



SKRIPSI

**PENERAPAN MODEL *DEEPSURV* DALAM
ANALISIS *SURVIVAL* DAN PREDIKSI
MORTALITAS PADA PASIEN HEMODIALISIS**

RIZKI AMANDA
NPM 22083010045

DOSEN PEMBIMBING
Aviolla Terza Damaliana, S.Si., M.Stat.
Dr. Ir. Mohammad Idhom, S.P., S.Kom., M.T.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI SAINS DATA
SURABAYA
2026**

LEMBAR PENGESAHAN

PENERAPAN MODEL *DEEPSURV* DALAM ANALISIS *SURVIVAL* DAN PREDIKSI MORTALITAS PADA PASIEN HEMODIALISIS

Oleh:
RIZKI AMANDA
NPM. 22083010045

Telah dipertahankan di hadapan dan diterima oleh Tim Penguji Sidang Skripsi Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur pada Tanggal 15 Juni 2026:

Menyetujui,

Aviolla Terza Damaliana, S.Si., M.Stat.
NIP. 19940802 202203 2 015


.....

(Pembimbing I)

Dr. Ir. Mohammad Idhom, S.P., S.Kom., M.T.
NIP. 19830310 202121 1 006


.....

(Pembimbing II)

Trimono, S.Si., M.Si.
NIP. 19950908 202203 1 003


.....

(Ketua Penguji)

Shindi Shella May Wara, M. Stat.
NIP. 19960518 202406 2 003


.....

(Penguji I)

Mengetahui,

Dekan Fakultas Ilmu Komputer



Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT.
NIP. 19681126 199403 2 001

LEMBAR PERSETUJUAN

**PENERAPAN MODEL *DEEPSURV* DALAM ANALISIS *SURVIVAL* DAN
PREDIKSI MORTALITAS PADA PASIEN HEMODIALISIS**

Oleh:
RIZKI AMANDA
NPM. 22083010045

Telah disetujui untuk mengikuti Ujian Skripsi



Menyetujui,

**Plt Koordinator Program Studi Sains Data
Fakultas Ilmu Komputer.**

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, ST., MT.
NIP. 19700619 202121 1 009

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Rizki Amanda
NPM : 22083010045
Program : Sarjana (S1)
Program Studi : Sains Data
Fakultas : Fakultas Ilmu Komputer

Menyatakan bahwa dalam dokumen ilmiah Skripsi ini tidak terdapat bagian dari karya ilmiah lain yang telah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu lembaga Pendidikan Tinggi, dan juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang/lembaga lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam dokumen ini dan disebutkan secara lengkap dalam daftar pustaka.

Dan saya menyatakan bahwa dokumen ilmiah ini bebas dari unsur-unsur plagiasi. Apabila di kemudian hari ditemukan indikasi plagiat pada Skripsi ini, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya tanpa ada paksaan dari siapapun juga dan untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.



Surabaya, Juni 2026
Yang Membuat Pernyataan,



RIZKI AMANDA
NPM. 22083010045

ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM : RIZKI AMANDA / 22083010045
Judul Skripsi : Penerapan Model *Deepsurv* dalam Analisis *Survival* dan Prediksi Mortalitas pada Pasien Hemodialisis
Dosen Pembimbing : 1. Aviolla Terza Damaliana, S.Si., M.Stat.
2. Dr. Ir. Mohammad Idhom, S.P., S.Kom., M.T.

