



MODEL SURVIVAL HIDUP PASIEN KANKER MATA MENGUNAKAN METODE KAPLAN-MEIER DAN REGRESI COX PROPORTIONAL HAZARD

Deyana Maulidya Rahmawan, Delia Nur Haliza, Samsul Arifin*, Al Hujjah
Asianingrum

Program Studi Statistika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas
Lambung Mangkurat, Indonesia,
Jl. Jend. A. Yani km. 36 Banjarbaru 70714, Kalsel
*email: samsularr@ulm.ac.id

ABSTRACT

Eye cancer is a relatively rare disease, but it can cause permanent vision impairment and even death if not treated properly. Differences in cancer type and patients' clinical conditions are suspected to play a role in determining survival, so survival analysis is needed to describe survival patterns and identify factors affecting the risk of death. This study aims to analyze the survival of eye cancer patients and identify clinical factors influencing mortality risk using the Kaplan–Meier method and Cox Proportional Hazard regression. The research data were obtained from the Eye Cancer Patient Records dataset on the Kaggle platform, consisting of 5,000 medical records of eye cancer patients. Of these, 350 observations were used for Kaplan–Meier curve visualization so that survival patterns between groups could be more easily interpreted, while the Cox regression analysis was conducted using the prepared research data according to the modeling requirements. The results showed that cancer type was the only factor that significantly affected the risk of death. Patients with intraocular lymphoma had a hazard ratio of 1.54, meaning they had a 1.54 times higher risk of death compared to patients with retinoblastoma. Meanwhile, other variables such as gender, stage at first diagnosis, treatment type, surgery status, radiation therapy, and chemotherapy did not show a significant effect. Overall, these findings indicate that cancer type is the most prominent factor distinguishing survival between the two eye cancer groups analyzed.

Keywords: Eye Cancer, Survival Analysis, Kaplan-Meier, Cox Proportional Hazard, Hazard Ratio

ABSTRAK

Kanker mata merupakan penyakit yang relatif jarang, tetapi dapat menimbulkan gangguan penglihatan permanen hingga kematian apabila tidak ditangani secara tepat. Perbedaan tipe kanker dan kondisi klinis pasien diduga berperan dalam menentukan ketahanan hidup, sehingga analisis survival diperlukan untuk menggambarkan pola survival serta mengidentifikasi faktor yang memengaruhi risiko kematian pasien. Penelitian ini bertujuan menganalisis ketahanan hidup pasien kanker mata dan mengidentifikasi faktor klinis yang berpengaruh terhadap risiko kematian menggunakan metode Kaplan–Meier dan regresi *Cox Proportional Hazard*. Data penelitian berasal dari dataset *Eye Cancer Patient Records* pada platform Kaggle yang terdiri atas 5.000 rekam medis pasien kanker mata. Dari data tersebut, sebanyak 350 observasi digunakan untuk visualisasi kurva Kaplan–Meier agar pola survival antarkelompok lebih mudah dibaca, sedangkan analisis regresi Cox dilakukan pada data penelitian yang telah disiapkan sesuai kebutuhan pemodelan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tipe kanker merupakan satu-satunya faktor yang berpengaruh signifikan terhadap risiko kematian. Pasien dengan limfoma intraokular memiliki *hazard ratio* sebesar 1,54, yang berarti memiliki risiko kematian 1,54 kali dibandingkan pasien retinoblastoma. Sementara itu, variabel lain seperti jenis kelamin, stadium diagnosis pertama, tipe perawatan, status

operasi, terapi radiasi, dan kemoterapi tidak menunjukkan pengaruh yang signifikan. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa tipe kanker merupakan faktor yang paling menonjol dalam membedakan ketahanan hidup pada dua kelompok kanker mata yang dianalisis.

Kata kunci: Kanker Mata, Analisis Survival, Kaplan-Meier, Regresi Cox Proportional Hazard, Hazard Ratio

Received: 11 January 2026, Accepted: 20 April 2026, Published: 7 May 2026

PENDAHULUAN

Kanker masih menjadi salah satu masalah kesehatan utama di dunia karena berkontribusi besar terhadap angka kesakitan dan kematian. Menurut *World Health Organization* (WHO), kanker menyebabkan lebih dari 10 juta kematian secara global pada tahun 2020 (*World Health Organization*, 2025). Di antara berbagai jenis kanker, kanker mata termasuk kasus yang relatif jarang, tetapi tetap penting untuk diperhatikan karena dapat menyebabkan gangguan penglihatan permanen, kehilangan fungsi mata, hingga kematian apabila diagnosis dan penanganannya terlambat. Dalam penelitian ini, fokus diarahkan pada dua jenis kanker mata yang penting secara klinis, yaitu retinoblastoma dan limfoma intraokular, karena keduanya memiliki karakteristik perkembangan penyakit dan tingkat risiko kematian yang berbeda (FKUI, 2023).

Kanker mata merupakan pertumbuhan sel ganas pada bagian-bagian mata yang dapat merusak jaringan, mengganggu penglihatan, dan bahkan membahayakan nyawa jika tidak segera ditangani (Chandrabhatla *et al.*, 2023). Beberapa jenis kanker mata primer yang sering dijumpai antara lain melanoma okular, retinoblastoma, dan limfoma intraokular (Victor, 2023). Retinoblastoma adalah kanker ganas pada retina yang umumnya menyerang anak-anak dan dapat berkembang cepat, terutama bila ditemukan pada stadium lanjut. Penanganannya dapat berupa kemoterapi, radioterapi, terapi lokal, hingga enukleasi (Cassoux *et al.*, 2017). Sementara itu, limfoma intraokular juga merupakan jenis kanker mata yang perlu diperhatikan karena sering muncul dengan gejala ringan seperti penglihatan buram atau bintik melayang (*floaters*), sehingga mudah disangka sebagai peradangan biasa (Ningrom *et al.*, 2021). Pemeriksaan lebih mendalam sering diperlukan karena diagnosis limfoma intraokular tidak selalu mudah, dan perawatannya umumnya mencakup kemoterapi dan radioterapi (Chan & Wallace, 2004). Kedua jenis kanker ini menunjukkan bahwa tipe kanker, tingkat keparahan penyakit, serta jenis terapi memiliki peranan penting dalam menentukan ketahanan hidup pasien.

