

# Mortality Trends in Heart Failure Patients : A Study Using Cox Regression Models

Ervi Dayana Putri, Rahmatul Annisa, Adinda Putri, Sepniza Nasywa, dan Tessy Octavia Mukhti\*

Departemen Statistika, Universitas Negeri Padang, Kota Padang, Indonesia

\*Corresponding author: [tessyoctaviam@fmipa.unp.ac.id](mailto:tessyoctaviam@fmipa.unp.ac.id)

Submitted 16 Februari 2025

Revised : 28 Mei 2025

Accepted : 30 Mei 2025

## ABSTRACT

*Heart failure is classified as a cardiovascular disease, which is the leading cause of death worldwide. In Indonesia, heart failure has a high mortality rate, which in 2019 became the second leading cause of death after stroke. One method that can be used to examine the factors affecting mortality in heart failure patients is the cox proportional hazards regression. Cox proportional hazards regression is one of the most commonly used methods for analyzing survival data to date. The study data consisted of 299 observations involving 5 predictor variables, such as age, serum creatinine, serum sodium, high blood pressure, and diabetes. The conclusion of the analysis indicates that the variables of age, serum creatinine, serum sodium, and high blood pressure are significant. High blood pressure and serum creatinine are the factors that most affect the death of heart failure patients. Patients with high blood pressure have a 56,71% higher risk of death than patients without high blood pressure, and every 1 mg/dL in creatinine in the blood, the risk of death for heart failure patients will increase by 29,77%.*

**Keywords:** Cox Proportional Hazard Regression, Heart Failure, Science, Survival analysis



This is an open access article under the Creative Commons 4.0 Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited. ©2022 by author and Universitas Negeri Padang.

## I. PENDAHULUAN

Gagal jantung (*Heart Failure*) adalah sindrom klinis yang ditandai dengan berkurangnya kemampuan jantung untuk memompa dan mengisi darah (Savarese et al., 2017). Ketika seseorang mengalami gagal jantung, ada beberapa gejala umum yang biasanya ditunjukkan oleh penderita seperti sering merasa kelelahan, sesak saat istirahat atau beraktivitas serta tanda-tanda retensi cairan seperti kongesti paru-paru dan edema (pembengkakan) pada pergelangan kaki (Palilati et al., 2021). Gagal jantung tidak hanya mempengaruhi kualitas hidup penderita, tetapi juga menjadi masalah yang memerlukan perhatian khusus dalam menanganinya. Meskipun pengobatan dan terapi bagi pasien gagal jantung telah meningkat, akan tetapi penyakit gagal jantung masih menjadi penyebab kematian yang tinggi, terutama di kalangan populasi usia lanjut di berbagai negara.

Kematian yang disebabkan oleh gagal jantung terus meningkat dalam beberapa tahun terakhir, sehingga menjadi masalah utama kesehatan dunia. Gagal jantung termasuk salah satu penyakit kardiovaskular yang menjadi penyebab kematian nomor 1 di dunia menurut World Health Organization (WHO). Data dari Global Health Data Exchange (GHDx) pada tahun 2020 menyebutkan bahwa ada sekitar 64,34 juta kasus gagal jantung di dunia dengan kasus kematian sebanyak 9,91 juta (Chandra et al., 2024). Menurut studi Federasi Jantung Dunia tahun 2024, penyakit jantung menyebabkan jutaan kematian setiap tahun, pada tahun 2030 (Fahrudin et al., 2024). Angka mortalitas akibat gagal jantung sangat tinggi di negara-negara maju dan berkembang seperti Indonesia. Hasil survei *Sample Registration System* (SRS) tahun 2019, menjelaskan bahwa penyakit jantung menempati peringkat kedua sebagai penyakit penyebab kematian tertinggi setelah stroke, dengan persentase 12,9% (Nurkhalis et al., 2020). Sedangkan menurut laporan Survei Kesehatan Indonesia (SKI) 2023, menyebutkan bahwa penyebab kematian utama di Indonesia adalah penyakit jantung bersamaan dengan penyakit kronis lainnya seperti asma, kanker secara umum, diabetes mellitus, hipertensi, stroke, dan penyakit ginjal kronis (Munira et al., 2023).

Faktor penyebab kematian pada pasien gagal jantung menjadi topik yang perlu diteliti lebih lanjut. Beberapa penelitian terdahulu telah mengkaji terkait topik ini. Penelitian yang dilakukan oleh Ahmad dkk. menunjukkan bahwa usia, kadar kreatinin, tekanan darah tinggi, anemia, dan nilai fraksi ejeksi berpengaruh nyata terhadap kematian pasien gagal jantung (Ahmad et al., 2017). Sementara itu, penelitian lainnya yang dilakukan oleh Assegie dkk. menyimpulkan

bahwa jenis kelamin, kadar natrium dalam darah, jumlah trombosit, nilai fraksi ejeksi, serta kadar kreatinin fosfokinase dapat menjadi faktor-faktor yang mempengaruhi kematian pasien gagal jantung (Assegie et al., 2022). Studi yang dilakukan oleh Pratama dkk. di Rumah Sakit Umum Pusat Nasional Dr. Cipto Mangunkusumo juga menemukan bahwa beberapa faktor yang berpengaruh terhadap kematian pasien gagal jantung diantaranya usia, jenis kelamin dan riwayat merokok (Pratama et al., 2024).

