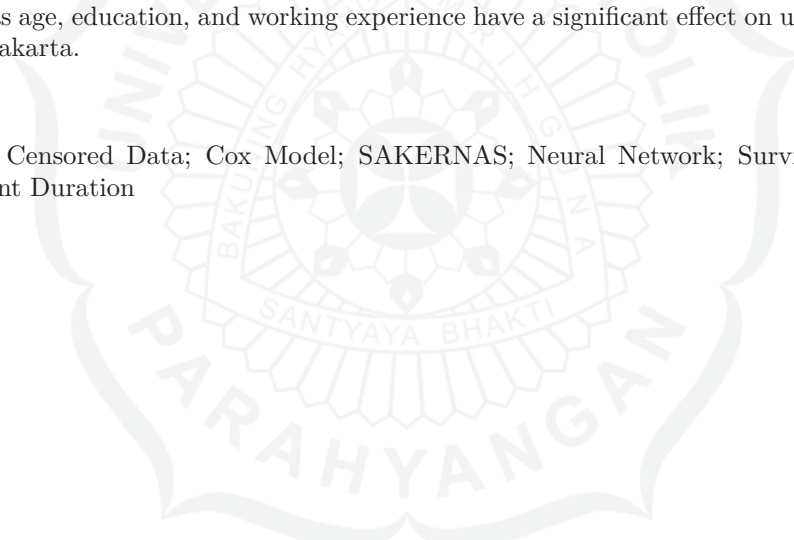
Pandemi COVID-19 menyebabkan banyak perusahaan mengalami penurunan omzet, sehingga perusahaan mengurangi tenaga kerja dengan harapan dapat mengurangi pengeluaran. Akibatnya, banyak tenaga kerja yang mengalami pemutusan hubungan kerja sehingga diperlukan informasi empiris mengenai faktor-faktor yang meningkatkan peluang berhenti menganggur. Daerah Khusus Ibukota (DKI) Jakarta, yang merupakan salah satu pusat bisnis di Indonesia, dikenal untuk memiliki persaingan pasar tenaga kerja yang ketat dan tingkat pengangguran yang besar. Model Cox dan jaringan neural akan digunakan untuk data pengangguran tersensor kanan yang berasal dari Survei Angkatan Kerja Nasional (SAKERNAS) Februari 2022 di Provinsi DKI Jakarta. Dengan model Cox, yang ditaksir menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimator* dan estimator Breslow, dapat ditentukan kovariat-kovariat yang signifikan memengaruhi durasi menganggur. Kemudian dibentuk model jaringan neural yang menggunakan penaksiran Kaplan-Meier serta pengamatan semu dari kovariat-kovariat yang signifikan untuk memprediksi peluang mendapatkan pekerjaan dalam suatu waktu. Pada penelitian ini didapatkan bahwa faktor usia, pendidikan tertinggi, dan pengalaman bekerja memengaruhi durasi menganggur secara signifikan di DKI Jakarta.

Kata-kata kunci: Analisis *Survival*; Data Tersensor; Durasi Menganggur; Jaringan Neural; Model Cox; SAKERNAS

ABSTRACT

Companies' profit margins were severely reduced as a result of the COVID-19 pandemic, so companies reduced the number of employees they had. Therefore, many in the workforce experience layoffs so research on factors that reduce the duration of unemployment is necessary. Jakarta, one of the business hubs in Indonesia, is famous for having many job opportunities but also infamous for its high unemployment rate. A Cox model and a neural network are developed for February 2022 Labor Force Survey data, which is collected by the Indonesian Central Bureau of Statistics. Significant covariates are determined using Cox model and Maximum Likelihood Estimator (MLE) as well as Breslow estimator. Then, neural network model which implement Kaplan-Meier estimator and pseudo-observation is constructed based on significant covariates to predict the probability of employment in each interval. One of the result of this final project are factors such as age, education, and working experience have a significant effect on unemployment duration in Jakarta.

