

Perbandingan Regresi *Weibull* dan Regresi *Cox Proportional Hazard* pada Analisis Ketahanan Hidup Pasien Diabetes Melitus

Fazia Risnita Widiyana⁽¹⁾, Rochdi Wasono⁽²⁾ dan Indah Manfaati Nur⁽³⁾
^(1,2,3)Program Studi Statistika Univeristas Muhammadiyah Semarang

Article history	Abstract
Submission :	Diabetes mellitus is a lifelong disease that cannot be cured and is one of the diseases that cause death in the world. The number of people with diabetes mellitus from year to year is increasing. Based on data from the Sample Registration Survey in 2014 diabetes mellitus ranked 3rd disease that causes death in Indonesia after stroke and coronary heart. Therefore, knowledge is needed with research on the factors that cause diabetes mellitus. The study will use Weibull's regression method and Cox Proportional Hazard regression which will then be compared to the results by looking at the smallest AIC. The method used will be applied to the inpatient data of Pertamina Balikpapan Hospital in 2020. From the AIC generated in both methods it can be seen that Weibull Regression is the best method because it has a smaller AIC value than Cox Proportional Hazard Regression. With factors that affect the length of survival are: gender, history and weight of the patient.
Revised :	
Accepted :	
Keyword:	
Diabetes Mellitus, <i>Weibull</i> , <i>Cox Proportional Hazard</i> , AIC	

Pendahuluan

Diabetes melitus merupakan salah satu penyakit yang menyebabkan kematian di dunia. Selain karena faktor keturunan penyakit diabetes melitus ini bisa juga disebabkan karena pola hidup yang tidak sehat. Jumlah penderita penyakit diabetes melitus ini dari tahun ke tahun kian meningkat. Pada tahun 2016, *World Health Organization* (WHO) menyatakan bahwa secara global, diperkirakan 422 juta orang dewasa hidup dengan diabetes. Prevalensi global (standar usia) diabetes hampir dua kali lipat sejak 1980, meningkat dari 4,7% menjadi 8,5% pada populasi orang dewasa. Ini mencerminkan peningkatan faktor risiko terkait seperti kelebihan berat badan atau gendut. Selama dekade terakhir, prevalensi diabetes telah meningkat lebih cepat di negara berpenghasilan rendah dan menengah dibandingkan di negara berpenghasilan tinggi. Diabetes menyebabkan 1,5 juta kematian pada tahun 2012. Glukosa darah yang lebih tinggi dari optimal menyebabkan tambahan 2,2 juta kematian,

dengan meningkatkan risiko kardiovaskular dan penyakit lainnya. Empat puluh tiga persen 3,7 juta kematian ini terjadi sebelum usia 70 tahun. Persentase kematian yang diakibatkan tinggi glukosa darah atau diabetes yang terjadi sebelum usia 70 tahun lebih tinggi di negara berpenghasilan rendah dan menengah daripada di negara berpenghasilan tinggi. Ini dulu terjadi hampir seluruhnya di antara orang dewasa, tetapi sekarang terjadi pada anak-anak juga. Lalu pada tahun 2003 WHO memperkirakan 194 juta jiwa atau kisaran 5,1% dari 3,8 miliar penduduk dunia yang berusia 70-79 tahun menderita diabetes melitus dan pada 2025 akan meningkat menjadi 333 juta jiwa. WHO memprediksi di Indonesia sendiri ada kenaikan dari 8,4 juta jiwa penderita pada tahun 2000, akan meningkat menjadi sekitar 21,3 juta jiwa penderita diabetes melitus pada tahun 2030. Data *Sample Registration Survey* tahun 2014 menunjukkan bahwa diabetes melitus menempati peringkat ke 3 penyakit yang menyebabkan kematian di Indonesia setelah stroke dan jantung koroner (Kemenkes RI, 2014). Hal ini akan menjadikan Indonesia menduduki

peringkat ke-4 dunia setelah Amerika Serikat, China, dan India dalam prevalensi diabetes.

Analisis ketahanan hidup adalah analisis data yang berhubungan dengan waktu, mulai dari awal sampai terjadinya suatu peristiwa khusus (Collet,2015). Suatu hal Yang membedakan metode ini dengan metode statistik lainnya yaitu data tersensor. Data tersensor merupakan data yang tidak dapat diamati secara utuh dikarenakan subjek pengamatan hilang sehingga tidak dapat diambil datanya, atau sampai akhir penelitian subjek tersebut belum mengalami kejadian (Lee dan Wang, 2003). Fungsi-fungsi pada distribusi waktu *survival* merupakan suatu fungsi yang menggunakan variabel random waktu *survival*. Variabel random biasanya dinotasikan dengan huruf T. waktu yang dimaksud adalah waktu dalam satuan hari, minggu, bulan atau tahun dari awal individu yang diamati sampai peristiwa yang diinginkan terjadi. Sedangkan peristiwa atau kejadian yang dimaksud adalah kematian, kejadian penyakit kambuh dari pengobatan, pemulihan atau pengalaman yang ditentukan oleh peneliti untuk kepentingan yang mungkin terjadi pada individu yang diteliti. Terdapat beberapa metode yang digunakan untuk mengetahui ketahanan hidup. Pada penelitian kali ini peneliti membandingkan metode regresi Weibull dengan Regresi Cox Proportional Hazard untuk mengetahui faktor-faktor apa sajakah yang mempeharuhi ketahanan hidup pasien.

Terdapat suatu masalah yang sering muncul dalam data penelitian misalnya terdapat dua individu atau lebih mengalami *event* dalam waktu yang sama. Hal ini disebut dengan kejadian bersama (*ties*). Kejadian ini mengakibatkan permasalahan pada saat pembentukan *Partial Likelihood* . disebut dengan *Partial* karena fungsi *Likelihood* yang digunakan hanya sebagian saja yaitu pada data yang tersensor (Iskandar ,2015). Pendekatan untuk mengatasi kejadian bersama memiliki 3 metode yaitu, metode efron,metode breslow , dan metode exact.