Dalam konteks penelitian-penelitian tersebut, kematian pada pasien gagal jantung dianalisis sebagai kejadian yang terjadi dalam jangka waktu tertentu, yang dikenal sebagai data survival. Data survival merupakan jenis data yang mencatat waktu hingga terjadinya suatu kejadian (misalnya, kematian). Dalam menganalisis data seperti ini, salah satu metode statistik yang paling umum digunakan adalah regresi *cox proportional hazard*, karena mampu mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi kemungkinan terjadinya peristiwa (seperti kematian) dalam rentang waktu tertentu. Model regresi *cox proportional hazard* termasuk dalam model semi-parametrik karena tidak membutuhkan informasi tentang distribusi dasar dari waktu survival. Hasil dari penggunaan model *cox proportional hazard* akan lebih mirip dengan hasil model parametrik yang sebenarnya karena model *cox* adalah model yang “robust”. Hal ini menjadi salah satu alasan mengapa model *cox proportional hazard* sangat populer digunakan (Kleinbaum et al., 2012).

Berdasarkan penjelasan diatas, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis lebih lanjut aspek yang paling berpengaruh terhadap kematian pasien gagal jantung menggunakan data analisis survival. Dengan judul “*Mortality Trends in Heart Failure Patients : A Study Using Cox Regression Models*”, diharapkan penelitian ini dapat memberikan pembaca pengetahuan baru tentang faktor yang paling berpengaruh terhadap kematian pasien gagal jantung, serta memberikan rekomendasi bagi tenaga medis untuk dapat menurunkan angka kematian akibat penyakit ini terutama di Indonesia.

## II. METODE PENELITIAN

### A. Jenis dan Sumber Data

Studi ini melakukan analisis kuantitatif dengan menggunakan data kelangsungan hidup pasien gagal jantung yang diperoleh dari situs resmi Kaggle. Data penelitian mencakup 299 observasi dengan melibatkan 5 variabel prediktor yang dianggap mempengaruhi kematian pasien gagal jantung. Berikut adalah uraian variabel yang akan menjadi fokus dalam penelitian ini :

Tabel 1. Identifikasi Variabel Penelitian

Variabel	Skala	Keterangan
<i>Death Event</i>	Nominal	Kejadian kematian 1 : Meninggal 0 : Tersensor
<i>Time</i>	Rasio	Waktu kejadian (kematian pasien gagal jantung) terjadi
Variabel Prediktor		
<i>Age</i>	Rasio	Umur pasien (Tahun)
<i>Serum Creatinine</i>	Rasio	Kadar kreatinin dalam darah (mg/dL)
<i>Serum Sodium</i>	Rasio	Kadar natrium dalam darah (mEq/L)
<i>High Blood Pressure</i>	Nominal	Jika pasien menderita hipertensi 1 = iya 0 = tidak
<i>Diabetes</i>	Nominal	Jika pasien menderita diabetes 1 = iya 2 = tidak

### B. Teknik Analisis Data

Analisis regresi *cox proportional hazard* menjadi metode yang diterapkan dalam penelitian ini guna mengidentifikasi variabel yang mempengaruhi kematian pasien gagal jantung dari data kelangsungan hidup. Pemilihan metode ini didasarkan pada kemampuannya menangani data *time-to-event* (waktu hingga kejadian) seperti data kelangsungan hidup, serta kemampuannya memperhitungkan variabel prediktor kategorik dan numerik. Adapun tahapan penelitian menggunakan metode ini ditunjukkan sebagai berikut :

### 1. Eksplorasi Data Penelitian

Proses ini dilakukan untuk mengidentifikasi informasi awal dalam data penelitian. Eksplorasi data dilakukan dengan menghitung statistik deskriptif dan menggambarkan setiap variabel prediktor menggunakan kurva Kaplan-Meier untuk menentukan peluang kelangsungan hidup pasien selama periode penelitian. Kaplan-Meier adalah metode yang digunakan untuk memvisualisasikan waktu kelangsungan hidup dua kelompok kovariat (Hidayat, 2016). Metode ini memiliki keuntungan karena termasuk teknik non-parametrik yang tidak membutuhkan pengetahuan distribusi khusus.