Keywords: Censored Data; Cox Model; SAKERNAS; Neural Network; Survival Analysis; Unemployment Duration



Keluarga adalah hal terpenting di dunia



KATA PENGANTAR

Puji syukur kepada Tuhan Yesus Kristus atas segala berkat yang telah penulis terima sehingga mampu menyelesaikan skripsi ini. Skripsi yang berjudul **“Implementasi Model Cox dan Jaringan Neural untuk Mengestimasi Durasi Menganggur”** ditulis sebagai salah satu persyaratan untuk menyelesaikan studi Strata-1 Program Studi Matematika, Fakultas Teknologi Informasi dan Sains, Universitas Katolik Parahyangan, Bandung.

Selama masa studi dan penyusunan skripsi, penulis telah diberikan banyak bimbingan, bantuan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis ingin menyampaikan terima kasih kepada:

1. Orangtua dan adik yang selalu memberikan kasih sayang, doa, dan semangat kepada penulis sehingga penyusunan skripsi ini selesai.
2. Ibu Felivia Kusnadi, M.Act.Sc. selaku dosen pembimbing yang sudah mau meluangkan waktu untuk membimbing, membantu, dan mengarahkan penulis dari awal penyusunan hingga penyelesaian skripsi ini.
3. Bapak Agus Sukmana, M.Sc. selaku dosen penguji pertama yang sudah memberikan ilmu, kritik, dan saran sehingga penyusunan skripsi ini menjadi lebih baik.
4. Ibu Maria Anestasia, M.Si., M.Act.Sc. selaku dosen penguji kedua yang memberikan komentar dan saran yang bermanfaat dalam penyusunan skripsi ini.
5. Bapak Dr. Daniel Salim selaku koordinator skripsi yang telah memberikan ilmu, arahan, dan dukungan selama perkuliahan dan penyusunan skripsi ini.
6. Bapak Dr. Julius Dharma Lesmono selaku dosen wali yang telah memberikan ilmu, bantuan, dan arahan kepada penulis sejak awal perkuliahan.
7. Seluruh dosen, staf Tata Usaha, dan karyawan FTIS yang memberikan bantuan dan arahan selama masa perkuliahan penulis.
8. Jason sebagai sahabat sejak SMA yang memberikan dukungan dan bantuan kepada penulis selama berjuang bersama menghadapi masa perkuliahan.
9. Memet dan Ryu sebagai sahabat sejak SMA dan teman kos yang memberikan dukungan dan bantuan kepada penulis selama bersama-sama berkuliah di UNPAR.
10. Ivan sebagai sahabat SMA yang juga berjuang untuk menjadi aktuaris dan memberikan bantuan dalam menyelesaikan ujian-ujian aktuaris.
11. Diego, Nathan, Paskal, Patrick, Ricky, Steven, dan Vincent yang menjadi teman penulis sejak semester pertama.
12. Teman-teman Aggregate: Dennis, Reinhart, dan Richard yang membantu melewati masa pandemi dengan menemani secara daring.
13. Semua pihak yang telah berjasa kepada penulis selama masa perkuliahan dan penyusunan skripsi.

Penulis sadar bahwa skripsi ini jauh dari sempurna dan memiliki kekurangan. Oleh karena itu, penulis terbuka terhadap kritik dan saran dari para pembaca agar skripsi ini dapat dikembangkan menjadi lebih baik. Akhir kata, penulis berharap skripsi ini dapat bermanfaat bagi para pembaca.