Penyakit Ginjal Kronis (PGK) merupakan salah satu penyebab kematian utama di Indonesia. Secara nasional, angka kematian akibat gagal ginjal mencapai lebih dari 42.000 jiwa per tahun, sedangkan Data Dinas Kesehatan Surabaya hingga Juni 2024 mencatat sebanyak 308 pasien menderita gagal ginjal kronis. Tingginya risiko mortalitas pada pasien hemodialisis menunjukkan perlunya sistem prediksi yang mampu menganalisis kelangsungan hidup dan risiko kematian pasien secara individual untuk mendukung pengambilan keputusan klinis. Penelitian ini bertujuan menganalisis *survival* dan memprediksi risiko mortalitas pasien hemodialisis di RSUD Haji Surabaya menggunakan metode *DeepSurv*. Data penelitian dibagi menjadi data pelatihan sebesar 80% (243 pasien) dan data pengujian sebesar 20% (61 pasien). *DeepSurv* dipilih karena mampu memodelkan hubungan *nonlinier* dan hubungan kompleks antarvariabel klinis yang sulit dijelaskan oleh model *survival* konvensional. Hasil analisis menggunakan metode konvensional menunjukkan bahwa hanya frekuensi dialisis per bulan yang berpengaruh signifikan terhadap kelangsungan hidup pasien, sedangkan model *Deepsurv* menunjukkan seluruh variabel mempengaruhi risiko kematian. Berdasarkan evaluasi model, *DeepSurv* menghasilkan nilai *C-Index* sebesar 0,901 pada data pelatihan dan 0,931 pada data pengujian, lebih tinggi dibandingkan *Cox Proportional Hazard* (0,852) dan *Cox Spline* (0,866), serta memiliki nilai *Integrated Brier Score* (IBS) terendah sebesar 0,0557. Penelitian ini juga mengimplementasikan hasil prediksi ke dalam *Graphical User Interface* (GUI) untuk menampilkan probabilitas kematian dan stratifikasi risiko pasien secara *real time*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *DeepSurv* memberikan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan metode *survival* konvensional dalam memprediksi risiko mortalitas pasien hemodialisis.

Kata Kunci: *Gagal Ginjal, Deepsurv, Analisis Survival, Mortalitas, Hemodialisis*

ABSTRACT

Student Name / NPM : RIZKI AMANDA / 22083010045
Undergraduate Thesis Title : *Application of the DeepSurv Model for Survival Analysis and Mortality Prediction in Hemodialysis Patients*
Advisor : 1. Aviolla Terza Damaliana, S.Si., M.Stat.
2. Dr. Ir. Mohammad Idhom, S.P., S.Kom., M.T.

Chronic Kidney Disease (CKD) is one of the leading causes of mortality in Indonesia. Nationally, deaths caused by kidney failure exceed 42,000 cases annually, while data from the Surabaya Health Office reported 308 CKD patients as of June 2024. The high mortality risk among hemodialysis patients highlights the need for a predictive system capable of analyzing patient survival and mortality risk at an individual level to support clinical decision making. This study aims to analyze survival outcomes and predict mortality risk among hemodialysis patients at RSUD Haji Surabaya using the DeepSurv method. The dataset was divided into a training set comprising 80% (243 patients) and a testing set comprising 20% (61 patients). DeepSurv was selected because of its ability to model non linear relationships and complex interactions among clinical variables that are difficult to capture using conventional survival models. Results from conventional methods showed that only dialysis frequency per month had a statistically significant effect on patient survival, whereas the DeepSurv model indicated that all clinical variables contributed to mortality risk prediction. Based on model evaluation, DeepSurv achieved a C-index of 0.901 on the training set and 0.931 on the testing set, outperforming the Cox Proportional Hazard model (0.852) and Cox Spline model (0.866). Furthermore, DeepSurv obtained the lowest Integrated Brier Score (IBS) of 0.0557, indicating the smallest prediction error among the compared models. The study also implemented the prediction results in a Graphical User Interface (GUI) to provide real-time mortality probability estimates and patient risk stratification. These findings demonstrate that DeepSurv delivers superior predictive performance compared with conventional survival analysis methods for predicting mortality risk in hemodialysis patients.