Sejumlah penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa ketahanan hidup pasien kanker dipengaruhi oleh karakteristik klinis tertentu. Penelitian yang dilakukan oleh (Fabian *et al.*, 2022) menunjukkan bahwa stadium penyakit berkaitan erat dengan peningkatan risiko kematian pada pasien retinoblastoma,

sedangkan pada penelitian Li *et al.* (2024) ditunjukkan bahwa analisis survival dapat digunakan untuk mengevaluasi pengaruh faktor klinis terhadap risiko kematian pasien. Penelitian lain yang dilakukan oleh Muchtariza dan Masnarivan (2025) menunjukkan bahwa terdapat beberapa faktor yang memengaruhi ketahanan hidup pasien kanker serviks. Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh Wahyuni dan Sallo (2022) menyatakan bahwa penting untuk memberikan dukungan kepada pasien kanker yang mana dapat memengaruhi ketahanan hidup penderita kanker. Selain itu, salah satu penelitian besar yang disebut *The Global Retinoblastoma Outcome Study*, melibatkan lebih dari empat ribu anak dari 149 negara, menemukan bahwa pasien yang terdiagnosis pada stadium lanjut memiliki risiko kematian yang jauh lebih tinggi dibandingkan pasien pada stadium awal. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk fokus pada beberapa variabel klinis yang relevan terhadap ketahanan hidup pasien kanker mata, yaitu jenis kelamin, tipe kanker, stadium diagnosis pertama, tipe perawatan, status operasi, terapi radiasi, dan kemoterapi. Variabel respons yang diamati adalah waktu bertahan hidup (dalam bulan) dan status akhir pasien. Pemilihan variabel-variabel tersebut dimaksudkan untuk memperoleh gambaran yang lebih jelas mengenai faktor-faktor yang berpotensi meningkatkan atau menurunkan risiko kematian pada pasien kanker mata.

Untuk menggambarkan pola ketahanan hidup, penelitian ini menggunakan metode Kaplan-Meier yang memungkinkan visualisasi perbedaan survival antarkelompok. Selanjutnya, Regresi Cox *Proportional Hazard* digunakan untuk mengestimasi *hazard ratio*, sehingga dapat diketahui faktor mana yang secara signifikan meningkatkan risiko kematian (Rosida *et al.*, 2024). Uji *proportional hazard* (PH test) diterapkan untuk memastikan bahwa model Cox memenuhi asumsi dasarnya (Ratih *et al.*, 2022). Pendekatan analisis ini juga digunakan dalam penelitian terdahulu yang menganalisis ketahanan hidup pasien dengan retinoblastoma rekuren menggunakan kurva Kaplan-Meier, dan model Cox PH untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi tingkat kematian (Li *et al.*, 2024).

Melalui kombinasi metode tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menentukan tipe kanker mata mana yang memiliki tingkat kematian lebih tinggi serta mengidentifikasi faktor-faktor klinis yang memengaruhi ketahanan hidup pasien. Hasil penelitian diharapkan memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai pola survival kanker mata serta dasar ilmiah untuk pengambilan keputusan klinis yang lebih tepat.

TINJAUAN PUSTAKA

Analisis Survival

Analisis survival merupakan metode statistik yang digunakan untuk mempelajari lama waktu hingga terjadinya suatu peristiwa tertentu (Austin, 2017). Variabel waktu yang diamati dapat dinyatakan dalam satuan hari, minggu, bulan,

atau tahun sesuai dengan kebutuhan penelitian. Peristiwa yang diamati dalam analisis survival biasanya berkaitan dengan kondisi akhir pada suatu proses, seperti kematian pada pasien penderita penyakit kronis, kekambuhan penyakit setelah perawatan, atau kesembuhan pasien (Jamila *et al.*, 2023). Dengan demikian, analisis survival berfokus pada hubungan antara waktu kejadian dengan faktor-faktor yang diduga memengaruhinya, sehingga dapat digunakan untuk menilai perbedaan peluang ketahanan hidup antar kelompok maupun mengidentifikasi variabel yang berperan terhadap durasi ketahanan hidup tersebut.

Variabel T didefinisikan sebagai suatu variabel acak yang nilainya selalu positif dan merepresentasikan lama waktu seorang individu bertahan hingga terjadinya suatu kejadian. Untuk variabel acak T yang memiliki fungsi densitas peluang $f(t)$ (Firsawan *et al.*, 2022), bentuk fungsi distribusi kumulatifnya ditunjukkan pada persamaan (1) berikut:

$$F(t) = P(T \leq t) = \int_0^t f(u) du \quad (1)$$

Fungsi survival mengukur probabilitas individu ketahanan hidup sampai waktu t (*event*) dan dinyatakan persamaan (2) sebagai berikut:

$$S(t) = P[T > t] = \int_t^{\infty} f(u) du \quad (2)$$

Berdasarkan definisi tersebut, dapat diperoleh persamaan baru yang menyatakan hubungan antara fungsi survival dan fungsi distribusi kumulatif, yaitu:

$$S(t) = 1 - \int_0^t f(u) du = 1 - P[T \leq t] = 1 - F(t) \quad (3)$$

Dalam suatu distribusi, nilai tengah dan besar penyebaran datanya yakni *mean* dan variansi memegang peran penting, termasuk pula dalam analisis survival. Selain memperhatikan fungsi survival, analisis ini juga mempertimbangkan fungsi hazard yang menekankan peluang terjadinya suatu kejadian pada waktu tertentu. Karena itu, fungsi hazard memberikan perspektif yang berlawanan dengan fungsi survival, sebab fungsi ini menyoroti momen terjadinya event (Mikulec, 2019).