Bandung, 3 Agustus 2023

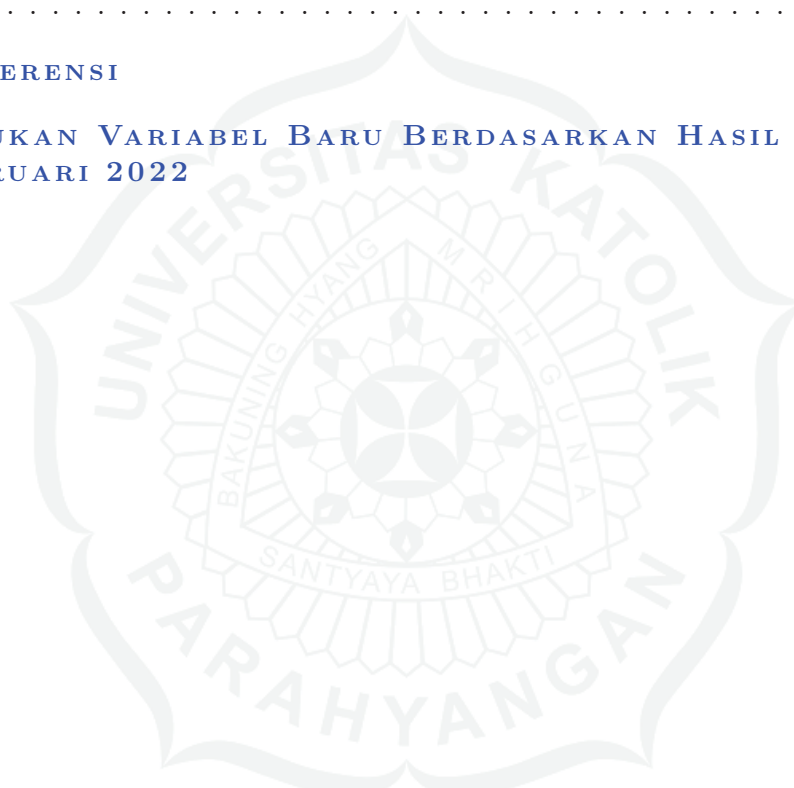
Penulis



DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xii
DAFTAR TABEL	xiii
1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
1.4 <i>State of the Art</i>	3
1.5 Batasan Masalah	4
2 LANDASAN TEORI	5
2.1 Ketenagakerjaan dan Pengangguran di Indonesia	5
2.2 Data Survei Angkatan Kerja Nasional Februari 2022 Wilayah DKI Jakarta	6
2.3 Program Kartu Prakerja	6
2.4 Analisis <i>Survival</i>	7
2.5 Metode <i>Maximum Likelihood Estimator</i>	9
2.6 Model <i>Survival</i> Multivariat	10
2.7 Uji Wald	11
2.8 Penaksiran Kaplan-Meier	11
2.9 Pengamatan Semu	12
2.10 Jaringan Neural	12
2.11 <i>Concordance Index (C-index)</i>	17
3 MODEL COX DAN JARINGAN NEURAL DARI DATA PENGANGGURAN	18
3.1 Pengolahan Data Awal	18
3.2 Pembentukan Model Cox untuk Data Pengangguran	26
3.2.1 Model Cox	26
3.2.2 Penaksiran Breslow	26
3.2.3 Contoh Taksiran Fungsi <i>Survival</i> dari Data Pengangguran Menggunakan Model Cox	27
3.3 Pembentukan Jaringan Neural untuk Data Pengangguran	30
3.3.1 <i>Deep Neural Network Survival (DNNSurv)</i>	30
3.3.2 Contoh Model DNNSurv dari Data Pengangguran	31
3.4 Contoh Perhitungan <i>C-index</i>	42
4 HASIL DAN ANALISIS MODEL	43
4.1 Hasil Model Cox dan Penentuan Kovariat yang Signifikan	43
4.1.1 Hasil Model Cox untuk Data Jenis Kelamin Laki-laki	43

4.1.2	Hasil Model Cox untuk Data Jenis Kelamin Perempuan	45
4.2	Analisis Data Pengangguran Terhadap Durasi Menganggur	46
4.2.1	Jenis Kelamin	46
4.2.2	Kelompok Usia	47
4.2.3	Jenis Pekerjaan	52
4.3	Penentuan Model DNNSurv Terbaik	54
4.3.1	Kelompok Usia	55
4.3.2	Jenis Pekerjaan	58
4.4	Prediksi Fungsi <i>Survival</i> Menggunakan Model DNNSurv	60
4.4.1	Peluang Tetap Menganggur Berdasarkan Kelompok Usia	60
4.4.2	Peluang Bekerja dan Berwirausaha	61
5	KESIMPULAN DAN SARAN	62
5.1	Kesimpulan	62
5.2	Saran	63
	DAFTAR REFERENSI	64
A	PEMBENTUKAN VARIABEL BARU BERDASARKAN HASIL SAKER- NAS FEBRUARI 2022	66