Metode exact merupakan metode yang memiliki perhitungan yang cukup rumit dan tidak praktis untuk data yang besar. Sedangkan metode Breslow dan Efron merupakan metode yang lebih sederhana dan perhitungannya lebih cepat (Allison:2010).

Penelitian tentang faktor-faktor yang mempengaruhi diabetes sebelumnya juga pernah dilakukan oleh beberapa peneliti, salah satunya (Musyayadah Ramadhan,2017) dengan judul “Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian

Diabetes Melitus di RSUP Wahidin Sudirohusodo dan RS Universitas Hasanudin Makassar Tahun 2017” dengan hasil penelitian berdasarkan analisis bivariat menunjukkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap diabetes melitus adalah jenis kelamin, tingkat pendidikan dan aktivitas fisik dengan *p-value* masing-masing sebesar 0.027, 0.003 dan 0.000.

Penelitian dengan menggunakan regresi *weibull* pada analisis ketahanan hidup sebelumnya pernah dilakukan oleh beberapa peneliti, salah satunya oleh (Chandra dkk,2019) dengan judul penelitian “Analisis Survival Model Regresi Parametrik Lama Studi Mahasiswa” didalam penelitiannya peneliti melakukan penelitian dengan model parametrik (eksponensial, rayleigh, logistik, log-logistik, ekstrim, weibull dan log-normal) berdasarkan hasil dan pembasannya diperoleh kesimpulan bahwa regresi weibull adalah model terbaik diantara model-model parametrik yang lain untuk menganalisis lama studi mahasiswa. Dengan faktor-faktor yang mempengaruhi lama studi mahasiswa yaitu IPK dan organisasi. Mahasiswa yang memiliki IPK lebih tinggi dan tidak aktif berorganisasi lebih cepat lulus atau dapat dikatakan memiliki lama studi yang lebih sedikit.

Penelitian dengan menggunakan metode *cox proportional hazard* sebelumnya juga pernah dilakukan oleh beberapa peneliti salah satunya oleh (Rahmadeni dan Ranti, 2016) dengan judul “Perbandingan Model Regresi Cox Menggunakan Estimasi Parameter *Efron Partial Likelihood* dan *Breslow Partial Likelihood*” dalam penelitiannya dihasilkan nilai *AIC efron* = 963 dan *AIC Breslow* = 969,99. Dan berdasarkan kriteria AIC tersebut peneliti menyimpulkan bahwa model terbaik yang diperoleh adalah regresi *cox* dengan pendekatan estimasi *efron partial likelihood* .

Mengacu pada latar belakang penelitian ini bertujuan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi waktu *survive* (waktu ketahanan hidup) pasien diabetes melitus, dan menentukan model terbaik dalam menjelaskan hubungan antara variabel respon (waktu ketahanan hidup pasien diabetes melitus) dengan variabel bebasnya yang berpengaruh nyata, dengan membandingkan dua metode yaitu regresi *weibull* dan regresi *cox proportional hazard* pada analisis ketahanan hidup.

Landasan Teori

Diabetes Melitus

Diabetes melitus merupakan suatu kelompok penyakit metabolik dengan karakteristik hiperglikemia yang terjadi karena kelainan sekresi insulin, kerja insulin, atau keduanya. Diabetes adalah penyakit serius kronis yang terjadi baik ketika pankreas tidak menghasilkan cukup insulin atau ketika tubuh tidak dapat secara efektif menggunakan insulin yang dihasilkan. Insulin adalah hormon yang mengatur gula darah, atau glukosa (*World Health Organization*, 2016).

Analisis Survival

Analisis survival atau analisis ketahanan hidup adalah analisis data yang berhubungan dengan waktu, mulai dari awal sampai terjadinya suatu peristiwa khusus (Collett, 2003).

Menurut Kleinbaum & Klein, sebagaimana dikutip oleh Iskandar (2015:10), Analisis survival telah menjadi alat penting untuk menganalisis data waktu antar kejadian (*time to event data*) atau menganalisis data yang berhubungan dengan waktu, mulai dari *time origin* sampai terjadinya suatu peristiwa khusus. Kejadian khusus (*failure event*) tersebut dapat berupa kegagalan, kematian, kambuhnya suatu penyakit, respon dari suatu percobaan, atau peristiwa lain yang dipilih sesuai dengan kepentingan peneliti. Peristiwa khusus tersebut dapat berupa kejadian positif seperti kelahiran, kelulusan sekolah, kesembuhan dari suatu penyakit.

Data Tersensor

Data tersensor merupakan data yang tidak dapat teramati secara utuh, karena adanya individu yang hilang ataupun dengan alasan yang lain, sehingga tidak dapat diambil datanya sampai akhir penelitian. Dengan kata lain, pada akhir pengamatan individu tersebut belum mengalami *failure event*. Berbeda ketika sampai akhir pengamatan individu tersebut telah mengalami *failure event*, maka individu tersebut tidak tersensor (Collet, 2003).

Menurut Lee Wang (2003) Data tersensor merupakan data yang tidak bisa diamati secara utuh, karena adanya individu yang hilang ataupun dengan alasan lain, sehingga tidak dapat diambil datanya sampai akhir pengamatan. Dengan kata lain, pada akhir pengamatan individu tersebut belum mengalami peristiwa tertentu dalam keadaan sebaliknya maka data tersebut disebut data tidak tersensor.