Fungsi hazard $h(t)$ menggambarkan peluang kejadian sesaat setelah waktu t , dengan asumsi bahwa individu tersebut masih bertahan hidup hingga waktu tersebut (Stare & Maucourt-Boulch, 2016). Secara umum, bentuk matematis dari fungsi hazard dapat dituliskan sebagai berikut::

$$h(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \Delta t | T \geq t)}{\Delta t} \quad (4)$$

Dengan menggunakan persamaan (4) sebagai dasar, bentuk persamaan (5) dapat diturunkan sebagai berikut:

$$h(t) = \frac{f(t)}{S(t)} \quad (5)$$

Fungsi densitas peluang dapat diperoleh dari turunan pertama fungsi survival yang diberi tanda negatif. Hubungan tersebut ditunjukkan pada persamaan (6) berikut:

$$f(t) = -S'(t) \quad (6)$$

Keterkaitan antara fungsi survival dan fungsi hazard dapat dirumuskan melalui persamaan (In) berikut:

$$-\int_0^t h(t)dt = \ln S(t) \quad (7)$$

Kurva survival Kaplan Meier digunakan untuk mengestimasi peluang ketahanan hidup dengan memvisualisasikan hubungan antara nilai fungsi survival pada waktu tertentu t dan durasi waktu sampai terjadinya kejadian (*Nematolahi et al.*, 2020). Bentuk umum kurva Kaplan–Meier dapat dituliskan sebagai berikut:

$$S(t_{(f)}) = S(t_{(f-1)}) \times \Pr(T > t_{(f)} \mid T \geq t_{(f)}) \quad (8)$$

$$S(t_{(f-1)}) = \prod_{i=1}^{f-1} \Pr(T > t_{(f)} \mid T \geq t_{(f)}) \quad (9)$$

Sementara itu, uji Log-rank merupakan metode statistik non-parametrik yang diterapkan dengan tujuan membandingkan kurva survival antar kelompok terutama apabila terdapat censoring. Uji ini banyak dipakai dalam penelitian klinis untuk menilai perbedaan efektivitas antara terapi baru dan terapi standar, serta untuk membandingkan kurva Kaplan–Meier antar beberapa kelompok (*Serviks et al.*, 2015). Berikut adalah hipotesis dan statistik uji yang digunakan dalam Log-rank test:

H_0 : tidak ada perbedaan pada kurva survival antara kelompok

H_1 : terdapat perbedaan pada kurva survival antara kelompok

Berikut adalah statistik ujinya:

$$X^2_{hitung} = \sum_{g=1}^G \frac{(O_g - E_g)^2}{E_g} \quad (10)$$

X^2_{hitung} = nilai chi-square hitung

O_g = frekuensi observasi pada kelompok ke- g

E_g = frekuensi harapan pada kelompok ke- g

G = jumlah seluruh kelompok/kategori

Σ = penjumlahan dari kelompok pertama sampai kelompok ke- G

Regresi Cox Proportional Hazard

Dalam model ini, asumsi yang mendasarinya adalah bahwa hazard antar individu bersifat proporsional, sehingga rasio fungsi hazard antara dua subjek tetap

konstan sepanjang waktu (Purnami *et al.*, 2021). Secara umum, bentuk model Cox Proportional Hazard untuk individu ke- i dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\hat{h}(t, X) = \hat{h}_0(t) \exp \left[\sum_{j=1}^p \hat{\beta}_j x_j \right] \quad (11)$$

$$\hat{h}(t, X) = \hat{h}_0(t) \exp (\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p) \quad (12)$$

Keterangan:

$\hat{h}(t, X)$: hazard rate pada individu ke- i pada waktu t dengan karakteristik X

$h_0(t)$: fungsi hazard dasar

β_j : parameter dari model regresi, dengan $j = 1, 2, \dots, p$

X : nilai variabel independen ke- j untuk individu ke- i dengan $i = 1, 2, \dots, n$

Model regresi Cox yang optimal diperoleh dengan mengestimasi koefisien dari variabel prediktor $X_1, X_2, \dots, X_p$ yang masing-masing dinyatakan sebagai $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$. Proses penaksiran parameter β dilakukan menggunakan metode *Maximum Partial Likelihood Estimation (MPLE)*. Dalam analisis survival, waktu terjadinya kejadian pada r individu diurutkan dari yang paling awal hingga terakhir, yaitu $t_{(1)} < t_{(2)} < \dots < t_{(i)} < \dots < t_{(r)}$, dengan $t_{(i)}$ menunjukkan waktu kejadian ke- i . Pada setiap waktu $t_{(i)}$, himpunan $R(t_{(i)})$ berisi individu-individu yang masih memiliki kemungkinan mengalami kejadian (Salerno & Li, 2023) karena masih bertahan hidup hingga waktu tersebut. Sementara itu, vektor $x_{(i)}$ menunjukkan nilai prediktor dari individu yang mengalami kejadian pada waktu $t_{(i)}$.