DAFTAR GAMBAR

2.1	Contoh kurva <i>survival</i> dari 5 pengamatan kematian	7
2.2	Ilustrasi periode survei	8
2.3	Data durasi mengganggu dari ilustrasi	9
2.4	Jaringan neural dengan satu neuron	13
2.5	Jaringan neural dengan ukuran 1-1-1	16
3.1	Proporsi jenis kelamin data SAKERNAS Februari 2022 di Jakarta	19
3.2	Durasi mengganggu dalam bulan berdasarkan jenis kelamin dari data SAKERNAS Februari 2022 di Jakarta	19
3.3	Proporsi variabel Dura laki-laki	20
3.4	Proporsi variabel Dura perempuan	20
3.5	Proporsi status perkawinan laki-laki	22
3.6	Proporsi status perkawinan Dura perempuan	22
3.7	Proporsi pendidikan tertinggi laki-laki	23
3.8	Proporsi pendidikan tertinggi perempuan	23
3.9	Proporsi partisipasi pelatihan responden laki-laki	24
3.10	Proporsi partisipasi pelatihan responden perempuan	24
3.11	Proporsi pengalaman bekerja laki-laki	25
3.12	Proporsi pengalaman bekerja perempuan	25
3.13	Proporsi laki-laki	25
3.14	Proporsi perempuan	25
3.15	Jaringan neural dengan struktur 3-1-1-1	32
4.1	Taksiran fungsi <i>survival</i> dari data pengangguran berdasarkan model Cox	47
4.2	Jenis pekerjaan responden laki-laki yang mempunyai pekerjaan	54
4.3	Jenis pekerjaan responden perempuan yang mempunyai pekerjaan	54

DAFTAR TABEL

2.1 Data durasi menganggur dari ilustrasi dalam bentuk tabel	9
3.1 Data frekuensi usia dan rata-rata durasi menganggur laki-laki berdasarkan usia . .	21
3.2 Data frekuensi usia dan rata-rata durasi menganggur perempuan berdasarkan usia	21
3.3 Data frekuensi status perkawinan dan rata-rata durasi menganggur laki-laki	22
3.4 Data frekuensi status perkawinan dan rata-rata durasi menganggur perempuan . .	22
3.5 Data frekuensi pendidikan tertinggi yang ditamatkan dan rata-rata durasi menganggur laki-laki	23
3.6 Data frekuensi pendidikan tertinggi yang ditamatkan dan rata-rata durasi menganggur perempuan	23
3.7 Data frekuensi partisipasi responden dan rata-rata durasi laki-laki	24
3.8 Data frekuensi partisipasi responden dan rata-rata durasi perempuan	24
3.9 Data frekuensi pengalaman bekerja dan rata-rata durasi laki-laki	24
3.10 Data frekuensi pengalaman bekerja dan rata-rata durasi perempuan	24
3.11 Data frekuensi partisipasi Kartu Prakerja dan rata-rata durasi laki-laki	25
3.12 Data frekuensi partisipasi Kartu Prakerja dan rata-rata durasi perempuan	25
3.13 Contoh data durasi menganggur	27
3.14 Data durasi menganggur setelah diurutkan berdasarkan waktu kejadian	27
3.15 Data durasi menganggur setelah diurutkan berdasarkan waktu kejadian	30
3.16 Contoh data durasi menganggur	32
3.17 Hasil perhitungan <i>survival</i> semu dari data	33
3.18 Data durasi menganggur dalam bulan dan hasil prediksi dari tiga model berbeda .	42
3.19 Data durasi menganggur dalam bulan dengan status tersensor dan hasil prediksinya	42
4.1 Koefisien model Cox dari data durasi menganggur laki-laki	44
4.2 Penentuan kovariat signifikan terhadap durasi menganggur laki-laki	44
4.3 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki	44
4.4 Interpretasi hasil keluaran model Cox untuk data pengangguran berjenis kelamin laki-laki	45
4.5 Koefisien model Cox dari data durasi menganggur perempuan	45
4.6 Penentuan kovariat signifikan terhadap durasi menganggur perempuan	45
4.7 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan	46
4.8 Interpretasi hasil keluaran model Cox untuk data pengangguran berjenis kelamin perempuan	46
4.9 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki 15-23 tahun	47
4.10 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan 15-23 tahun	48
4.11 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki 24-32 tahun	48
4.12 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan 24-32 tahun	49
4.13 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki 33-41 tahun	49
4.14 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan 33-41 tahun	49