Proses konvolusi merupakan operasi aljabar linier yang menghasilkan matriks dari

filter pada citra yang akan di proses. Proses tersebut dinamakan dengan lapisan konvolusi (*convolutional layer*) yang merupakan lapisan utama dan yang terpenting dalam satu jaringan. *Filter* yang terdapat pada *Convolutional Layer* memiliki panjang, tinggi dan tebal sesuai dengan volume data masukan. Konvolusi juga diartikan sebagai proses yang dilakukan untuk memperoleh suatu piksel yang di dasarnya pada nilai piksel itu sendiri dan tetangganya dengan melibatkan suatu matriks yang disebut sebagai kernel serta mempresentasikan pembobotan (Kusumanto at al, 2011 dalam Ilahiyah dan Nilogiri, 2018).

Kaplan Meier Estimator

Menurut Hanni dan Wuryandari (2013), metode *kaplan meier* digunakan untuk menaksir fungsi survival dan fungsi hazard. Metode ini disebut juga metode nonparametrik karena tidak membutuhkan asumsi distribusi dari waktu survival.

a. Taksiran waktu survival

Misalkan terdapat n individu dengan waktu survival yaitu t_1, t_2, \dots, t_n . Beberapa pengamatan ini tersensor jika terdapat r waktu failure diantara n individu, dimana $r \leq n$, maka waktu failure ke- j ditunjukkan sebagai $t_{(j)}$, untuk $j = 1, 2, \dots, r$, dimana $k \leq r$. Estimasi fungsi survival pada waktu ke- k adalah :

$$\hat{S}(t) = \prod_{j=1}^k \frac{n_j - d_j}{n_j} \quad (1)$$

Dengan,

n_j : jumlah nasabah yang berisiko gagal (tidak mampu membayar) pada $t_{(j)}$

d_j : jumlah nasabah yang gagal (tidak mampu membayar) pada waktu t_1, t_2, \dots, t_n .

b. Taksiran Fungsi Hazard

Menaksir fungsi hazard dari waktu survival menggunakan rasio jumlah failure terhadap jumlah individu yang berada pada risiko failure. Apabila d_j merupakan jumlah individu pada $t_{(j)}$, waktu survival ke- j dan n_j adalah individu yang berisiko *failure* pada waktu $t_{(j)}$. Maka estimasi fungsi hazard adalah :

$$\hat{h}(t) = \frac{d_j}{n_j} \quad (2)$$

Fungsi survival memiliki hubungan dengan fungsi hazard yaitu pada fungsi

hazard kumulatif. Nilai taksiran dari fungsi survival dapat digunakan untuk mencari nilai fungsi hazard kumulatif yaitu,

$$\hat{H}(t) = -\log \hat{S}(t) \quad (3)$$

Regresi Weibull

Fungsi ketahanan hidup $S(t)$ adalah peluang dari ketahanan hidup dalam waktu t untuk distribusi *Weibull* dirumuskan sebagai berikut :

$$S(t_i) = \exp\left(-\left(\frac{t_i}{\lambda_i}\right)^\gamma\right) \quad (4)$$

Fungsi kepadatan peluang distribusi *Weibull* untuk *likelihood* :

$$f(t_i) = -\frac{dS(t)}{dt} = \frac{\gamma}{\lambda_i} t_i^{\gamma-1} \exp\left(-\left(\frac{t_i}{\lambda_i}\right)^\gamma\right) \quad (5)$$

Pada model tahan hidup parametrik λ diparameter ulang dalam variabel bebas dan parameter regresi. Sedangkan parameter γ (*Shape* parameter) dibuat tetap. Model regresi *Weibull* adalah :

$$\hat{\lambda} = \exp(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_j X_j) \quad (6)$$

Keterangan :

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_j$: Koefisien parameter

X_1, X_2, \dots, X_j : Variabel bebas

Setelah diperoleh regresi *Weibull* dan estimasi fungsi ketahanan hidup, maka dapat diperoleh estimasi fungsi *hazard* pada regresi *Weibull* yaitu :

$$h(t_i) = \frac{\gamma}{a_i} t_i^{\gamma-1} \quad (7)$$

Regresi Cox Proportional Hazard

Cox Proportional Hazard merupakan model regresi yang digunakan untuk melihat faktor-faktor yang menyebabkan terjadinya suatu peristiwa biasa dikenal dengan nama (*time-dependent covariate*) dengan peubah respon adalah waktu ketahanan hidup. Model regresi *Cox* merupakan model regresi yang menyatakan tingkat *hazard* (risiko) dari individu dengan karakteristik tertentu yang disebut

kovariat (Cox dan Oakes, 1984). Salah satu tujuan model *Cox Proportional Hazard* adalah untuk memodelkan hubungan antara waktu *survival* dengan variabel- variabel yang diduga mempengaruhi waktu *survival*. Melalui model *cox* dapat dilihat hubungan antara variabel bebas (variabel independen) terhadap variabel terikat (variabel dependen) yaitu waktu *survival* melalui fungsi *hazard*. Risiko kematian individu pada waktu tertentu bergantung pada nilai x_1, x_2, \dots, x_p dari p variabel bebas X_1, X_2, \dots, X_p . Himpunan nilai variabel bebas pada model *cox* dipresentasikan oleh vektor x , sehingga

$x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$. Diasumsikan X merupakan variabel bebas yang independen terhadap waktu. Model *cox* dapat dituliskan sebagai berikut (Kleinbaum Klein, 2005) :

$$h(t, x) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \quad (8)$$

dengan memisalkan :

$h_0(t)$: fungsi dasar hazard

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$: parameter regresi

x_1, x_2, \dots, x_p : nilai dari variable bebas
 X_1, X_2, \dots, X_p .