Keywords: *Chronic Kidney Disease, Deepsurv, Survival Analysis, Mortality, Hemodialysis.*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya kepada penulis sehingga skripsi dengan judul **“Penerapan Model *Deepsurv* dalam Analisis *Survival* dan Prediksi Mortalitas pada Pasien Hemodialisis”** dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Ibu Aviolla Terza Damaliana, S.Si., M.Stat. selaku Dosen Pembimbing I dan Bapak Dr. Ir. Mohammad Idhom, S.P., S.Kom., M.T. selaku Dosen Pembimbing 2 yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan, nasehat serta motivasi kepada penulis. Selain itu, selama penyusunan skripsi penulis juga banyak menerima bantuan dari berbagai pihak. Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan petunjuk-Nya sehingga laporan ini dapat diselesaikan dengan baik dan tepat waktu.
2. Keluarga tercinta Mama, Papa, Kakak dan Adik penulis yang selalu menjadi sumber kekuatan melalui doa, dukungan, dan kepercayaan, sehingga penulis mampu menyelesaikan penelitian ini hingga akhir.
3. Teman-teman seperjuangan penulis dari hari pertama semester 1 sampai sekarang, Nezalfa Sabrina, Cahya Eka Melati, Jasmine Aulia, Adelia Yuandhika.
4. Seluruh dosen Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur yang telah memberikan ilmu dan bimbingan.
5. Teman-teman seperjuangan Sains Data Angkatan 2022 yang telah memberikan semangat dan dukungan selama proses penyusunan laporan.
6. Teman-teman SMP penulis yang telah menemani sampai saat ini.
7. Teman-teman SMA grup Zonasip yang kebersamaan penulis selama masa pengerjaan skripsi.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu dalam penyusunan laporan ini.

9. Kepada seluruh pasien hemodialisis, penulis mengucapkan terima kasih yang sebesar-besarnya atas keteguhan dan semangat dalam menjalani setiap proses pengobatan. Perjuangan yang dilalui tentu bukanlah hal yang mudah, namun tetap dijalani dengan penuh kekuatan dan harapan. Penulis juga ingin menyampaikan agar tetap semangat dalam menjalani terapi cuci darah, menjaga pola makan, serta mencukupi waktu istirahat dengan baik. Jangan menyerah pada keadaan, jangan kehilangan harapan, dan teruslah berjuang demi kualitas hidup yang lebih baik. Semoga setiap langkah pengobatan yang dijalani membawa kebaikan serta menjadi jalan menuju kondisi kesehatan yang lebih baik di masa mendatang.
10. Terima kasih kepada diri sendiri yang telah menguatkan diri selama pengerjaan skripsi dengan segala tantangan yang dihadapinya, tetap bertahan meskipun rasa lelah dan ragu sering datang menghampiri. Terima kasih telah memilih untuk tidak menyerah, terus berjuang, dan berusaha memahami setiap proses dengan sabar. Terima kasih telah berani menghadapi tekanan, menjaga komitmen, dan tetap percaya pada kemampuan diri sendiri. Semua perjuangan, waktu, dan air mata yang telah tercurah menjadi bukti keteguhan dan dedikasi yang luar biasa. Semoga rasa syukur dan kebanggaan ini menjadi pengingat bahwa setiap usaha tidak pernah sia-sia, dan setiap langkah yang diambil merupakan bagian dari perjalanan menuju versi terbaik dari diri sendiri.

Penulis menyadari bahwa di dalam penyusunan skripsi ini banyak terdapat kekurangan. Untuk itu kritik dan saran yang membangun dari semua pihak sangat diharapkan demi kesempurnaan penulisan skripsi ini. Dengan segala keterbatasan yang penulis miliki semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi semua pihak umumnya dan penulis pada khususnya.

Surabaya, Juni 2026

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN SAMPUL	ii
LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERSETUJUAN	iii
SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
DAFTAR NOTASI	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	6
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian	7
1.5. Manfaat Penelitian	8
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1. Penelitian Terdahulu	9
2.2. Kerangka Teori.....	14
2.2.1. RSUD Haji Surabaya	14
2.2.2. Gagal Ginjal	15
2.2.3. Hemodialisis.....	16
2.2.4. Analisis <i>Survival</i>	17
2.2.5. <i>Machine Learning</i>	31
2.2.6. <i>Deep Learning</i>	32
2.2.7. Analisis <i>Survival</i> dengan <i>Deepsurv</i>	32
2.2.8. Evaluasi Model.....	38