4.15 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki 42-50 tahun	50
4.16 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan 42-50 tahun	50
4.17 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki 51-59 tahun	51
4.18 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan 51-59 tahun	51
4.19 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki yang bekerja	52
4.20 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan yang bekerja	53
4.21 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur laki-laki berwirausaha	53
4.22 Model Cox dengan kovariat signifikan pada durasi menganggur perempuan berwirausaha	53
4.23 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data laki-laki	55
4.24 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data perempuan	55
4.25 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data laki-laki	56
4.26 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data perempuan	56
4.27 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data laki-laki	57
4.28 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data perempuan	57
4.29 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data laki-laki	58
4.30 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data perempuan	58
4.31 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data laki-laki	59
4.32 Sepuluh rancangan model dengan nilai <i>c-index</i> terbaik dari data perempuan	59
4.33 Data masukan DNNSurv dari ketiga individu untuk prediksi	60
4.34 Prediksi peluang tetap menganggur ketiga individu menggunakan model DNNSurv	60
4.35 Prediksi peluang tetap menganggur individu A menggunakan model DNNSurv	61
4.36 Prediksi peluang tetap menganggur individu B menggunakan model DNNSurv	61
4.37 Prediksi peluang tetap menganggur individu C menggunakan model DNNSurv	61
A.1 Tabel keterangan pembentukan variabel-variabel berdasarkan pertanyaan dan jawaban kuesioner SAKERNAS 2022	66

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pengangguran merupakan salah satu indikator ekonomi yang digunakan untuk mengukur kondisi perekonomian dari suatu negara karena pengangguran memberikan tanda kepada pemerintah bahwa sumber daya manusia tidak digunakan dengan efisien. Saat tingkat pengangguran meningkat, pasar ekonomi membuang barang dan jasa yang seharusnya dapat diproduksi oleh para penganggur [1]. Selain itu, kondisi pengangguran perlu diamati karena memiliki dampak secara langsung terhadap kondisi ekonomi dan psikologis penganggur [2]. Tingkat pengangguran yang tinggi menimbulkan kemiskinan dan kesenjangan sosial yang mengakibatkan tingkat kriminalitas yang tinggi seperti yang terjadi di Indonesia pada tahun 1998 dan Amerika Serikat pada tahun 2007. Salah satu dampak psikologi dari pengangguran ditunjukkan oleh penelitian seperti yang dilakukan Kossen & McIlveen [3] dan Darity & Goldsmith [4] menunjukkan bahwa penganggur memiliki tingkat stres dan kemungkinan mengalami depresi lebih tinggi dibandingkan dengan yang bekerja.

Pandemi COVID-19 mulai menyebar di Indonesia pada akhir tahun 2019 yang kemudian menyebabkan semua sektor industri mengalami kerugian tidak terduga pada awal tahun 2020 sehingga hampir semua perusahaan mengambil langkah untuk mengurangi sebagian besar tenaga kerjanya dalam waktu yang singkat. Pada tahun 2020 menurut *International Monetary Fund* (IMF), Indonesia merupakan negara di Asia Tenggara dengan angka pengangguran tertinggi kedua setelah Filipina¹. Berdasarkan laporan Keadaan Ketenagakerjaan Indonesia Agustus 2020 yang diterbitkan Badan Pusat Statistik [5], Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT), persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja, di Indonesia pada Agustus 2019 adalah sebesar 5,23% dan meningkat menjadi 7,07% pada Agustus 2020. Pada periode ini Provinsi Daerah Khusus Ibukota (DKI) Jakarta memiliki TPT sebesar 6,54%, yaitu tertinggi kelima di Indonesia setelah Provinsi Banten, Jawa Barat, Kepulauan Riau, dan Maluku². Pada skripsi ini akan menggunakan data wilayah DKI Jakarta karena merupakan provinsi dengan kepadatan penduduk tertinggi di Indonesia yang pada tahun 2021 memiliki kepadatan penduduk sebesar 15.978 jiwa/km², jauh lebih besar dibandingkan tertinggi kedua yaitu provinsi Jawa Barat dengan kepadatan sebesar 1.379 jiwa/km². Dengan banyaknya penduduk di provinsi DKI Jakarta akan terdapat banyak persaingan untuk mencari kerja sehingga pencari pekerjaan akan lebih sulit untuk memperoleh pekerjaan di dalam