Rumus model *cox* pada persamaan (2.5) memiliki sifat bahwa jika semua $X = 0$, maka rumus tereduksi menjadi fungsi *hazard* dasar (*baseline hazard*) $h_0(t)$. Dengan demikian $h_0(t)$ dianggap sebagai awal atau dasar dari fungsi *hazard*, dapat dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} h(t, x) &= h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \\ &= h_0(t) \exp(\beta_1 \times 0 + \beta_2 \times 0 + \dots + \beta_p \times 0) \\ &= h_0(t) \exp(0) \\ &= h_0(t)(1) \\ h(t, x) &= h_0(t) \quad (9) \end{aligned}$$

Hazard ratio merupakan ukuran untuk mengetahui tingkat risiko (kecenderungan) yang dapat dilihat dari perbandingan antara individu dengan kondisi variabel bebas X pada kategori sukses dengan kategori gagal. Misalnya, variabel bebas X dengan dua kategori yaitu 0 dan 1. Nilai tersebut mempunyai arti bahwa tingkat kecepatan terjadinya *failure event* pada individu dengan kategori $X = 0$ adalah sebesar kali dari individu dengan kategori $X = 1$ (Fa'rifah dan Purnadi, 2012). *Hazard ratio* untuk individu dengan $X = 0$ dibanding $X = 1$ adalah sebagai berikut (Kleinbaum dan Klein, 2005):

$$\widehat{HR} = \frac{h(t|X_1^*)}{h(t|X_1)} = \frac{h_0(t) \cdot \exp(\beta_1 X_1^*)}{h_0(t) \cdot \exp(\beta_1 X_1)} = \exp[\beta_1 (X_1^* - X_1)] \quad (10)$$

Tingkat hazard dari fungsi tersebut bersifat proporsional. Jika pada suatu persamaan bernilai 2 pada titik tertentu, maka risiko kegagalan individu $X = 0$ dua kali lebih besar dari individu $X = 1$.

Uji Goodness Of Fit

Setiap variabel bebas harus memenuhi asumsi proporsional sehingga dilakukan pengecekan asumsi dengan menggunakan model *cox proportional hazard*. Dalam penelitian ini untuk pengujian asumsi dilakukan dengan uji *goodness of fit* dengan langkah-langkah pengujian sebagai berikut :

- Menggunakan model cox untuk mendapatkan residual *schoenfeld* setiap variabel bebas, dengan rumus :

$$\hat{r}_{ji} = \delta_i (\hat{x}_{ij} - \hat{a}_{ji}) \text{ dengan } \hat{a}_{ji} = \frac{\sum_{i \in R(t_j)} x_{ji} e^{\beta x_i}}{\sum_{i \in R(t_j)} e^{\beta x_i}} \quad (11)$$

Efron Partial Likelihood

Nurjanah (2015) menguraikan metode dengan pendekatan *efron partial likelihood* ini merupakan metode yang sedikit lebih intensif tingkat komputasinya dibandingkan dengan metode *breslow* dan metode ini juga memberikan hasil estimasi yang besar jika data kejadian bersama atau *ties* nya dalam ukuran yang besar. Klein dan Moeschberger (2003) menguraikan pendekatan *efron* secara umum memiliki bentuk persamaan sebagai berikut :

$$L(\beta_{Efron}) = \frac{\exp(\beta S_k)}{\prod_{i=1}^{d_k} \left[\sum_{i \in R_{ti}} \exp(\beta X_i) - \frac{I-1}{d_k} \sum_{i \in D_k} \exp(\beta X_i) \right]} \quad (12)$$

Pemilihan Model Terbaik

Akaike's Information Criterion (*AIC*) adalah salah satu metode yang berguna untuk menemukan model terbaik yang ditemukan oleh *Akaike*. Besarnya *AIC* dapat ditentukan dari persamaan berikut :

$$AIC = -2l(\beta) + 2df \quad (13)$$

Dengan $l(\beta)$ adalah fungsi $\log(\text{likelihood})$ dan $2df$ adalah derajat bebas yang digunakan dalam model. Model regresi ataupun distribusi terbaik adalah model regresi yang memiliki nilai *AIC* terkecil. Kelebihan pada *AIC* terletak pada pemilihan model regresi terbaik untuk tujuan (*forecasting*) yaitu dapat menjelaskan kecocokan model dengan data yang ada

(faturahman,2009).

Uji Multikolinearitas

Multikolinearitas terjadi apabila antar variabel bebas saling berkorelasi dalam satu model data yang bersifat kategori, multikolinearitas dapat dideteksi menggunakan melihat nilai *vif*. Dengan pernyataan hipotesis yang akan diuji adalah sebagai berikut :

H_0 : tidak terjadi multikolinearitas.

H_1 : terjadi multikolinearitas.

Uji kebebasan di didasarkan pada besaran :

$$x^2 = \sum i \frac{(o_i - e_i)^2}{e_i} \quad (14)$$

X^2 adalah nilai bagi peubah acak, x^2 yang sebaran penarikan contohnya sangat menghampiri sebaran *chi-square*. Lambang o_i menyatakan frekuensi teramati dan lambang e_i menyatakan frekuensi harapan. Taraf nyata sebesar α , nilai kritiknya x^2_α dapat diperoleh dari tabel nilai kritik sebaran *chi-square* $x^2 > \alpha$ maka tolak H_0 bahwa kedua penggolongan ini bebas pada taraf nyata α dan jika selainnya maka H_0 diterima.

Uji Signifikansi Parameter

Uji signifikansi parameter digunakan untuk mengetahui. Jika ada tidaknya hubungan parameter di dalam model regresi. Uji signifikansi dilakukan secara serentak maupun parsial.

- Uji Signifikansi secara serentak
Uji serentak dilakukan untuk signifikansi parameter model regresi secara bersama-sama.

- Uji signifikansi parsial
Uji signifikansi secara parsial digunakan untuk mengetahui *covariate* yang berpengaruh terhadap model regresi.