### 2. Pengujian Asumsi Proportional Hazard

Regresi *cox proportional hazard* tidak mengikuti asumsi distribusi apa pun. Namun, penting untuk memastikan bahwa fungsi *proportional hazard* tetap konstan sepanjang waktu. Salah satu cara yang paling umum untuk memastikan bahwa asumsi *proportional hazard* terpenuhi adalah menggunakan uji *Goodness-of-fit residual Schoenfeld* (Prabawati et al., 2018). Hipotesis pengujian ini adalah :

$H_0$  : Tidak ada hubungan antara residual Schoenfeld dengan peringkat waktu kelangsungan hidup

$H_1$  : Ada hubungan antara residual Schoenfeld dengan peringkat waktu kelangsungan hidup

Statistik uji untuk perhitungan uji *Goodness of fit* adalah :

$$z = \frac{r}{\frac{1}{\sqrt{n-1}}} \quad (1)$$

Jika nilai  $|z| > z_{\alpha/2}$  atau nilai  $p - value \leq \alpha$ , maka asumsi *proportional hazard* terpenuhi dan sebaliknya.

### 3. Pembentukan Model Regresi Cox Proportional Hazard

Model *cox proportional hazard* merupakan teknik matematis yang umum digunakan dalam menganalisis data kelangsungan hidup untuk mengetahui pengaruh variabel independen dan dependen (Maruddani et al., 2021). Persamaan sistematis model regresi *cox proportional hazard* adalah :

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(\sum_{i=1}^p \beta_i X_i) \quad (2)$$

dimana :

$h(t, X)$  = fungsi kegagalan individu ke-i pada waktu ke-t

$h_0(t)$  = fungsi kegagalan dasar

$\beta_i$  = koefisien regresi ke-i dengan  $i = 1, 2, \dots, p$

$X_i$  = variabel independen ke-i,  $i = 1, 2, \dots, p$

Untuk mengestimasi parameter ( $\beta$ ) dalam model *cox ph* pada persamaan 2, digunakan metode *Maximum Partial Likelihood Estimation* (MPLE) dan dapat dinyatakan dalam persamaan berikut (Arinda et al., 2022):

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^n \frac{\exp(x_i \beta)}{\sum_i \exp(x_i \beta)^i} \quad (3)$$

Dengan :

$L(\beta)$  : Penduga kemungkinan maksimum dari parameter  $\beta$

$\beta$  : Parameter dari model regresi yang akan diestimasi

$X$  : Variabel prediktor

### 4. Pengujian Signifikansi Parameter

Pengujian signifikansi parameter dalam analisis survival melibatkan 2 buah pengujian, yakni pengujian secara serentak dan parsial. Uji signifikansi parameter yang dilakukan setelah memperoleh model regresi *cox proportional hazard* adalah :

#### a) Pengujian Serentak

Pengujian serentak dapat digunakan untuk mengevaluasi ketepatan model regresi *cox proportional hazard* (Tampubolon et al., 2018). Pengujian serentak ini menggunakan uji likelihood ratio. Hipotesis pengujian adalah sebagai berikut :

$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_j = 0$  (Semua koefisien regresi tidak mempengaruhi model secara signifikan)  
 $H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_j \neq 0$  (Setidaknya terdapat satu  $\beta_j$  signifikan berpengaruh terhadap model)

Statistik uji dalam perhitungan uji likelihood ratio adalah :

$$G = -2 \log L_0 - (-2 \log \beta_j) \tag{4}$$

Jika nilai  $G \geq \chi^2_{(\alpha; db=)}$  atau nilai  $p - \text{value} \leq \alpha$ , maka dikatakan bahwa semua variabel independen secara bersamaan berpengaruh signifikan.

b) Pengujian Parsial

Untuk menentukan variabel independen yang memiliki pengaruh signifikan terhadap model, pengujian parsial dapat dilakukan. Pengujian parsial dilakukan dengan uji Wald. Hipotesis pengujian ini adalah :

$H_0 : \beta_j = 0$  (Variabel independen ke-j tidak berpengaruh signifikan terhadap model)

$H_1 : \beta_j \neq 0$  (Variabel independen ke-j berpengaruh signifikan terhadap model)

Statistik uji yang digunakan dalam perhitungan uji Wald adalah :

$$W_p = \left[ \frac{\beta_j}{se(\beta_j)} \right]^2 \tag{5}$$

Jika nilai  $W_p \geq \chi^2_{(\alpha; db=j)}$  atau  $p - \text{value} \leq \alpha$ , maka dapat dikatakan variabel independen ke-j berpengaruh terhadap model.

5. Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan untuk menemukan model yang secara akurat menunjukkan bagaimana waktu survival berhubungan dengan variabel prediktor tertentu. *Backward elimination* menjadi salah satu metode yang digunakan untuk pemilihan model terbaik. *Backward elimination* merupakan metode yang dapat menghilangkan atribut-atribut yang tidak signifikan dari model (Basri, 2024). Metode ini diawali dengan memasukkan semua variabel awal ke model kemudian variabel tersebut dikeluarkan secara berurutan dari model hingga hanya variabel yang dinilai signifikan yang mampu bertahan dalam model. Model akhir ini yang akan digunakan untuk menginterpretasikan hasil dan disebut model terbaik.

6. Interpretasi Hazard Rasio

Hazard rasio adalah perbandingan antara nilai *hazard rate* suatu individu terhadap individu lainnya (Zega et al., 2024) . Misalnya, *hazard rate* individu A yaitu  $h_A(t, X^*)$ , dengan  $X^* = X_1^*, X_2^*, \dots, X_p^*$ , maka nilai hazard rasio yang terbentuk adalah :

$$HR = \frac{h_A(t, X^*)}{h_B(t, X)} = \frac{h_{(0)} \exp(\sum_{j=1}^p \beta_j X_j^*)}{h_{(0)} \exp(\sum_{j=1}^p \beta_j X_j)} = \exp \left( \sum_{j=1}^p \beta_j X_j^* - \sum_{j=1}^p \beta_j X_j \right) = \exp \left[ \sum_{j=1}^p \beta_j (X_j^* - X_j) \right] \tag{6}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Eksplorasi Data

Data penelitian mencakup lima variabel prediktor, tiga di antaranya bertipe numerik dan dua lainnya bertipe kategorik. Statistik deskriptif untuk ketiga variabel numerik tersebut disajikan pada Tabel 2 di bawah ini :

Tabel 2. Statistik Deskriptif Variabel Prediktor Tipe Numerik

Variabel Prediktor	Min	Maks	Mean	Median
Age	40,0	95	60,83	60,00
Serum Creatinine	0,50	9,40	1,394	1,100
Serum Sodium	113,0	148,0	136,6	137,0

Penelitian ini melibatkan pasien gagal jantung dengan rata-rata usia 60,83 tahun, dimana pasien termuda berusia 40 tahun dan pasien tertua berusia 95 tahun. Rata-rata *serum creatinine* / kadar kreatinin dalam darah pasien adalah 1,394 mg/dL yang menunjukkan fungsi ginjal pasien mendekati kisaran normal ( 0,7-1,3 mg/dL untuk pria dan 0,6-1,1 mg/dL untuk wanita). Namun, terdapat pasien dengan kadar kreatinin dalam darah sebesar 9,40 mg/dL yang mengindikasikan terdapat masalah pada fungsi ginjal pasien tersebut. Sementara itu, rata-rata *sodium serum* / tingkat

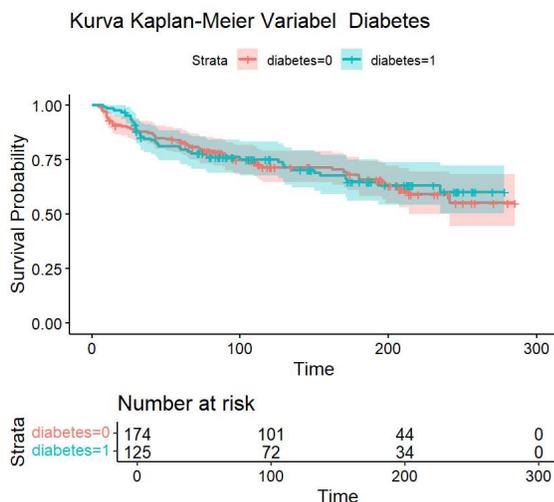
natrium dalam darah pasien sebanyak 136,6 mEq/L. Seorang pasien dikatakan memiliki kadar natrium normal jika tingkat natrium di dalam darah berkisar antara 135-145 mEq/L. Artinya, secara keseluruhan, pasien yang diteliti memiliki kadar natrium darah dalam batas normal.

**Tabel 3.** Statistik Deskriptif Variabel Prediktor Tipe Kategorik

Variabel Prediktor	Jumlah Pasien Meninggal	Persentase Kematian (%)	Jumlah Pasien Tersensor	Persentase Tersensor (%)	Total Pasien	Persentase (%)
<b>Diabetes</b>						
Tidak	56	32,18%	118	67,82%	299	100%
Ya	40	32%	85	68%	174	58,19%
<b>High Blood Pressure</b>						
Tidak	57	29,38%	137	70,62%	299	100%
Ya	39	37,14%	66	62,86%	194	64,88%
					105	35,12%