2.2.9.	<i>Streamlit Python</i>	42
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		43
3.1.	Variabel Penelitian dan Sumber Data.....	43
3.2.	Langkah Analisis	46
3.2.1.	Pengumpulan Data.....	48
3.2.2.	Pra Pemrosesan Data	48
3.2.2.1.	Pemahaman Data dan Eksploratori.....	49
3.2.2.2.	Penanganan Nilai Hilang	49
3.2.2.3.	Deteksi <i>Outlier</i>	50
3.2.2.4.	Pengkodean Data	50
3.2.2.5.	Normalisasi.....	51
3.2.2.6.	Pembagian Data.....	51
3.2.3.	Analisis <i>Survival</i> dengan Model <i>Cox Proportional Hazard</i>	52
3.2.4.	<i>Martingale Residual Plot</i> untuk Asumsi Linearitas	53
3.2.5.	Analisis <i>Survival</i> dengan Model <i>CPH Spline</i>	53
3.2.6.	Validasi Penelitian.....	54
3.2.7.	Analisis <i>Survival</i> dengan Model <i>Deepsurv</i>	55
3.2.8.	Perbandingan Model Analisis <i>Survival</i>	56
3.2.9.	Evaluasi Model Analisis <i>Survival</i>	57
3.2.10.	Implementasi Prediksi Kematian.....	58
3.2.11.	Implementasi <i>Website Streamlit</i> dengan Model <i>Deepsurv</i>	58
3.3.	Desain Sistem	59
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		61
4.1.	Pengumpulan Data.....	61
4.2.	Pra Pemrosesan Data	63
4.2.1.	Pemahaman Data dan Eksploratori.....	63
4.2.2.	Penanganan Nilai Hilang	74
4.2.3.	Deteksi <i>Outlier</i>	76
4.2.4.	Pengkodean Data	77
4.2.5.	Normalisasi.....	78
4.2.6.	Pembagian Data.....	79

4.3.	<i>Analisis Survival</i> dengan Model <i>Cox Proportional Hazard</i>	80
4.4.	<i>Martingale Residual Plot</i> untuk Asumsi Linearitas.....	88
4.5.	<i>Analisis Survival</i> dengan Model <i>Cox Proportional Hazard Spline</i>	90
4.6.	Validasi Penelitian	99
4.7.	<i>Analisis Survival</i> dengan Model <i>Deepsurv</i>	100
4.8.	Perbandingan Model Analisis <i>Survival</i>	115
4.9.	Evaluasi Model Analisis <i>Survival</i>	116
4.10.	Implementasi Prediksi Kematian	119
4.11.	Implementasi <i>Website Streamlit</i> dengan Model <i>Deepsurv</i>	121
BAB V PENUTUP		129
5.1.	Kesimpulan	129
5.2.	Saran Pengembangan	130
DAFTAR PUSTAKA		131
LAMPIRAN		135

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Struktur Organisasi RSUD Haji Surabaya [19].....	15
Gambar 2.2. Contoh Grafik Ketahanan Hidup.....	19
Gambar 2.3. Asumsi <i>Linear</i> Hemoglobin Terhadap Waktu.....	25
Gambar 2.4. Hubungan <i>Non linear</i> Hemoglobin dan Waktu.....	26
Gambar 2.5. Gambaran Arsitektur Analisis <i>Survival Deepsurv</i>	34
Gambar 3.1. Diagram Alur Penelitian.....	47
Gambar 3.2. Diagram Alur Pengumpulan Data.....	48
Gambar 3.3. Diagram Alur Pra Pemrosesan Data.....	48
Gambar 3.4. Diagram Alur Pemodelan <i>Deepsurv</i>	55
Gambar 3.5. Desain Sistem GUI <i>Streamlit</i>	59
Gambar 3.6. Desain GUI <i>Survival Analyst</i>	60
Gambar 4.1. Distribusi Kondisi Pasien.....	65
Gambar 4.2. Distribusi Penyakit Komorbid Pasien Hemodialisis.....	66
Gambar 4.3. Distribusi Jenis Kelamin.....	67
Gambar 4.4. Distribusi Frekuensi Dialisis.....	68
Gambar 4.5. Distribusi Usia Pasien.....	69
Gambar 4.6. Distribusi Kadar Hemoglobin Pasien.....	70
Gambar 4.7. Distribusi Kadar Kreatinin Pasien.....	71
Gambar 4.8. Distribusi Kadar Ureum Pasien.....	71
Gambar 4.9. Distribusi Tekanan Darah (Sistolik).....	72
Gambar 4.10. Distribusi Tekanan Darah (Diastolik).....	73
Gambar 4.11. Distribusi Variabel <i>Time to Event</i>	73
Gambar 4.12. <i>Feature Importance Cox Proportional Hazard</i>	87
Gambar 4.13. <i>Martingale Residual</i> untuk <i>Linearitas CPH</i>	89
Gambar 4.14. Perbandingan Hubungan Asumsi <i>Linear</i> dan <i>Spline</i>	91
Gambar 4.15. <i>Feature Importance Cox proportional hazard Spline</i>	98
Gambar 4.16. Validasi Penelitian.....	99
Gambar 4.17. Arsitektur model <i>Deepsurv</i>	101
Gambar 4.18. Kurva <i>Training vs Validation</i>	106