Bentuk *partial likelihood* pada model Cox Proportional Hazard dapat dituliskan dalam persamaan (13) berikut:

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^r \frac{\exp(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})}{\sum_{l \in R(t_{(i)})} \exp(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{lj})} \quad (13)$$

Fungsi log-likelihood dari persamaan (14) dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$\ln L(\beta) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} - \sum_{i=1}^r \ln \left[\sum_{l \in R(t_{(i)})} \exp \left(\sum_{j=1}^p \beta_j x_{lj} \right) \right] \quad (14)$$

Langkah berikutnya adalah mencari nilai maksimum dari fungsi log-partial likelihood. Pengujian terhadap signifikansi parameter dilakukan secara simultan dan parsial. Berikut adalah uji signifikansi parameter simultan dan parsial.

Uji simultan menggunakan hipotesis berikut:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

H_1 : minimal ada satu, dengan $k = 1, 2, \dots, p$ sehingga $\beta_k \neq 0$

Berikut statistik ujinya:

$$G^2 = -2 \ln \left(\frac{\max_{\omega} \ln L(\omega)}{\max_{\Omega} \ln L(\Omega)} \right) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) \quad (15)$$

Keterangan:

$L(\omega)$: nilai likelihood dari model dasar, yaitu fungsi likelihood regresi sebelum variabel prediktor ditambahkan.

$L(\Omega)$: nilai likelihood untuk model penuh, yaitu fungsi likelihood regresi setelah variabel prediktor dimasukkan ke dalam model.

Keputusan: H_0 ditolak jika nilai statistik uji $G^2 > \chi^2_{(\alpha, p)}$

Untuk mengetahui variabel prediktor mana yang memberikan pengaruh signifikan dalam model, dilakukan pengujian parsial terhadap setiap parameter pada tahap analisis berikutnya:

H_0 : variabel prediktor ke- k memiliki $\beta_k = 0$

H_1 : variabel prediktor ke- k memiliki $\beta_k \neq 0$

Berikut statistik ujinya:

$$W = \frac{(\hat{\beta}_k)^2}{(SE(\hat{\beta}_k))^2} \quad (16)$$

Keterangan:

$\hat{\beta}_k$: nilai estimasi parameter β_k

$SE(\hat{\beta}_k)$: *standard error* dari β_k

Keputusan: tolak H_0 jika $W > \chi^2_{(\alpha, p)}$ atau jika $p - value < \alpha$.

Asumsi paling mendasar dalam regresi Cox adalah menyatakan bahwa *hazard ratio* antar kelompok harus bersifat *proportional* sepanjang waktu (Kuitunen *et al.*, 2021). Hal ini terjadi karena model Cox tidak dirancang untuk menangani variabel nilainya berubah mengikuti waktu. Makna dari asumsi *proportional hazard* adalah bahwa efek predictor terhadap hazard tidak berubah terhadap waktu, serta perbandingan hazard antar kelompok tetap konstan pada setiap titik waktu (Elhafeez *et al.*, 2021). Asumsi *proportional hazard* dapat diuji melalui pendekatan uji asumsi PH dengan residual Schoenfeld. Residual tersebut dihitung untuk setiap individu yang mengalami event dan untuk masing-masing variabel prediktor yang terlibat dalam model (Xue *et al.*, 2013).

Hazard Ratio

Hazard ratio digunakan untuk menunjukkan tingkat perubahan resiko yang dialami seseorang Ketika berada pada kondisi atau perlakuan tertentu, baik berupa peningkatan atau penurunan resiko (Li *et al.*, 2020).

Perbandingan tingkat risiko antara dua individu dapat diformulasikan sebagai berikut:

$$\widehat{HR} = \frac{\widehat{h}(t, X)}{\widehat{h}(t, X^*)} = \frac{\widehat{h}_0(t) \exp \sum_{j=1}^p \widehat{\beta}_j X_j}{\widehat{h}_0(t) \exp \sum_{j=1}^p \widehat{\beta}_j X_j^*} \quad (17)$$

$$= \exp \left[\sum_{j=1}^p \widehat{\beta}_j (X_j - X_j^*) \right] \quad (18)$$

METODE PENELITIAN

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari dataset *Eye Cancer Patient Records* yang diperoleh melalui platform Kaggle (Kumar, 2025). Dataset tersebut merupakan data sekunder yang memuat 5.000 rekam medis pasien kanker mata, meliputi informasi demografis, tipe kanker, stadium diagnosis pertama, jenis penanganan, serta data ketahanan hidup pasien. Variabel-variabel tersebut relevan untuk analisis survival karena dapat digunakan untuk menggambarkan waktu kejadian dan faktor-faktor klinis yang diduga memengaruhi risiko kematian. Dalam penelitian ini, data digunakan dalam dua tahap. Pertama, sebanyak 350 observasi digunakan pada tahap visualisasi kurva Kaplan-Meier agar pola survival antar kelompok dapat ditampilkan secara lebih jelas dan tetap representatif. Penggunaan seluruh 5.000 observasi untuk visualisasi menghasilkan kurva yang sangat rapat sehingga menyulitkan pembacaan pola umum antar kelompok. Kedua, tahap pemodelan regresi Cox dilakukan menggunakan data penelitian yang telah disiapkan sesuai kebutuhan analisis. Seluruh proses pengolahan data dilakukan dengan perangkat lunak RStudio menggunakan package survival dan survminer untuk estimasi kurva Kaplan-Meier, pengujian asumsi *proportional hazard* melalui residual Schoenfeld, serta pembentukan model regresi Cox.