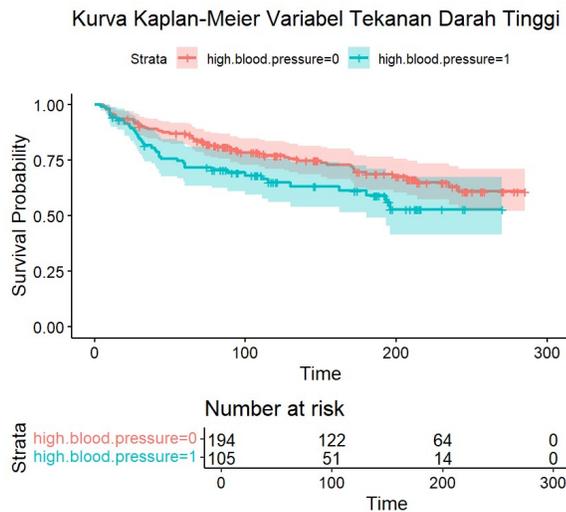
Sebagian besar pasien dalam penelitian ini tidak menderita diabetes dengan persentase 58,19%. Selain itu, angka kematian pasien gagal jantung dengan atau tanpa riwayat diabetes memiliki persentase yang sama yaitu sebesar 32%, dengan persentase data tersensor terbilang tinggi yaitu 68%. Pada variabel tekanan darah tinggi, frekuensi penderita hipertensi sangat rendah sekitar 35,12%. Sisanya terdapat 64,88% pasien tidak menderita hipertensi. Sementara itu, ada 37,14% pasien meninggal karena gagal jantung dan hipertensi. Angka ini lebih tinggi dibandingkan angka kematian pada pasien gagal jantung tanpa hipertensi dengan persentase 29,38%. Sama halnya dengan variabel diabetes, variabel tekanan darah tinggi mengandung banyak data tersensor. Artinya, banyak informasi yang tidak lengkap tentang waktu kematian pasien dalam variabel diabetes dan tekanan darah tinggi (pasien masih hidup sampai akhir penelitian atau pasien keluar dan tidak melanjutkan penelitian).

Visualisasi peluang kelangsungan hidup pasien gagal jantung dapat digambarkan pada kurva Kaplan-Meier. Pada penelitian ini, disajikan visualisasi Kurva Kaplan Meier variabel diabetes dan tekanan darah tinggi :



**Gambar 1.** Kurva Kaplan Meier Variabel Diabetes

Dari kurva diatas, terlihat bahwa pada awal penelitian, kedua kelompok (pasien dengan riwayat diabetes = 1 dan tanpa riwayat diabetes = 0 ) memiliki peluang bertahan hidup mendekati 1 (100%). Seiring berjalannya waktu, peluang bertahan hidup untuk kedua kelompok cenderung menurun. Terlihat bahwa pada hari ke-200, masih terdapat 44 pasien yang berisiko pada kelompok non diabetes dan hanya 34 pasien pada kelompok diabetes. Pada hari ke-300, tidak ada pasien yang berisiko pada kedua kelompok. Dengan demikian, secara keseluruhan kedua kurva tersebut tampak berdekatan satu sama lain, yang menunjukkan bahwa, dalam hal kelangsungan hidup, pasien gagal jantung tanpa riwayat diabetes memiliki waktu kelangsungan hidup yang lebih tinggi dibandingkan pasien riwayat diabetes meskipun tingkat kelangsungan hidup yang ditunjukkan antara kedua kelompok tidak jauh berbeda.



**Gambar 2.** Kurva Kaplan Meier Variabel *High Blood Pressure*

Pasien dengan riwayat tekanan darah tinggi mempunyai kemungkinan kelangsungan hidup yang rendah dibandingkan pasien tanpa tekanan darah tinggi, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 2. Namun, kedua kelompok menunjukkan penurunan yang signifikan sepanjang periode penelitian. Pada hari ke-200, jumlah pasien yang masih bersiko di kedua kelompok menurun secara signifikan. Individu yang masih berisiko pada kelompok tanpa tekanan darah tinggi tersisa lebih banyak yakni sekitar 64 orang dibandingkan kelompok dengan tekanan darah tinggi yang hanya tersisa 14 orang saja. Hal ini menunjukkan bahwa tekanan darah tinggi berhubungan dengan penurunan kelangsungan hidup pasien gagal jantung selama periode observasi.

### B. Pengujian Asumsi Proportional Hazard

Tabel berikut menunjukkan hasil pengujian asumsi proportional hazard menggunakan uji *Godness of fit residual Schoenfeld* :

**Tabel 4.** Uji Asumsi PH *Godness of fit*

Variabel	Chisq	Df	p-value
<i>Age</i>	0,1596	1	0,69
<i>Serum Creatinine</i>	0,2559	1	0,61
<i>Serum Sodium</i>	0,2005	1	0,65
<i>Diabetes</i>	0,0125	1	0,91
<i>High Blood Pressure</i>	0,2982	1	0,59
<b>GLOBAL</b>	1,2289	5	0,94

Setiap variabel independen dalam model cox proportional hazard memenuhi asumsi *proportional hazard*. Nilai *p-value* masing-masing variabel, yaitu *age* ( $p = 0,69$ ), *serum creatinine* ( $p = 0,61$ ), *serum sodium* ( $p = 0,65$ ), *diabetes* ( $p = 0,91$ ), dan *high blood pressure* ( $p = 0,59$ ) semuanya lebih besar daripada tingkat signifikansi 0,05. Selain itu, nilai *p-value* untuk uji global (GLOBAL) adalah 0,94, yang juga jauh di atas 0,05.