Metode Penelitian

Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data sekunder merupakan data historis atau data yang telah disediakan oleh instansi tertentu. Data yang digunakan merupakan data pasien diabetes melitus tahun 2020 yang diperoleh dari rekam medik Rumah Sakit Pertamina Balikpapan dengan jumlah 176 data. Penelitian ini dilakukan untuk melihat waktu betahan hidup mulai dari terdeteksinya pasien mengalami diabetes melitus sampai pasien tersebut mengalami suatu kejadian (*event*).

Variabel Penelitian

Pada penelitian ini, variabel yang akan digunakan antara lain :

		Frekuensi	Presentase
IK	Tidak Tersensor	158	89,8%
	Tersensor	18	10,2%
	Total	176	100,0%

1. Variabel prediktor (variabel bebas), yaitu variabel jenis kelamin, usia, riwayat, kadar glukosa, berat badan, tinggi badan dan status pekerjaan.
2. Variabel respon (variabel terikat), yaitu lama waktu *survive* pasien diabetes melitus yang diambil dari data rekam medik Rumah Sakit Pertamina Balikpapan tahun 2020.

Langkah-langkah Penelitian

Langkah-langkah yang akan dilakukan pada penelitian yang berjudul “Perbandingan Regresi *Weibull* dan Regresi *Cox Proportional Hazard* pada Analisis Ketahanan Hidup Pasien Diabetes Melitus” adalah sebagai berikut :

1. Mengumpulkan data pasien diabetes melitus di Rumah Sakit Pertamina Balikpapan.
2. Mengidentifikasi adanya data tersensor dan tidak tersensor yang dinyatakan sebagai berikut :
 - a. 0 : data tersensor, misalkan, pasien dirawat mengalami kejadian atau peristiwa meninggal, pulang paksa, atau rujuk ke rumahsakit lain.
 - b. 1 : data tidak tersensor, misalkan pasien sudah membaik atau bahkan dinyatakan sembuh dan diperbolehkan pulang oleh pihak rumah sakit.
3. Analisis deskriptif pada tiap variabel
4. Melakukan analisis *kaplan meier*. *Kaplan meier* dilakukan untuk mendapatkan kurva ketahanan hidup.
5. Melakukan pemodelan *regresi weibull*
 - a. Uji distribusi data
 - b. Uji *Multikolinearitas*
 - c. Model regresi *weibull*.
 - d. Uji Signifikansi Parameter.
6. Melakukan pemodelan regresi *cox proportional hazard*.
 - a. Uji asumsi *proportional hazard*
 - b. Model *Cox proportional hazard*
 - c. Uji signifikansi parameter
7. Pemilihan nilai AIC yang lebih kecil dari kedua model yang didapatkan.
8. Selesai

Hasil dan Pembahasan

Analisis Deskriptif

Distribusi frekuensi merupakan susunan data yang berdasarkan kelas data tertentu yang

telah dikelompokkan dalam beberapa kelompok. Berikut merupakan sajian distribusi frekuensi kejadian (event) pada masing-masing variabel :

Tabel 1. Distribusi Frekuensi Informasi Kejadian

Informasi kejadian (*event*) di bagi menjadi 2 kategori yaitu tersensor dan tidak tersensor. Pada tabel 1 diketahui bahwa pasien rawat inap penderita diabetes melitus di RSPB pada tahun 2020 yang dinyatakan sembuh atau membaik (tidak tersensor) dan diperbolehkan pulang adalah sebanyak 89,8% atau sebanyak 158 pasien. Sedangkan pasien rawat inap yang dinyatakan meninggal ataupun pasien rujuk sehingga pasien tersebut tidak terobservasi (tersensor) adalah sebanyak 10,2% atau sebanyak 18 pasien.

Tabel 2. Deskriptif Jenis Kelamin

Jenis Kelamin	Frekuensi	Presentase
Laki-Laki	63	35,80%
Perempuan	113	64,20%
Total	176	100,00%

Pada tabel 2 diatas didapatkan informasi bahwa untuk variabel jenis kelamin frekuensi jenis kelamin laki-laki terdapat 63 pasien atau sebesar 35.80 % pasien laki-laki yang dirawat sedangkan frekuensi pada perempuan sebesar 113 pasien atau 64.20% pasien perempuan yang dirawat. Hal ini membuktikan bahwa pasien berjenis kelamin perempuan lebih banyak dibanding pasien laki-laki.

Tabel 3. Deskriptif Riwayat Penyakit

Riwayat	Frekuensi	Presentase
Ya	135	76,70%
Tidak	41	23,30%
Total	176	100,00%

Tabel 3 diatas dapat memberikan informasi mengenai frekuensi pasien yang memiliki riwayat penyakitlain yaitu sebesar 135 atau jika dipersenkan adalah sejumlah 76.70%, sedangkan 23.30% lainnya merupakan pasien yang tidak memiliki riwayat penyakit lain.

Tabel 4. Analisis Deskriptif Status Pekerjaan

Status Pekerjaan	Frekuensi	Presentase
------------------	-----------	------------

Tidak Bekerja/IRT	20	11,4%
Pensiunan	67	38,0%
Swasta	88	50,0%
PNS	-	-
Lainnya	1	0,6%
Total	176	100,00%

Pada tabel 4 diatas dapat memberikan informasi mengenai frekuensi status pekerjaan pasien, yang mana dari hasil pengujian didapatkan pekerjaan pasien diabetes melitus yang paling banyak yaitu pasien dengan pekerjaan pegawai swasta dengan jumlah 88 pasien atau sebesar 50%.