Langkah-langkah Penelitian

Tahapan analisis dalam penelitian ini dilakukan sebagai berikut. Pertama, dilakukan penyiapan data dan pengkodean variabel penelitian sesuai kebutuhan analisis survival. Pada tahap ini, pengolahan data dilakukan menggunakan RStudio sebagai perangkat lunak utama, yang mencakup proses input data, pembersihan data, transformasi variabel, serta pembentukan objek survival. Kedua, dilakukan analisis deskriptif untuk melihat distribusi status akhir pasien berdasarkan masing-masing variabel klinis. Ketiga, dilakukan estimasi kurva Kaplan-Meier menggunakan RStudio untuk menggambarkan pola ketahanan hidup pasien pada setiap kelompok variabel. Keempat, dilakukan pemeriksaan asumsi *proportional hazard* menggunakan residual Schoenfeld melalui RStudio. Kelima, setelah asumsi terpenuhi, dilakukan pemodelan regresi *Cox Proportional Hazard* dengan bantuan RStudio untuk mengidentifikasi variabel yang berpengaruh signifikan terhadap risiko kematian. Terakhir, interpretasi hasil dilakukan melalui koefisien model, nilai p-value, dan *hazard ratio* pada variabel yang signifikan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan dalam penelitian ini disajikan secara bertahap untuk memberikan gambaran yang utuh mengenai ketahanan hidup pasien kanker mata. Analisis diawali dengan penyajian distribusi frekuensi karakteristik pasien berdasarkan status akhir, kemudian dilanjutkan dengan kurva Kaplan–Meier untuk melihat pola peluang bertahan hidup pada setiap kelompok variabel. Selanjutnya, dilakukan pengujian asumsi *proportional hazard* sebagai dasar kelayakan model, sebelum akhirnya digunakan regresi *Cox Proportional Hazard* untuk mengidentifikasi faktor-faktor klinis yang berpengaruh terhadap risiko kematian pasien. Melalui tahapan ini, pembahasan tidak hanya menggambarkan pola survival secara deskriptif, tetapi juga memberikan penjelasan inferensial mengenai variabel yang paling berperan dalam menentukan prognosis pasien kanker mata.

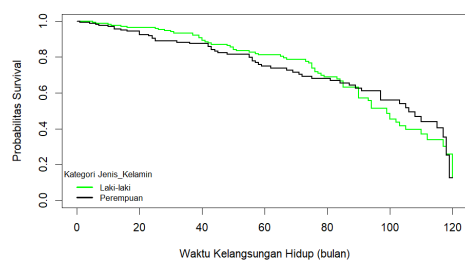
Tabel 2. Tabel Frekuensi Distribusi

Variabel	Retinoblastoma		Lymphoma	
	<i>Censored</i> (n=106)	<i>Died</i> (n=76)	<i>Censored</i> (n=119)	<i>Died</i> (n=49)
Jenis Kelamin				
Perempuan	21	52	103	54
Laki-laki	19	24	87	43
Stadium				
Diagnosis				
Pertama				
Stadium Tinggi	23	45	108	51
Stadium Rendah	17	31	80	43
Tipe Perawatan				
Operasi	24	62	107	52
Terapi Radiasi	19	32	78	35
Kemoterapi	21	23	98	48
Status Operasi				
Tidak	22	49	94	42
Ya	18	27	89	43
Terapi Radiasi				
Rendah	22	50	102	45
Menengah	18	25	84	37
Tinggi	19	27	85	43
Kemoterapi				
Rendah	25	38	108	49
Menengah	17	25	78	34
Tinggi	17	13	74	30

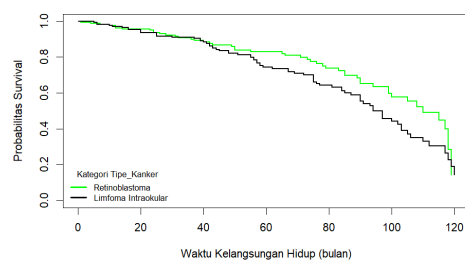
Tabel 2 menyajikan distribusi status akhir pasien berdasarkan berbagai variabel, yaitu jenis kelamin, tipe kanker stadium diagnosis pertama, tipe perawatan, status operasi, terapi radiasi, dan kemoterapi. Berdasarkan data, terlihat bahwa mayoritas pasien adalah wanita, dengan lebih banyak wanita yang meninggal dibandingkan pria. Dalam hal jenis kanker, retinoblastoma adalah jenis kanker yang paling banyak ditemui dalam dataset ini.

Kaplan-Meier

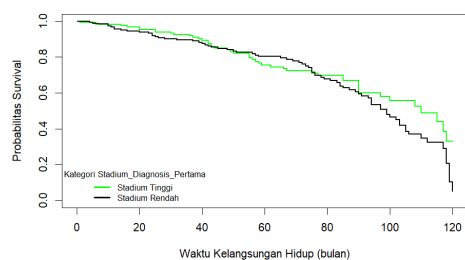
Analisis Kaplan–Meier digunakan dalam penelitian ini untuk menggambarkan peluang ketahanan hidup pasien kanker mata selama periode pengamatan berdasarkan masing-masing variabel klinis yang diteliti. Melalui kurva, dapat diamati pola penurunan probabilitas bertahan hidup dari waktu ke waktu serta perbedaan kecenderungan survival antar kelompok pasien. Visualisasi ini memberikan gambaran awal mengenai variabel mana yang cenderung berkaitan dengan ketahanan hidup yang lebih baik atau lebih rendah, sebelum dilakukan analisis lanjutan menggunakan regresi *Cox Proportional Hazard*.