Gambar 4.19. Kurva <i>Deepsurv Risk Stratification</i>	110
Gambar 4.20. <i>Feature Importance Deepsurv</i>	114
Gambar 4.21. <i>Survival Curves Comparison</i>	115
Gambar 4.22. Kurva ROC Model <i>Deepsurv</i>	119
Gambar 4.23. Model Analisis <i>Survival</i>	120
Gambar 4.24. Halaman Awal <i>Website</i>	122
Gambar 4.25. Halaman <i>Input Data Website</i>	122
Gambar 4.26. Halaman Pemrosesan Data.....	123
Gambar 4.27. Halaman Hasil Pembersihan <i>Dataset</i>	124
Gambar 4.28. Halaman <i>Training Model Deepsurv</i> dan Evaluasi	125
Gambar 4.29. Halaman Hasil <i>Validation Loss Model Deepsurv</i>	125
Gambar 4.30. Hasil Probabilitas Kematian Pasien Hemodialisis	126
Gambar 4.31. Hasil Evaluasi Model <i>Deepsurv</i>	126
Gambar 4.32. <i>Output Model Deepsurv</i>	127
Gambar 4.33. Halaman Prediksi Pasien Baru	127
Gambar 4.34. Hasil Prediksi Pasien Baru	128

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu.....	9
Tabel 2.2. Contoh Data Tipe Lengkap	18
Tabel 2.3. Contoh Data Tipe 1 Sensor Kanan	18
Tabel 2.4. Contoh Data Tipe 2 Sensor Kanan.....	18
Tabel 2.5. Contoh Data Tipe 3	19
Tabel 3.1. Variabel Penelitian	43
Tabel 3.2. Struktur Data Penelitian	45
Tabel 4.1. Data Pasien Hemodialisis	61
Tabel 4.2. Hasil Analisis Deskriptif	63
Tabel 4.3. Hasil Penanganan Nilai Hilang	75
Tabel 4.4. <i>Outlier Dataset</i>	76
Tabel 4.5. Data Pasien Setelah <i>Pengkodean</i>	77
Tabel 4.6. Data Hasil Normalisasi.....	78
Tabel 4.7. Hasil <i>Pembagian data 80:20</i> Menggunakan <i>Hold Out</i>	79
Tabel 4.8. Contoh Data Pasien	81
Tabel 4.9. Contoh Iterasi Substitusi Nilai β	83
Tabel 4.10. Hasil Uji <i>Schoenfeld residual</i> CPH	84
Tabel 4.11. Hasil Uji <i>Wald</i> CPH	85
Tabel 4.12. Hasil Uji <i>Likelihood</i> CPH	86
Tabel 4.13. Hasil Uji <i>Schoenfeld residual</i> CPH <i>Spline</i>	93
Tabel 4.14. Hasil Uji <i>Wald</i> CPH <i>Spline</i>	95
Tabel 4.15. Hasil Uji <i>Likelihood</i> CPH <i>Spline</i>	97
Tabel 4.16. Bobot <i>Layer 1 Deepsurv</i>	102
Tabel 4.17. Bobot <i>Layer 2 Deepsurv</i>	104
Tabel 4.18. Bobot <i>Output Deepsurv</i>	105
Tabel 4.19. Perhitungan <i>Hazard</i> Individu Pasien.....	107
Tabel 4.20. Nilai Risiko Pasien Hemodialisis	108
Tabel 4.21. <i>Risk Stratification</i>	109
Tabel 4.22. Perhitungan Probabilitas Kematian	112