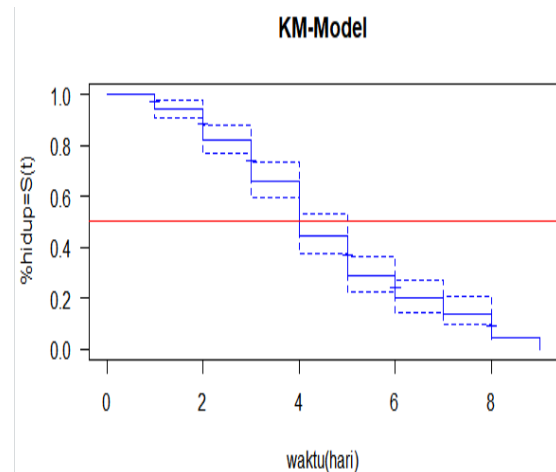
Tabel 5. Analisis Deskriptif Tiap Variabel

Peubah	Min	Max	Rerata
Time	1	9	4
Usia	32	82	60
Glukosa	56	571	217
BB	38	113	66
TB	145	188	161

Berdasarkan tabel 4.5, dapat dilihat bahwa rata-rata umur pasien penderita diabetes melitus di RSPB adalah pasien berusia 60 tahun dengan lama waktu dirawat 4 hari. Kadar glukosa rata-rata pada pasien DM rawat inap adalah 217, yang dikategorikan kadar glukosa yang tinggi dengan rata-rata berat badan dan tinggi badan masing-masing adalah 66 dan 161.

Analisis Kaplan Meier

Kurva Kaplan Meier digunakan untuk mengetahui karakteristik waktu survival pasien Diabetes Melitus di RSPB.



Gambar 1. Kurva Kaplan Meier Pasien Diabetes Melitus

Pada gambar 1. menjelaskan bahwa peluang survival pasien Diabetes Melitus di RSPB beragam, yakni berkisar antara 0 hingga 1. Kurva survival pada hari ke-0 sampai hari ke-9 peluang survival pasien Diabetes Melitus selalu turun hingga ke 0.

Regresi Weibull

Pengujian Distribusi

Pengujian distribusi dilakukan untuk melihat apakah data mengikuti sebaran Weibull atau tidak. Pengujian distribusi ini dilakukan dengan menggunakan pendekatan kolmogrov smirnov. Pengujian ini merupakan syarat penting dalam regresi parametrik, sehingga data yang diuji harus mengikuti sebaran Weibull.

Tabel 6. Pengujian Distrubusi Regresi Weibull

Distribusi	Scale	Shape	P-value
Weibull	4,8617271	2,1965656	0,05712

Pada tabel 6. disajikan hasil pengujian distribusi yang mana dari tabel tersebut diketahui bahwa nilai p-value yang dihasilkan adalah $0,05712 \approx 0,06$ yang mana nilai tersebut lebih besar dari $\alpha = 0,05$. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data mengikuti distribusi Weibull.

Uji Multikolinearitas

Uji multikolinearitas digunakan untuk mengetahui apakah ditemukan adanya korelasi antar variabel independen pada model atau tidak. Pengujian multikolinearitas dapat dilakukan dengan menggunakan vif test.

Tabel 7. Multikolinearitas

Variabel	Vif
jenis kelamin	6,46104
usia	2,393031
riwayat	2,527753
glukosa	1,077946
berat badan	8,165924
tinggi badan	1,140852
status pekerjaan	1,129795

Dari tabel 7. diatas dihasilkan nilai vif pada masing-masing variabel lebih besar dari 10 yang mana dapat disimpulkan bahwa semua variabel tidak terjadi multikolinearitas.

Pemodelan Regresi Weibull

Pemodelan regresi awal regresi ini dilakukan dengan menganggap semua variabelnya berpengaruh terhadap waktu survive nya.

Tabel 8. Penduga Model Awal Regresi Weibull

Variabel	Coefficient	Z	p-value
JK	-0,658722236	-3,84	0,00012
U	-0,005476825	-0,07	0,94128
Riwayat	-0,443006414	-2,97	0,00294
Glukosa	0,000294818	0,82	0,41485
BB	0,471385488	3,27	0,001707
TB	0,03742646	0,62	0,53651
SP	0,038578868	0,67	0,50565

Dari Tabel 8. diatas didapatkan penduga model awal regresi Weibull dengan menganggap semua variabel independen berpengaruh terhadap waktu survive maka penduga model awal regresi Weibull adalah sebagai berikut :

$$\hat{\lambda} = \exp(0,969894 - 0,658722236_{x_1} - 0,005476825_{x_2} - 0,443006414_{x_3} + 0,000294818_{x_4} + 0,471385488_{x_5} + 0,03742646_{x_6} + 0,038578868_{x_7})$$

Model Terbaik Regresi Weibull

Untuk menentukan model akhir regresi Weibull digunakan eliminasi backward, yaitu dengan mengeliminasi variabel-variabel yang tidak berpengaruh terhadap variabel dependennya. Berdasarkan hasil perhitungan

software Rstudio didapatkan model regresi Weibull sebagai berikut :

Tabel 9. Model Akhir Regresi Weibull

Variabel	Coefficient	Z	p-value
JK	-0,658722236	-3,84	0,00012
riwayat	-0,443006414	-2,97	0,00294
BB	0,471385488	3,27	0,001707

AIC = 652,38

Dari hasil penduga model akhir regresi Weibull yang terdapat pada Tabel 9. diketahui bahwa persamaan penduga model terdiri dari semua variabel yang berpengaruh terhadap survival dengan persamaan model sebagai berikut :

$$\hat{\lambda} = \exp(0,969894 - 0,658722236_{x_1} - 0,443006414_{x_3} + 0,471385488_{x_5})$$

Dari model diatas dapat diinterpretasikan bahwa nilai koefisien pada X3 adalah sebesar -0,443006414 hal ini dapat di simpulkan apabila nilai X3 (Berat Badan) berkurang sebesar satu satuan maka waktu ketahanan hidup diabetes melitus pada orang dengan berat badan lebih ringan adalah lebih lama. Atau dengan kata lain semakin ringan berat badan pasien diabetes melitus maka semakin lama pula waktu ketahanan hidupnya dan juga sebaliknya semakin berat berat badan pasien diabetes melitus maka waktu ketahanan hidupnya lebih sedikit.