¹<https://www.imf.org/external/datamapper/LUR@WE0/VNM/THA/SGP/PHL/MYS/IDN/SEQ?year=2020> diakses pada 13 Mei 2023.

²<https://www.bps.go.id/indikator/6/543/3/tingkat-pengangguran-terbuka-menurut-provinsi.html> diakses pada 13 Mei 2023.

provinsi ini³.

Analisis *survival* dapat diterapkan untuk memperkirakan lama waktu yang dibutuhkan untuk suatu angkatan kerja mendapatkan pekerjaan atau dengan kata lain durasi menganggur. Durasi menganggur dari penduduk dapat dianalisis untuk membantu memahami faktor-faktor yang memengaruhi lama waktu menganggur. Data-data yang bersangkutan dengan ketenagakerjaan dikumpulkan oleh Badan Pusat Statistik (BPS) dengan melakukan berbagai survei, salah satunya adalah Survei Angkatan Kerja Nasional (SAKERNAS). Friska [6] menerapkan model Cox pada data hasil SAKERNAS tahun 2017 untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi durasi menganggur dalam tingkat signifikansi 1% dan disimpulkan tingkat pendidikan dan usia memengaruhi durasi menganggur. Pendidikan tinggi tidak lebih lama dalam menganggur dan usia antara 25-54 tahun memiliki kemungkinan untuk mendapatkan pekerjaan lebih tinggi dibandingkan yang lebih muda daripada 25 tahun dan lebih tua daripada 55 tahun. Safitri [7] menganalisis data SAKERNAS di wilayah Gorontalo untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi durasi menganggur dengan model Cox dan disimpulkan bahwa dalam tingkat signifikansi 1 % jenis kelamin, tingkat pendidikan, dan klasifikasi wilayah.

Model Kaplan-Meier [8] adalah salah satu model pertama yang dikembangkan untuk analisis *survival*. Model ini termasuk jenis model non-parametrik karena tidak bergantung kepada distribusi dari waktu *survival* data. Kelemahan terbesar dari model ini adalah variabel bebas, yang biasa disebut sebagai kovariat, tidak berpengaruh dalam taksiran fungsi *hazard* dan *survival* sehingga pada umumnya model non-parametrik perlu digunakan bersamaan dengan model semi-parametrik atau model parametrik [9]. Model Cox *proportional hazard*, atau biasa disebut sebagai model Cox, merupakan salah satu model yang sering digunakan dalam analisis *survival* karena merupakan model semi-parametrik yang tidak memerlukan asumsi distribusi dari data waktu *survival* seperti model-model jenis parametrik. Menurut Kleinbaum [10], model Cox adalah model yang “kokoh” sehingga hasil dari model Cox akan mendekati hasil dari model parametrik yang sesuai dengan distribusi data. Selain itu, banyak *software* yang mempunyai perintah-perintah untuk menaksir model Cox seperti R, SPSS, dan Stata.

Jaringan neural sudah mulai diterapkan dalam analisis *survival*. Boškoski dkk. [11] menerapkan jaringan neural untuk memodelkan fungsi *hazard* dari data pengangguran di Slovenia dengan tujuan menentukan peluang mendapatkan pekerjaan terhadap waktu untuk setiap pengamatan baru dari penduduk Slovenia. Distribusi posterior dari parameter model ini ditaksir menggunakan metode *variational Bayes*. Zhao & Feng [12] mengembangkan jaringan neural DNNSurv untuk memberikan keluaran prediksi peluang *survival* dari data *survival* yang telah dibagi menjadi beberapa selang. Penelitian seperti Wang dkk. [13] menunjukkan jaringan neural SurvNet, yang merupakan gabungan model Cox untuk mengolah data awal dan jaringan neural untuk memprediksi, hasil lebih baik dibandingkan dengan model Cox tradisional dalam memprediksi durasi bertahan hidup pasien kanker paru-paru.