Jadi, tidak ada bukti signifikan untuk menolak asumsi *proportional hazard* pada model ini, sehingga model dapat dianggap memenuhi syarat untuk digunakan dalam analisis kelangsungan hidup (*survival analysis*) berbasis model *cox*.

### C. Pembentukan Model Regresi Cox Proportional Hazard

Pada data survival pasien gagal jantung, estimasi parameter untuk setiap variabel independen dalam model regresi *cox ph* adalah sebagai berikut :

**Tabel 5.** Estimasi Parameter Model Cox Proportional Hazard

Variabel	Estimasi Parameter	Hazard Ratio
Age	0,043256	1,044205
Serum Creatinine	0,268749	1,308327
Serum Sodium	-0,059442	0,942290
Diabetes	0,134447	1,143904
High Blood Pressure	0,446124	1,562244

Dengan mengasumsikan bahwa semua variabel independen berpengaruh terhadap model, maka semua variabel independen dimasukkan ke dalam persamaan umum model regresi *cox proportional hazard*, sehingga didapatkan estimasi model awal regresi *cox proportional hazard* di bawah ini :

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(0,043256X_1 + 0,268749X_2 - 0,059442X_3 + 0,134447X_4 + 0,446124X_5) \quad (7)$$

Nilai estimasi parameter ( $\hat{\beta}$ ) yang positif menunjukkan peningkatan risiko dan penurunan kelangsungan hidup. Sebaliknya, estimasi parameter yang negatif menunjukkan penurunan risiko dan peningkatan kelangsungan hidup.

#### D. Pengujian Signifikansi Parameter

Hasil pengujian signifikansi parameter model regresi *cox proportional hazard* yang dilakukan secara parsial dengan uji Wald dan secara serentak dengan uji likelihood ratio ditunjukkan pada tabel di bawah ini :

Tabel 6. Uji Signifikansi Parameter

Statistik Uji	Variabel	Estimasi Parameter	Chisq	P-value	Keputusan
Uji Wald	Age	0,043256	4,820	0,000	Tolak H <sub>0</sub>
	Serum Creatinine	0,268749	4,374	0,000	Tolak H <sub>0</sub>
	Serum Sodium	-0,059442	-2,813	0,00491	Tolak H <sub>0</sub>
	Diabetes(1)	0,134447	0,614	0,53894	Terima H <sub>0</sub>
	High Blood Pressure	0,446124	2,093	0,03631	Tolak H <sub>0</sub>
Likelihood Ratio			51,85	0,000	Tolak H <sub>0</sub>

Hasil uji signifikansi parameter menunjukkan bahwa *likelihood ratio* untuk model regresi *cox proportional hazard* adalah 51,85 dengan nilai *p-value* = 0,000 yang lebih rendah dari  $\alpha = 0,05$ . Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa setidaknya ada satu variabel independen yang berpengaruh signifikan terhadap risiko kematian pada penderita gagal jantung. Namun, nilai *p-value* untuk setiap variabel dalam uji Wald, yaitu *age* ( $p = 0,000$ ), *serum creatinine* ( $p = 0,000$ ), *serum sodium* ( $p = 0,00491$ ), dan *high blood pressure* ( $p = 0,03631$ ) berada di bawah tingkat signifikansi 0,05. Sebaliknya, variabel *diabetes* ( $p = 0,53894$ ) berada di atas  $\alpha = 0,05$ . Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa secara parsial variabel *age*, *serum creatinine*, *serum sodium*, dan *high blood pressure* berpengaruh signifikan terhadap risiko kematian pada pasien gagal jantung.

#### E. Pemilihan Model Terbaik

Variabel *diabetes* menjadi satu-satunya variabel yang tidak signifikan dalam uji Wald. Oleh karena itu, untuk membuat model yang signifikan secara statistik dan berkontribusi pada hasil analisis, *backward elimination* dapat digunakan. Hasil dari penggunaan metode *backward elimination* untuk memilih model terbaik adalah sebagai berikut :

Tabel 7. Pemilihan Model Terbaik dengan *Backward Elimination*

Langkah	Variabel	AIC	Keterangan
Awal	<i>age, serum creatinine, serum sodium, high blood pressure dan diabetes</i>	976,56	Model awal dengan semua variabel
1	<i>-diabetes</i>	974,94	Menghapus variabel <i>diabetes</i> (menurunkan nilai AIC)
2 (final)	<i>age, serum creatinine, serum sodium, high blood pressure</i>	974,94	Model terbaik