Regresi Cox Proportional Hazard

Pengujian Asumsi

Pengujian asumsi proportional hazard dilakukan dengan menggunakan uji goodness of fit. Uji goodness of fit ini lebih objektif untuk memeriksa ada tidaknya variabel independen mengandung proportional hazard . selain itu, uji goodness of fit juga dapat digunakan untuk variabel kategorik tanpa harus mengkategorikannya.

Tabel 10. Uji Asumsi Proportional Hazard

Variabel	Chisq	df	P-value
JK	0,43898	1	0,51
Usia	0,11629	1	0,73
Rwayat	1,34920	1	0,25
Glukosa	0,55282	1	0,46

BB	0,03848	1	0,84
TB	0,51705	1	0,47
SP	0,00337	1	0,95

Riwayat	1,0947827	3,092	0,00199
BB	-1,1175016	-3.370	0,000751
AIC = 1283,46			

Dari tabel 10. di lihat dari nilai p-value semua variabel $> \alpha = 0,05$ maka diputuskan gagal tolak H_0 yang dapat disimpulkan bahwa semua variabel memenuhi asumsi proportional hazard.

Pemodelan Regresi Cox Proportional Hazard

Pemodelan regresi awal regresi ini dilakukan dengan menganggap semua variabelnya berpengaruh terhadap waktu survive nya.

Tabel 11 Pemodelan Awal Regresi Cox PH

Variabel	Coefficient	Z	P-value
JK	1,5081355	3,732	0,00019
Usia	0,0310923	0,173	0,862731
Riwayat	1,0947827	3,092	0,00199
Glukosa	-0,0007659	-0,88	0,378964
BB	-1,1175016	-3.370	0,000751
TB	-0,0934697	-0,638	0,523525
SP	-0,0814083	-0,662	0,50799

Berdasarkan hasil estimasi penduga model awal regresi Cox Proportional Hazard pada tabel 11. dengan menganggap sementara semua variabel independen berpengaruh terhadap waktu survival, maka penduga model awal tersebut adalah : $h(t, x) = h_0 t \exp(1,5081355_{x1} + 0,0310923_{x2} + 1,0947827_{x3} - 0,0007659_{x4} - 1,1175016_{x5} - 0,0934697_{x6} - 0,0814083_{x7})$

Model Akhir Regresi Cox PH

Untuk menentukan model akhir regresi Cox Proportional Hazard digunakan eliminasi backward, yaitu dengan mengeliminasi variabel-variabel yang tidak berpengaruh terhadap variabel dependennya. Berdasarkan hasil perhitungan software Rstudio didapatkan model regresi Cox Proportional Hazard sebagai berikut :

Tabel 12 Model Akhir Regresi Cox PH

Variabel	Coefficient	Z	P-value
JK	1,5081355	3,732	0,00019

Dari hasil penduga model akhir regresi Cox Proportional Hazard yang terdapat pada gambar 12. diketahui bahwa persamaan penduga model terdiri dari semua variabel yang berpengaruh terhadap survival dengan persamaan model sebagai berikut : $h(t, x) = h_0 t \exp(1,5081355_{x1} + 1,0947827_{x3} - 1,1175016_{x5})$

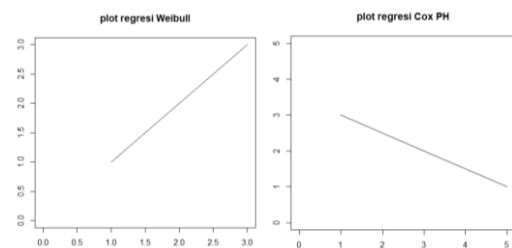
Dari model diatas dapat diinterpretasikan bahwa nilai koeisien pada X3 adalah sebesar 1.0947827 hal ini dapat di simpulkan apabila nilai X3 (Berat Badan) bertambah sebesar satu satuan maka pertambahan nilai $h(t, x)$ sebesar kelipatan $\exp(1.0947827)$ satuan.

Perbandingan Model

Tabel 13 Perbandingan Model

Metode	P-Value	AIC
Regresi Weibull	2,6e-8	652,38
Regresi Cox PH	6,315e-9	1283,46

Model terbaik dilihat dari nilai AIC yang terkecil. Dari tabel 4.15 dapat dilihat bahwa AIC regresi Weibull lebih kecil dibandingkan Regresi Cox Proportional Hazard. Maka dapat disimpulkan bahwa Regresi Weibull lebih baik dibandingkan Regresi Cox Proportional Hazard dalam Analisis Ketahanan Hidup. Berikut adalah plot perbandingan Regresi Weibull dan Regresi Cox Proportional Hazard :



Gambar 2. Plot Perbandingan

Simpulan dan Saran

Simpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan mengenai perbandingan regresi Weibull dan regresi Cox Proportional Hazard

dalam analisis ketahanan hidup diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Persamaan model regresi Weibull yang dihasilkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

$$\hat{\lambda} = \exp(0,969894 - 0,658722236_{x_1} - 0,443006414_{x_3} + 0,471385488_{x_5})$$

Berdasarkan persamaan diatas diperoleh faktor-faktor yang mempengaruhi lama waktu ketahanan hidup yakni jenis kelamin, riwayat dan berat badan dengan AIC sebesar 652,38.

2. Persamaan model regresi cox proportional hazard dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

$$h(t, x) = h_0 t \exp(1,5081355_{x_1} + 1,0947827_{x_3} - 1,1175016_{x_5})$$

Berdasarkan persamaan diatas diperoleh faktor-faktor yang mempengaruhi lama waktu ketahanan hidup yakni jenis kelamin, riwayat dan berat badan dengan AIC sebesar 1283,46.

