

JURNAL STATISTIKA DAN SAINS DATA
Volume 4 Edisi 1, Oktober, 2026, 233-240
https://journal.student.uny.ac.id/index.php/jssd
https://dx.doi.org/10.21831/jssd.v4i1.25268

ANALISIS SURVIVAL PADA PASIEN GAGAL JANTUNG DENGAN MODEL *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES* (MARS)

Syarafina Fajri*, Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia
Dhoriva Urwatul Wutsqa, Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia
*e-mail: syarafinafajri.2021@student.uny.ac.id

Abstrak. Gagal jantung merupakan salah satu penyebab kematian tertinggi di Indonesia dengan prevalensi yang terus meningkat. Analisis survival digunakan untuk mengetahui faktor-faktor yang memengaruhi kelangsungan hidup pasien gagal jantung. Penelitian ini menerapkan model Cox Proportional Hazard dengan pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS). Data penelitian menggunakan dataset sekunder dari Chicco & Jurman (2020) yang terdiri dari 299 pasien dengan 13 variabel klinis. Analisis Kaplan-Meier digunakan untuk mendeskripsikan karakteristik pasien, dilanjutkan pemodelan Cox Proportional Hazard, dan residual Cox digunakan sebagai variabel respon pada pemodelan MARS. Pemilihan model terbaik didasarkan pada nilai Generalized Cross Validation (GCV) dan Mean Squared Error (MSE). Hasil penelitian menunjukkan bahwa semakin lama pasien menderita gagal jantung, probabilitas bertahan hidup semakin menurun. Model terbaik diperoleh dengan kombinasi BF=22, MI=3, dan MO=0 dengan GCV sebesar 0,2912. Faktor-faktor yang signifikan memengaruhi survival pasien adalah kadar kreatinin, umur, kadar CPK, kadar natrium, dan fraksi ejeksi darah.

Kata kunci: Analisis Survival, Cox Proportional Hazard, MARS, Gagal Jantung, Kaplan-Meier

Abstract. *Heart failure is one of the leading causes of death in Indonesia, with prevalence increasing every year. Survival analysis is used to identify factors affecting the survival of heart failure patients. This study applied the Cox Proportional Hazards (Cox PH) model with a Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) approach. The dataset used was secondary data from Chicco & Jurman (2020), consisting of 299 patients and 13 clinical variables. Kaplan-Meier analysis was employed to describe patient characteristics, followed by Cox PH modeling, with Cox residuals used as the response variable in MARS modeling. The best model was selected based on the lowest Generalized Cross Validation (GCV) and Mean Squared Error (MSE) values. The results indicated that the longer patients suffer from heart failure, the lower their survival probability. The best model was obtained with BF=22, MI=3, and MO=0, resulting in a GCV value of 0.2912. Significant variables influencing survival were creatinine level, age, CPK level, sodium level, and ejection fraction.*

Keywords: Survival Analysis, Cox Proportional Hazard, MARS, Heart Failure, Kaplan-Meier

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

PENDAHULUAN

Statistika memegang peran penting dalam kehidupan sehari-hari, terutama untuk mendukung pengambilan keputusan di berbagai sektor, termasuk kesehatan. Dalam konteks medis, fokus penelitian sering kali pada peristiwa tertentu, seperti kambuhnya penyakit atau kematian pasien, beserta durasi waktu hingga peristiwa tersebut terjadi (Kleinbaum & Klein, 1996). Analisis survival menjadi metode yang tepat karena mampu mempelajari hubungan antara waktu hingga kejadian dan variabel prediktor yang relevan, serta menangani data tersensor yang muncul ketika tidak semua subjek mengalami peristiwa hingga akhir penelitian (Lee & Wang, 2003).

Salah satu metode populer dalam analisis survival adalah Model Cox Proportional Hazard (Cox PH), yang mampu mengestimasi pengaruh variabel independen terhadap risiko kejadian tanpa memerlukan asumsi distribusi hazard dasar. Perkembangan terkini menggabungkan model Cox PH dengan pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS), yang memungkinkan pemodelan hubungan linear maupun non-linear antar variabel prediktor, serta interaksi antar variabel, menggunakan residual Cox sebagai variabel respon. Pendekatan ini meningkatkan fleksibilitas dan akurasi dalam mengidentifikasi faktor-faktor yang memengaruhi waktu survival.