Metode *backward elimination* menghapus variabel *diabetes* yang dinilai tidak memberikan pengaruh signifikan,

sehingga hasil perhitungan estimasi parameter ( $\hat{\beta}$ ) dengan variabel diabetes yang telah dihilangkan adalah sebagai berikut :

**Tabel 8.** Estimasi Parameter Model Terbaik *Cox Proportional Hazard*

Variabel	Estimasi Parameter	Hazard Ratio	p-value
<i>Age</i>	0,042212	1.043116	0,00000
<i>Serum Creatinine</i>	0.260583	1.297686	0.00314
<i>Serum Sodium</i>	-0.061887	0.939989	0.03526
<i>High Blood Pressure(1)</i>	0.449206	1.567068	0,00000

Berdasarkan tabel 8, diperoleh model regresi *cox proportional hazard* yang terbaik untuk digunakan adalah :

$$h(t, X) = h_0(t) \exp(0,042212X_1 + 0,260583X_2 - 0,061887X_3 + 0,449206X_5) \quad (8)$$

Hasil estimasi parameter yang bernilai positif menunjukkan adanya peningkatan risiko sekaligus penurunan peluang kelangsungan hidup pada pasien gagal jantung. Sedangkan estimasi parameter yang bernilai negatif, menunjukkan penurunan risiko serta peningkatan peluang kelangsungan hidup bagi pasien gagal jantung.

#### F. Interpretasi Hazard Ratio

Dari hasil perhitungan hazard rasio pada tabel 8, interpretasi hazard rasio masing-masing variabel independen yang mempengaruhi risiko kematian pasien gagal jantung secara signifikan adalah sebagai berikut :

1. Variabel *age* (HR = 1,0431) :  
Setiap kenaikan 1 tahun usia pasien akan meningkatkan risiko kematian pasien gagal jantung sebesar 4,31%. Artinya, usia yang semakin tua berhubungan dengan kematian yang lebih tinggi pada pasien gagal jantung.
2. Variabel *serum creatinine* (HR = 1.2977) :  
Setiap peningkatan 1 mg/dL kreatinin dalam darah, maka risiko kematian pada pasien gagal jantung akan meningkat sebesar 29,77%.
3. Variabel *serum sodium* (HR = 0.9400) :  
Setiap kenaikan 1 mEq/L natrium dalam darah, dapat mengurangi risiko kematian pada pasien gagal jantung sebesar 6%. Hal ini logis karena hiponatremia (konsentrasi natrium rendah) sering menjadi indikator gagal jantung berat dan prognosis buruk. Peningkatan konsentrasi natrium ke tingkat normal mencerminkan perbaikan gejala klinis dan manajemen cairan yang lebih baik sehingga dapat mengurangi angka kematian pasien gagal jantung.
4. Variabel *high blood pressure* (HR = 1.5671) :  
Kelompok pasien dengan riwayat darah tinggi mempunyai risiko kematian 56,71% lebih tinggi daripada kelompok tanpa riwayat tekanan darah tinggi. Sehingga, salah faktor yang paling berpengaruh terhadap risiko kematian pada pasien gagal jantung adalah hipertensi.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan temuan penelitian, dapat disimpulkan bahwa probabilitas kelangsungan hidup pasien gagal jantung dengan riwayat diabetes dan tekanan darah tinggi lebih rendah dibandingkan pasien tanpa penyakit diabetes dan tekanan darah tinggi. Usia, kadar kreatinin dalam darah, kadar natrium, dan tekanan darah tinggi menjadi faktor-faktor yang mempengaruhi kematian pasien gagal jantung berdasarkan hasil uji signifikansi parameter. Tekanan darah tinggi dan kadar kreatinin dalam darah menjadi faktor yang paling memberikan pengaruh terhadap peningkatan risiko kematian pasien gagal jantung. Sedangkan variabel diabetes, dianggap tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap kematian pasien gagal jantung. Hasil analisis perhitungan *hazard ratio* menunjukkan bahwa nilai HR > 1 untuk usia, kadar kreatinin dalam darah dan tekanan darah tinggi, sedangkan HR < 1 untuk kadar natrium dalam darah. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa peningkatan usia, kadar kreatinin dalam darah dan tekanan darah tinggi akan meningkatkan risiko kematian pasien gagal jantung, sedangkan peningkatan pada kadar natrium dalam darah akan mengurangi risiko kematian pasien.