Tabel 4.23. Probabilitas Kematian.....	113
Tabel 4.24. Evaluasi <i>C-Index</i>	116
Tabel 4.25. <i>Integrated Brier Score</i>	117
Tabel 4.26. <i>Time Dependent AUC</i>	118

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Sertifikat Kelaikan Etik	135
Lampiran 2. Surat Penghadapan Mahasiswa Untuk Penelitian.....	136
Lampiran 3. Kode <i>Script</i> Penelitian	137
Lampiran 4. Kode <i>Script Website</i>	138

DAFTAR NOTASI

$S(t_i)$:	Probabilitas <i>survival</i> pada waktu t_i .
$S(t_{i-1})$:	Probabilitas <i>survival</i> pada waktu t_{i-1} .
t_i	:	Waktu terjadinya kejadian.
d_i	:	Jumlah kejadian (kematian) pada waktu t_i .
n_i	:	Jumlah individu yang masih berisiko tepat sebelum waktu t_i .
$h(t X)$:	Fungsi <i>hazard</i> pada waktu t untuk individu dengan kovariat X .
$h_0(t)$:	Fungsi <i>baseline hazard</i> pada waktu t .
$\beta^T X$:	Kombinasi linier antara variabel X dan koefisien regresi β .
$f(x)$:	Fungsi prediktor <i>non linear</i> dari <i>spline</i> .
$B_{km}(x_k)$:	Fungsi basis <i>spline</i> ke- m untuk kovariat ke- k .
M_k	:	Jumlah basis <i>spline</i> untuk kovariat ke- k .
$\lambda(t)$:	Laju <i>hazard</i> pada waktu t (alternatif notasi untuk $h(t)$).
$\mathbf{I}(\beta)$:	<i>Observed Fisher Information Matrix</i> negatif dari turunan kedua <i>log likelihood</i> .
$\mathbf{H}(\beta)$:	<i>Hessian matrix</i> , yaitu turunan kedua <i>log likelihood</i> .
$\mathbf{g}(\beta)$:	Gradien fungsi <i>log likelihood</i> .
$\mathbf{U}(\beta)$:	<i>Score function</i> , vektor turunan pertama dari <i>log partial likelihood</i> terhadap β .
$\hat{\beta}$:	Vektor estimasi parameter regresi pada model <i>Cox Spline</i> .
$\hat{\beta}_{reduced}$:	Vektor estimator parameter pada model tanpa <i>spline</i> .
$N_{konkordan}$:	Jumlah pasangan konkordan (prediksi benar).

N_{tie}	:	Jumlah pasangan dengan risiko sama (seri, dihitung 0,5).
$f(x_i; \theta)$:	Output dari <i>neural network</i> (<i>log risk function</i>) dengan parameter jaringan.
θ	:	Bobot dan bias jaringan yang dilatih.
L	:	Jumlah lapisan (<i>layer</i>) jaringan <i>neural</i> .
\mathbf{W}_L	:	Matriks bobot pada <i>layer</i> ke- L .
b_L	:	Bias pada <i>layer</i> ke- L .
σ	:	Fungsi aktivasi SELU.
$\lambda = 1,0507$:	Faktor skala untuk menjaga variansi.
$\alpha = 1,67326$:	Faktor untuk bagian negatif.
z	:	Nilai masuk ke <i>neuron</i> .
$R(T_i)$:	Himpunan pasien yang masih “berisiko” pada waktu T_i .
$L(\theta)$:	Nilai <i>loss function</i> yang diminimalkan.
δ_i	:	Indikator kejadian.
g_t	:	Gradien fungsi <i>loss</i> .
m_t	:	Rata rata gradien momentum (<i>first moment</i>).
v_t	:	Variansi gradien (<i>second moment</i>).
ϵ	:	Nilai kecil untuk stabilitas numerik.
\hat{m}_t, \hat{v}_t	:	Bias <i>corrected moments</i> .
θ_{t+1}	:	Parameter baru setelah iterasi ke- t .
\mathcal{L}_{t+1}	:	Nilai <i>loss function</i> pada iterasi ke- $t+1$.
$\hat{y}_{positif}$:	Skor prediksi (probabilitas) untuk sampel yang benar-benar positif.
$\hat{y}_{negatif}$:	Skor prediksi (probabilitas) untuk sampel yang benar-benar negatif.