Permasalahan kesehatan yang menjadi fokus penelitian ini adalah gagal jantung, suatu kondisi di mana jantung tidak mampu memompa darah secara optimal. Prevalensi gagal jantung terus meningkat, baik secara global maupun di Indonesia, dan merupakan penyebab kematian utama dalam beberapa dekade terakhir (Kemenkes RI, 2021). Faktor risiko utama yang memengaruhi kejadian gagal jantung antara lain hipertensi, obesitas, diabetes, penyakit jantung koroner, dan kebiasaan merokok. Pemahaman terhadap faktor-faktor ini dan hubungannya dengan waktu survival pasien sangat penting untuk mengidentifikasi kelompok pasien berisiko tinggi dan mendukung strategi penanganan yang lebih efektif.

Berdasarkan penelitian sebelumnya, MARS terbukti efektif untuk analisis survival pada kasus medis dengan banyak variabel prediktor, termasuk residual martingale dan deviance dari model Cox PH sebagai variabel respon. Oleh karena itu, penelitian ini mengaplikasikan model Cox PH dengan pendekatan MARS untuk menganalisis kelangsungan hidup pasien gagal jantung. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan wawasan baru terkait faktor-faktor yang signifikan dalam menentukan waktu survival pasien, serta mendukung pengembangan strategi perawatan yang lebih personal dan berbasis data.

METODE

A. Kajian Pustaka

Analisis Survival

Analisis survival merupakan analisis yang dapat digunakan pada data yang berhubungan dengan waktu mulai (time origin) atau titik awal (start point) yang jelas hingga terjadinya suatu peristiwa atau titik akhir tertentu (end point) (Ray & Collett, 1995). Fungsi utama dalam analisis survival adalah fungsi survival:

$$\boldsymbol{S(t) = P(T > t)}$$

yang menyatakan probabilitas seorang individu dapat bertahan hidup melebihi waktu *t*. Selain itu, fungsi hazard didefinisikan sebagai:

$$\boldsymbol{h(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{P(t \le T < t + \Delta t | t \ge t)}{\Delta t}}$$

yang merepresentasikan risiko terjadinya event pada waktu *t*.

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Model Cox Proportional Hazard

Model Cox Proportional Hazard merupakan model semiparametrik karena model cox memiliki sifat bahwa fungsi 31 hazard dasar tidak ditentukan secara spesifik (Kleinbaum & Klein, 1996). Secara umum, bentuk dari model regresi Cox Proportional Hazard dapat dituliskan sebagai berikut (Francis & Lawless, 1983).

$$\boldsymbol{h(t,X) = h0(t)\exp(\beta 1X1 + \beta 2X2 + \cdots + \beta pXp)}$$

di mana $\boldsymbol{h_0(t)}$ adalah fungsi hazard dasar, $\boldsymbol{\beta_i}$ adalah koefisien regresi, dan $\boldsymbol{X_i}$ adalah kovariat ke-$\boldsymbol{i}$. Model ini mengasumsikan bahwa hazard ratio antar individu bersifat proporsional terhadap waktu.

Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) merupakan kombinasi yang komplek antara metode spline dengan rekursif partisi untuk menghasilkan estimasi fungsi regresi yang kontinu (Friedman,1991). Persamaan umum model MARS ($f(x)$) (Friedman, 1991) dapat ditulis sebagai berikut.

$$\hat{f}(x) = \alpha_0 + \sum_{m=1}^{M} \alpha_m \prod_{k=1}^{K_m} \left[s_{km} \cdot \left(x_{v(k,m)} - \tau_{km} \right) \right]_+$$

dengan $\boldsymbol{B_m(x)}$ adalah basis fungsi spline yang dipilih secara adaptif dari data, $\boldsymbol{\beta_m}$ adalah parameter model, dan M adalah jumlah basis fungsi terpilih. Dalam penelitian ini, residual dari model Cox digunakan sebagai variabel respon dalam MARS untuk memodelkan pola non-linear yang tidak dapat ditangkap Cox PH standar.