Menurunnya tingkat pengangguran akan mempercepat pertumbuhan ekonomi di masa pasca pandemi. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis untuk menentukan faktor-faktor yang memengaruhi lama waktu menganggur agar teridentifikasi penyebab naiknya tingkat pengangguran dan pemerintah dapat mengambil tindakan tepat untuk menanggulangi peningkatan pengangguran di

³<https://www.bps.go.id/indikator/12/141/1/kepadatan-penduduk-menurut-provinsi.html> diakses pada 14 Juli 2023.

kemudian hari. Data SAKERNAS Februari 2022 wilayah DKI Jakarta akan digunakan untuk mendeskripsikan kondisi ketenagakerjaan di DKI Jakarta yang akan dianalisis faktor-faktor yang secara signifikan memengaruhi durasi menganggur menggunakan model Cox kemudian model DNNSurv melakukan prediksi peluang mendapatkan pekerjaan dalam jangkauan waktu tertentu sehingga pemerintah mengetahui faktor yang mengurangi peluang tetap menganggur suatu penduduk.

1.2 Rumusan Masalah

Masalah-masalah yang akan dibahas dalam skripsi ini adalah:

1. Bagaimana model Cox dapat menentukan faktor-faktor yang secara signifikan memengaruhi durasi menganggur di DKI Jakarta?
2. Bagaimana cara membuat model DNNSurv untuk memprediksi peluang tetap menganggur dalam suatu waktu tertentu dari penduduk di wilayah DKI Jakarta?

1.3 Tujuan

Tujuan penulisan skripsi ini adalah:

1. Membuat model Cox untuk menentukan faktor-faktor yang secara signifikan memengaruhi durasi menganggur di DKI Jakarta.
2. Mengonstruksi model DNNSurv berdasarkan faktor-faktor yang secara signifikan memengaruhi durasi menganggur untuk memprediksi peluang tetap menganggur dalam suatu waktu tertentu.

1.4 *State of the Art*

Berikut adalah tulisan-tulisan yang menunjukkan *state of the art* dari skripsi ini:

- Zhao & Feng [12] mengembangkan jaringan neural DNNSurv yang memberikan keluaran peluang *survival* dengan membagi data *survival* ke dalam beberapa selang waktu yang besarnya sama kemudian membuat data-data baru berdasarkan data awal dengan menggunakan metode *jack-knife*. Model DNNSurv memberikan keluaran peluang *survival* sehingga lebih mudah diinterpretasi dengan model jaringan neural berbasis model Cox lain,
- Wang dkk. [13] mengembangkan membuat jaringan neural SurvNet yang menggabungkan rekonstruksi masukan, klasifikasi *survival*, dan model Cox. Rekonstruksi masukan digunakan untuk menangani data pelatihan yang terdapat nilai yang hilang. Model ini mampu membuat prediksi dengan menggabungkan klasifikasi *survival* dan model Cox. Ditunjukkan bahwa model SurvNet memiliki performa lebih baik dibandingkan dengan model Cox tradisional,
- Rahman dkk. [14] mengembangkan model DeepPseudo yang menggunakan pengamatan semu untuk taksiran Aalen-Johansen dari *Cumulative Incidence Function* (CIF). Model ini memberikan prediksi yang serupa dengan pendekatan-pendekatan dalam analisis *Competing Risk* yang lain tanpa membuat asumsi dari hubungan kovariat-kovariat dan risiko.

1.5 Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah yang diperhatikan dalam skripsi ini adalah:

1. Tidak ada responden SAKERNAS Februari 2022 di wilayah Jakarta yang meninggal sebelum mendapatkan pekerjaan sehingga faktor kematian tidak dipertimbangkan dalam penentuan durasi menganggur responden.
2. Responden mengisi SAKERNAS Februari 2022 di wilayah Jakarta sesuai dengan keadaan yang sebenarnya.