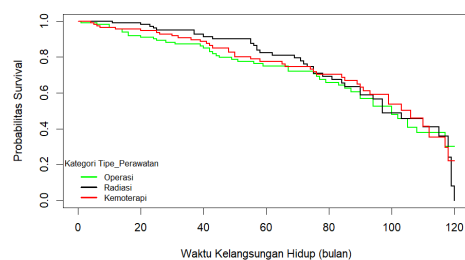
(a)



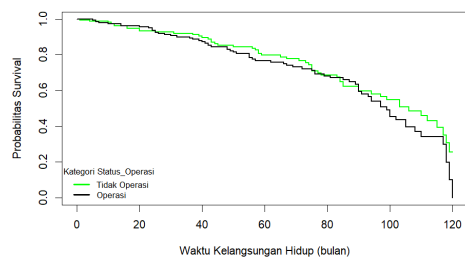
(b)



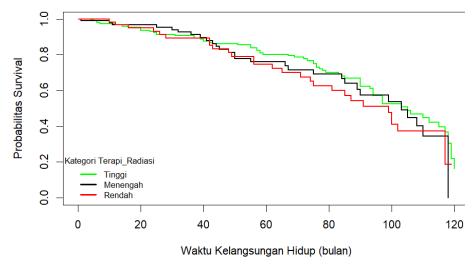
(c)



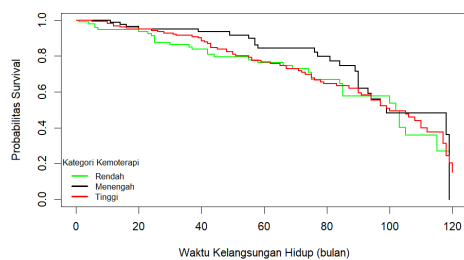
(d)



(e)



(f)



(g)

Gambar 1. Kurva Kaplan-Meier berdasarkan Jenis Kelamin (a), Tipe Kanker (b), Stadium Diagnosis Pertama (c), Tipe Perawatan (d), Status Operasi (e), Terapi Radiasi (f), Kemoterapi (g)

Berdasarkan Gambar 1 di atas, untuk jenis kelamin, grafik menunjukkan bahwa pasien laki-laki memiliki kelangsungan hidup yang lebih lama, dengan penurunan probabilitas yang lebih lambat dibandingkan pasien perempuan. Dalam tipe kanker, pasien dengan kanker retinoblastoma memiliki kelangsungan hidup yang lebih baik dibandingkan dengan pasien limfoma intraokular, yang menunjukkan penurunan kelangsungan hidup yang lebih cepat. Untuk stadium kanker, pasien pada stadium rendah memiliki kelangsungan hidup lebih lama, sementara pasien stadium tinggi mengalami penurunan kelangsungan hidup yang lebih cepat. Dalam hal tipe perawatan, semua tipe perawatan menunjukkan kurva kelangsungan hidup yang serupa, meskipun pasien yang menjalani operasi memiliki kelangsungan hidup yang sedikit lebih baik. Status operasi juga menunjukkan bahwa pasien yang menjalani operasi memiliki kelangsungan hidup yang lebih lama, dengan penurunan probabilitas yang lebih lambat. Sementara itu, dalam frekuensi terapi radiasi, pasien dengan frekuensi radiasi rendah memiliki kelangsungan hidup yang lebih lama, meskipun hasil ini lebih mencerminkan tingkat keparahan penyakit sejak awal, bukan jumlah radiasi. Begitu juga dengan frekuensi kemoterapi, pasien dengan frekuensi kemoterapi rendah cenderung memiliki kelangsungan hidup yang sedikit lebih baik, namun hal ini juga dipengaruhi oleh tingkat keparahan penyakit daripada jumlah kemoterapi yang diterima. Namun, perlu dicatat bahwa semua variabel dalam analisis ini terpotong, mengingat beberapa pasien masih dalam pengamatan pada akhir periode.

Sebelum dilakukan pemodelan menggunakan *regresi Cox Proportional Hazard*, terlebih dahulu perlu diuji apakah data memenuhi asumsi *proportional hazard*. Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa perbandingan hazard antar kelompok bersifat konstan sepanjang waktu, sehingga model Cox layak digunakan dalam analisis. Pada penelitian ini, pengujian asumsi *proportional hazard* dilakukan menggunakan pendekatan *goodness of fit* melalui residual Schoenfeld untuk setiap variabel prediktor serta secara global. Hasil pengujian tersebut disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Uji *Goodness of Fit* Asumsi *Proportional Hazard* pada Data Kanker Mata

Variabel	Chi-Square	DF	P-Value
Jenis Kelamin	0.59112	1	0.442
Tipe Kanker	0.00479	1	0.945
Stadium Diagnosis Pertama	2.88942	1	0.089
Tipe Perawatan	4.78446	2	0.091
Status Operasi	1.58712	1	0.208
Terapi Radiasi	0.07882	2	0.961
Kemoterapi	2.89169	2	0.236
GLOBAL	11.07463	10	0.352

Berdasarkan Tabel 3, hasil uji asumsi *proportional hazard* dilakukan menggunakan metode *goodness of fit* melalui residual Schoenfeld menunjukkan bahwa asumsi *proportional hazard* terpenuhi untuk seluruh variabel. Tidak satu pun variabel yang menunjukkan pelanggaran terhadap asumsi ini, dengan nilai *p-value* tertinggi pada variabel Terapi Radiasi ($p = 0.961$) dan terendah pada variabel Stadium Diagnosis Pertama ($p = 0.089$). Uji global lebih lanjut mengonfirmasi temuan ini dengan nilai *p-value* sebesar 0.352.