Sebagai saran, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan efek interaksi dari variabel lain yang mungkin memengaruhi hasil. Selain itu, penelitian menggunakan data yang lebih besar dan bervariasi akan memberikan hasil yang lebih representatif terhadap penelitian lanjutan. Variabel tambahan seperti status ekonomi, gaya hidup pasien, serta

pengaruh obat-obatan yang diterima oleh pasien gagal jantung juga dapat menjadi pertimbangan untuk hasil yang lebih komprehensif dan relevan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- Ahmad, T., Munir, A., Bhatti, S. H., Aftab, M., & Raza, M. A. (2017). Survival analysis of heart failure patients: A case study. *PLoS ONE*, *12*(7), 1–8. doi: 10.1371/journal.pone.0181001
- Arinda, S. K., Hasanah, P., & Millah, N. (2022). Penerapan regresi cox proportional hazard pada lama masa tunggu alumni institut teknologi kalimantan mendapatkan pekerjaan. *SPECTA Journal of Technology*, *6*(2), 138–147. Retrieved from <https://journal.itk.ac.id/index.php/sjt>
- Assegie, T. A., Karpagam, T., Subramanian, S., Janakiraman, S. M. J., Arugmugam, J., & Ahmed, D. O. (2022). Prediction of patient survival from heart failure using a cox-based model. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, *27*(3), 1550–1556. doi: 10.11591/ijeecs.v27.i3.pp1550-1556
- Basri, N. (2024). Pemodelan regresi cox proportional hazard pada data ties dengan metode estimasi partial likelihood efron dan partial likelihood exact. *Ayan*, *15*(1), 37–48.
- Chandra, M. Y., Hasanah, N., & Rahma, K. (2024). Karakteristik faktor risiko kejadian gagal jantung di RSUD abdoel wahab sjahranie samarinda tahun 2022. *6*(2).
- Fahrudin, G. F., Suroso, S., & Soim, S. (2024). Pengembangan model support vector machine untuk meningkatkan akurasi klasifikasi diagnosis penyakit jantung. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, *7*(3), 1418–1428. doi: 10.32493/jtsi.v7i3.42254
- Hidayat, R. (2016). Penggunaan metode kaplan-meier dan life table analisis survival untuk data tersensor. *Jurnal Dinamika*, *07*. No.1(April), 1–9.
- Kleinbaum, D. G., & Klein, M. (2012). Survival analysis A self-learning text third edition. In Springer. doi: 10.1016/B978-0-323-90049-2.00005-6
- Maruddani, D. A. I., Tarno, Hoyyi, A., Rahmawati, R., & Wilandri, Y. (2021). Survival analysis. In UNDIP Press. doi: 10.1007/978-1-4614-4322-3\_1
- Munira, S. L., Puspasari, D., & Trihono, D. d. (2023). Survei kesehatan indonesia (SKI) 2023 dalam angka. *Survei Kesehatan Indonesia Dalam Angka*, 1–68.
- Nurkhalis, & Adista, R. J. (2020). Manifestasi klinis dan tatalaksana gagal jantung. *Jurnal Kedokteran Nanggroe Medika*, *3*(3), 36–46. Retrieved from <https://jknamed.com/jknamed/article/view/106>
- Palilati, N. H., Wantania, F. E. N., & Rotty, L. W. A. (2021). Hubungan performa fisik dengan prognosis pasien gagal jantung. *E-CliniC*, *9*(1), 118–123. doi: 10.35790/ecl.v9i1.32116
- Prabawati, S., Nasution, Y. N., & Wahyuningsih, S. (2018). Analisis survival data kejadian bersama dengan pendekatan efron partial likelihood (studi kasus: lama masa studi mahasiswa fakultas matematika dan Ilmu pengetahuan alam universitas mulawarman angkatan 2011). *Jurnal EKSPONENSIAL*, *9*(1), 75–84.
- Pratama, D. A., Nasution, S. A., & Muhadi. (2024). Faktor-faktor yang memengaruhi kualitas hidup pasien gagal jantung kronik fraksi ejeksi terjaga (HFpEF) rawat jalan di RSUPN dr. cipto mangunkusumo. *Jurnal Penyakit Dalam Indonesia*, *11*(1). doi: 10.7454/jpdi.v11i1.1553
- Savarese, G., & Lund, L. H. (2017). Heart failure epidemic. *Global Public Health Burden of Heart Failure*, *4*(3), 185. doi: 10.1007/s11886-002-0048-y
- Tampubolon, R. R., & Noeryanti. (2018). Model regresi cox pada data kejadian berulang identik untuk analisis penyakit tuberkulosis terhadap pasien laki-laki. *Jurnal Statistika Industri Dan Komputasi*, *03*(2), 33–41.
- Zega, N. N. S., Mustafid, M., & Wuryandari, T. (2024). Penerapan regresi cox proportional hazard pada kejadian bersama (ties) dengan metode breslow, efron, dan exact. *Jurnal Gaussian*, *12*(4), 520–530. doi: 10.14710/j.gauss.12.4.520-530