3. Hasil perbandingan model regresi Weibull dan regresi Cox Proportional Hazard oada analisis ketahanan hidup pasien diabetes melitus menunjukkan bahwa model regresi Weibull lebih baik dibandingkan regresi Cox Proportional Hazard karena nilai AIC kecil. Sehingga diperoleh model sebagai berikut :

$$\hat{\lambda} = \exp(0,969894 - 0,658722236_{x_1} - 0,443006414_{x_3} + 0,471385488_{x_5})$$

4. Faktor-faktor yang berpengaruh signifikan terhadap lama ketahanan hidup pasien deabetes yakni faktor jenis kelamin, riwayat dan faktor berat badan pasien.

Saran

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan serta kesimpulan yang telah diperoleh, penulis dapat memberikan saran sebagai berikut :

1. Bagi pihak Rumah Sakit
Diharapkan dapat menjadi bahan pertimbangan bagi pihak Rumah Sakit untuk mengedukasi dan mengontrol faktor-faktor yang mempengaruhi waktu survival pasien diabetes melitus

di RSPB agar kedepannya dapat menekan angka kematian yang disebabkan oleh penyakit diabetes melius.

1. Bagi Pembaca

Pada penelitian dikasus yang sama diharapkan menggunakan faktor-faktor yang lebih luas dan lebih mendukung serta melengkapi sehingga penelitian yang selanjutnya menjadi lebih kompleks.

Daftar Pustaka

ADA. (2004). *Diagnosis And Classification Of Diabetes Melitus*. *Diab Care*, Vol.27(1)(S5-S10).

Allison, P. D. (2010). *Survival Analysis Using SAS*. *American Journal of Epidemiology*. doi:10.1093/aje/kwr202

Baghestani, A. R., Moghaddani, S. S., Majd, H. A., Akbari, M. E., Nafissi, N., & Gohari, K. (2015). *Survival Analysis of Patients with Breast Cancer using Weibull*. *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*, Vol 16. doi:http://dx.doi.org/10.7314/APJCP2015.16.18.8567

Bain, L. J., & Engelhardt, M. (1992). *Introduction to Probability and Mathematical Statistic*. *Statistics Second Edition*. California USA: Duxbury Press.

Burke, K. M., & LeMone, P. (2008). *Medical Surgical Nursing, Critical Thinking in Client Care*. New Jersey: Pearson; 4th edition.

Chandra, Novita, & Rohmah, S. A. (2019, Desember 3). Analisis Survival Model Regresi Parametrik Lama Studi Mahasiswa. *Jurnal Matematika [Online]*.

Collect, D. (2015). *Modelling Survival Data in Medical Research*. London: Chapman and Hall.

Cox, D. R., & Oakes, D. (1984). *Analysis of Survival Data*. London: Chapman and Hall.

Fajarini, F. A. (2018). Model Cox Proportional Hazard Untuk Analisis Jangka Waktu

- Kemampuan Pembayaran Premi Asuransi Jiwa. *Skripsi*.
- Fatturrahman, M. (2009). Pemilihan Model Regresi Terbaik Menggunakan Metode *Akaike's Information Criterion* dan *Achwart Infformation Criterion* . *Jurnal Informatika Mulawarman*, 37-41.
- Hanni, T., & Wuryandari, T. (2013, Juni). Model Regresi *Cox Proportional Hazard* pada Data Ketahanan Hidup. *Media Statistika, Vol 6*, 11-20.
- Hogg, R. V., & Craig, A. T. (1995). *Introduction to Mathematical Statistics fourth Edition*. New Jersey: PrenticeHall.
- Iskandar, B. M. (2015). Model *Cox Proportional Hazard* pada Kejadian Bersama. *Skripsi*.
- Klein, J. P., & Moeschberger, M. L. (2003). *Survival Analysis Techniques For Censored Truncated Data Second Edition*. USA: Springer.
- Kleinbaum, D. G., & Klein, M. (2005). *Survival Analysis. Vol 3*. New York: Springer.
- Kutner, M. H., & Nachtsheim, C. J. (2004). *Applied Linear Regression Models. Dalam 4th ed* . New York: McGraw-Hill Companies,inc.
- Lee , E. T., & Wang, J. W. (2003). *Statistical Methods for Survival Data Analysys. Wiley Intercience*. Oklahoma: A John Wiley & Sons,INC.
- Nurjanah, M. S. (2013). Analisis Lama Waktu Mencari Kerja dengan Pendekatan Regresi *Cox Proportional Hazard* (Studi Kasus : Pengangguran Terdidik di Provinsi D.I Yogyakarta Tahun 2013 . *Skripsi*.
- Rahmadeni, R., & Ranti, S. (2016). Perbandingan Model Regresi *Cox* Menggunakan Estimasi *Efron Partial Likelihood* dan *Breslow Partial Likelihood*.
- Ramadhan, M. (2017). Faktor yang Berhubungan dengan Kejadian Diabetes Melitus di RSUP Dr Wahidin dan RS Universitas Hasanudin Makassar Tahun 2017.
- RI, K. (2014). Hari AIDS Sedunia 2014. Kementrian Kesehatan Republik Indonesia.
- Sholiha, A., Wasono, R., & Utami, T. W. (2017). Faktor-Faktor Dominan yang Mempengaruhi Mencari Pekerjaan di Semarang Menggunakan Analisis Regresi *Cox*. *Prosiding Seminar Nasional & International* .
- Skov, T., Deddens, J., Petersen, M. R., & Endah, L. (1997). *Prevalence proportion ratios: estimation and Hypotesis testing. International Journal of Epidemiology*, 91-95.
- World Health Organization, W. (2016). *Global Report on Diabetes*. https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/204871/9789241565257_eng.pdf;jsessionid=230EE45AE665CC5D58EBE99FA2F35021?sequence=1