Setelah seluruh variabel dinyatakan memenuhi asumsi *proportional hazard*, tahap selanjutnya adalah melakukan pemodelan menggunakan regresi Cox *Proportional Hazard*. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi variabel-variabel klinis yang berpengaruh terhadap risiko kematian pasien kanker mata secara simultan. Melalui model ini, dapat diketahui arah pengaruh masing-masing variabel berdasarkan nilai koefisien, serta signifikansi statistiknya melalui uji parsial. Hasil pemodelan regresi Cox *Proportional Hazard* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Model Regresi Cox

Variabel	Coefficient	Wald Chi-Square	df	Pr(> z)
Jenis Kelamin	-0.025571875	0.01904234	1	0.890
Tipe Kanker	0.434387819	5.20336549	1	0.023*
Stadium Diagnosis Pertama	0.236368787	1.62727106	1	0.202
Tipe Perawatan	-0.83021989	0.17595592	2	0.916
Status Operasi	0.236963159	1.58044863	1	0.209
Terapi Radiasi	0.090944424	1.68800755	2	0.430
Kemoterapi	-0.374823768	1.97329671	2	0.373

Berdasarkan Tabel 4, hasil model regresi Cox menunjukkan bahwa dari semua variabel, hanya tipe kanker yang memiliki pengaruh signifikan secara statistik terhadap ketahanan hidup pasien. Variabel ini memiliki koefisien positif (0.434), yang mengindikasikan bahwa jenis kanker tertentu dikaitkan dengan peningkatan risiko kejadian (seperti kematian) atau penurunan ketahanan hidup. Tidak signifikannya variabel lain dalam model menunjukkan bahwa pada data yang dianalisis, pengaruh jenis kelamin, stadium diagnosis pertama, tipe perawatan, status operasi, terapi radiasi, dan kemoterapi terhadap risiko kematian belum terlihat cukup kuat secara statistik setelah dianalisis secara bersama-sama. Kondisi ini dapat terjadi karena perbedaan antar kelompok relatif kecil, variasi data yang cukup besar, atau karena pengaruh variabel-variabel tersebut telah tertutup oleh peran tipe kanker yang lebih dominan dalam membedakan risiko kematian pasien.

Berdasarkan hasil estimasi model regresi Cox, hasil analisis menunjukkan bahwa limfoma intraokular terbukti secara signifikan lebih mematikan dibandingkan retinoblastoma. Pasien dengan limfoma intraokular memiliki risiko kematian 1.54 kali lebih tinggi (atau meningkat 54%) selama masa penelitian dibandingkan pasien retinoblastoma. Temuan ini telah memperhitungkan berbagai faktor lain seperti usia, jenis perawatan, stadium kanker dan lainnya, sehingga dapat

disimpulkan bahwa jenis kanker merupakan penentu prognosis yang independen, dengan limfoma intraokular menunjukkan status akhir pasien yang lebih buruk dibandingkan retinoblastoma.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis Kaplan–Meier dan regresi *Cox Proportional Hazard*, dapat disimpulkan bahwa tipe kanker berpengaruh signifikan terhadap ketahanan hidup pasien kanker mata. Pasien dengan limfoma intraokular memiliki peluang ketahanan hidup yang lebih rendah serta risiko kematian 1,54 kali lebih tinggi dibandingkan pasien dengan retinoblastoma. Sementara itu, variabel jenis kelamin, stadium diagnosis pertama, tipe perawatan, status operasi, terapi radiasi, dan kemoterapi tidak menunjukkan pengaruh signifikan terhadap risiko kematian. Selain itu, hasil uji *proportional hazard* menunjukkan bahwa seluruh variabel telah memenuhi asumsi model, sehingga model Cox yang digunakan dinyatakan valid. Hal ini menunjukkan bahwa tipe kanker dapat dinyatakan sebagai faktor yang paling dominan dalam menentukan prognosis pasien kanker mata.

REFERENSI

- Abd Elhafeez, S., D'Arrigo, G., Leonardis, D., Fusaro, M., Tripepi, G., & Roumeliotis, S. (2021). Methods to Analyze Time-to-Event Data: The Cox Regression Analysis. *Oxidative Medicine and Cellular Longevity*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/1302811>
- Austin, P. C. (2017). A tutorial on multilevel survival analysis: Methods, models and applications. *International Statistical Review*, 85(2), 185–203. <https://doi.org/10.1111/insr.12214>
- Cassoux, N., Lumbroso, L., Levy-Gabriel, C., Aerts, I., Doz, F., & Desjardins, L. (2017). Retinoblastoma: Update on Current Management. *Asia-Pacific Journal of Ophthalmology*, 6(3), 290–295. <https://doi.org/10.22608/APO.201778>
- Chan, C. C., & Wallace, D. J. (2004). Intraocular lymphoma: Update on diagnosis and management. *Cancer Control*, 11(5), 285–295. <https://doi.org/10.1177/107327480401100502>
- Chandrabhatla, A. S., Horgan, T. M., Cotton, C. C., Ambati, N. K., & Shildkrot, Y. E. (2023). Clinical Applications of Machine Learning in the Management of Intraocular Cancers: A Narrative Review. *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 64(10). <https://doi.org/10.1167/iovs.64.10.29>
- Fabian, I. D., Abdallah, E., Abdullahi, S. U., Abdulqader, R. A., Abdulrahman, A. A., Abouelnaga, S., Ademola-Popoola, D. S., Adio, A., Afifi, M. A., Afshar, A. R., Aggarwal, P., Aghaji, A. E., Ahmad, A., Akib, M. N., Akinsete, A., Al Harby, L., Al Mesfer, S., Al Ani, M. H., Alarcón Portabella, S., Bowman, R. (2022). The Global Retinoblastoma Outcome Study: A Prospective, Cluster-based Analysis of 4064 Patients from 149 Countries. *The Lancet Global Health*, 10(8), e1128–e1140. [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(22\)00250-9](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(22)00250-9)
- Firsawan, I., Debataraja, N. N., & Rizki, S. W. (2022). *Analisis Survival Pada Data*

- Tersensor Tipe I Dengan Metode Kaplan Meier. INTISARI. 11(1), 19–26.*
- Jamila, R., Fatekurohman, M., & Anggraeni, D. (2023). Analisis Faktor Risiko Kematian Ibu di Kabupaten Jember Menggunakan Cox Proportional Hazard. *ESTIMASI: Journal of Statistics and Its Application*, 4(2), 220-229.
- Kuitunen, I., Ponkilainen, V. T., Uimonen, M. M., Eskelinen, A., & Reito, A. (2021). Testing the Proportional Hazards Assumption in Cox Regression and Dealing with Possible Non-Proportionality in Total Joint Arthroplasty Research: Methodological Perspectives and Review. *BMC Musculoskeletal Disorders*, 22(1), 1–7. <https://doi.org/10.1186/s12891-021-04379-2>
- Kumar, A. (2025). *Eye Cancer Patient Records*. Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/ak0212/eye-cancer-patient-records>
- Li, N., Wang, Y. Z., Zhang, Y., Zhang, W. L., & Huang, D. S. (2024). Characteristics of Patients with Recurrent Retinoblastoma: A Survival Analysis. *BMC Cancer*, 24(1), 1–7. <https://doi.org/10.1186/s12885-024-12058-3>
- Li, P., Liu, P., Yang, Y., Wang, L., Liu, J., Bin, X., Lang, J., & Chen, C. (2020). Hazard Ratio Analysis of Laparoscopic Radical Hysterectomy for IA1 With LVSI-IIA2 Cervical Cancer: Identifying the Possible Contraindications of Laparoscopic Surgery for Cervical Cancer. *Frontiers in Oncology*, 10(July), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fonc.2020.01002>
- Mikulec, A. (2019). The Hazard Function and its Role in A Non-Parametric Duration Analysis of Enterprises in the Łódzkie Voivodeship. *Econometrics*, 23(3), 59–75. <https://doi.org/10.15611/EADA.2019.3.06>
- Muchtariza, S., & Masnarivan, Y. (2025). Ketahanan Hidup Penderita Kanker Serviks di Indonesia Systematic Review. *Jurnal Kesehatan Medika Saintika*, 16(1), 285-296.
- Nematollahi, S., Nazari, S., Shayan, Z., Ayatollahi, S. M. T., & Amanati, A. (2020). Improved Kaplan-Meier Estimator in Survival Analysis Based on Partially Rank-Ordered Set Samples. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/7827434>
- Ningrom, I. C., Maulana, A. M., Susiyadi, S., & Janah, R. (2021). Karakteristik Pasien Tumor Orbita Di PMN RS Mata Cicendo Bandung Periode 2017-2018. *Herb-Medicine Journal: Terbitan Berkala Ilmiah Herbal, Kedokteran dan Kesehatan*, 4(2), 68-79.
- Purnami, S. W., Putra, R. S., Edina, A. I., Pertiwi, I. N., Sukur, E., & Soraya, N. (2021). Cox Model Survival Analysis to Evaluate Treatment of Electro-Capacitive Cancer Therapy (ECCT) for Cancer Patients. *Journal of Physics: Conference Series*, 1863(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1863/1/012036>
- Ramandhani, M. N., Setyawati, R., & Melastuti, E. (2026). Hubungan Resiliensi dengan Kualitas Hidup pada Pasien Kanker Payudara yang Menjalani Kemoterapi di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang. *Journal of Health, Medical, and Psychological Studies*, 1(3), 224-234.
- Ratih, I. D., Retnaningsih, S. M., & Lestari, I. A. (2022). Analisis Regresi Cox Proportional Hazard Waktu Tunggu Mendapatkan Pekerjaan Lulusan Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember. *Jurnal Aplikasi Matematika dan Statistik*.
- Rosida, A., Fatekurohman, M., Dewi, Y. S., & Arif, M. Z. (2024). Cox Proportional

- Hazard Model for Analysis of Farmers Insurance Premium Payment Period. *BERKALA SAINSTEK*, 12(3), 108-115.
- Salerno, S., & Li, Y. (2023). *High-Dimensional Survival Analysis: Methods and Applications*. 10(1), 25–49. <https://doi.org/10.1146/annurev-statistics-032921-022127>. High-Dimensional
- Serviks, K., Surabaya, S., Dwi, K., & Wulan, S. (2015). *Analisis Kanker Serviks*. 4(2), 199–204.
- Stare, J., & Maucourt-Boulch, D. (2016). Odds Ratio, Hazard Ratio and Relative Risk. *Metodoloski Zvezki*, 13(1), 59–67. <https://doi.org/10.51936/uwah2960>
- Victor, D. (2023). Neoplastic Disorders of Visual Apparatus: Advances and Management. *Global Journal of Health Sciences*, 8(1), 29–49. <https://doi.org/10.47604/gjhs.1765>
- Wahyuni, A. S., & Sallo, A. K. M. (2022). Dukungan Keluarga dan Kualitas Hidup Penderita Kanker Payudara. *Journal Of Midwifery And Nursing Studies*, 4(2).
- World Health Organization. (2025). *Cancer*. WHO. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cancer?utm_source
- Xue, X., Xie, X., Gunter, M., Rohan, T. E., Wassertheil-Smoller, S., Ho, G. Y. F., Cirillo, D., Yu, H., & Strickler, H. D. (2013). Testing the Proportional Hazards Assumption in Case-Cohort Analysis. *BMC Medical Research Methodology*, 13(88). <https://doi.org/10.1186/1471-2288-13-88>