Gagal Jantung

Gagal jantung merupakan kondisi dimana jantung tidak lagi mampu memompa pasokan darah yang memadai dalam kaitannya dengan aliran balik vena dan dalam kaitannya dengan kebutuhan metabolisme jaringan tubuh pada saat itu (Rampengan, 2014). Gagal jantung merupakan sindroma klinis dengan tanda dan gejala yang disebabkan oleh abnormalitas struktur dan/atau fungsi kardiak dan diikuti dengan adanya peningkatan kadar peptida natriureik dan/atau bukti objektif adanya kongesti patu maupun sistemik (PERKI, 2023). Pada gagal jantung, jantung tidak dapat menghantarkan curah jantung yang cukup untuk memenuhi kebutuhan metabolik tubuh (Imaligy, 2014).

B. Metode Analisis

Penelitian ini menggunakan data sekunder dari Chicco & Jurman (2020) yang terdiri atas 299 pasien gagal jantung dengan 13 variabel klinis, meliputi umur, jenis kelamin, kadar kreatinin, kadar natrium, fraksi ejeksi, kadar CPK, status anemia, diabetes, hipertensi, dan riwayat merokok.

Langkah analisis:

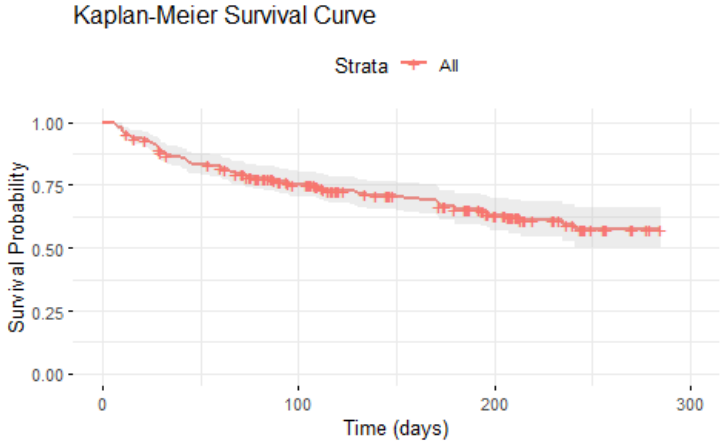
1. Analisis deskriptif menggunakan kurva Kaplan-Meier untuk menggambarkan probabilitas survival pasien.
2. Pemodelan Cox Proportional Hazard (Cox PH) untuk mengestimasi faktor risiko.
3. Pemodelan MARS dengan residual Cox (martingale dan deviance) sebagai variabel respon.
4. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai Generalized Cross Validation (GCV) dan Mean Squared Error (MSE).

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

1. Kurva Kaplan Meier



Gambar 1. Kurva Kaplan-Meier peluang survival pasien gagal jantung

Kurva Kaplan Meier dalam penelitian ini menunjukkan bahwa semakin lama pasien menderita gagal jantung, maka semakin besar risiko kematian pasien.

2. Fungsi Survival dan Fungsi Hazard Kumulatif

Tabel 1. Estimasi Fungsi Survival dan Fungsi Hazard Kumulatif

Time	N_risk	N_event	Fungsi Survival	Fungsi Hazard Kumulatif
4	223	1	0,995516	0,004484
7	222	2	0,986547	0,013493
8	220	1	0,982063	0,018039
10	219	3	0,968610	0,031737
11	216	2	0,959641	0,040997
12	214	0	0,959641	0,040997
14	213	2	0,950631	0,050386
15	211	1	0,946125	0,055126
16	210	0	0,946125	0,055126
20	209	2	0,937071	0,064695
22	207	0	0,937071	0,064695
23	206	2	0,927974	0,074404
24	204	1	0,923425	0,079306
4	223	1	0,995516	0,004484
7	222	2	0,986547	0,013493

Berdasarkan Tabel 1, dapat dilihat bahwa semakin lama pasien menderita gagal jantung, maka probabilitas bertahan hidup (fungsi survival) pasien gagal jantung semakin kecil. Sebaliknya, jika semakin lama pasien menderita gagal jantung maka resiko kematian (fungsi hazard kumulatif) semakin tinggi. Hal ini menunjukkan bahwa probabilitas kelangsungan hidup pasien gagal jantung berbanding terbalik dengan tingkat kelangsungan hidup pasien gagal jantung.

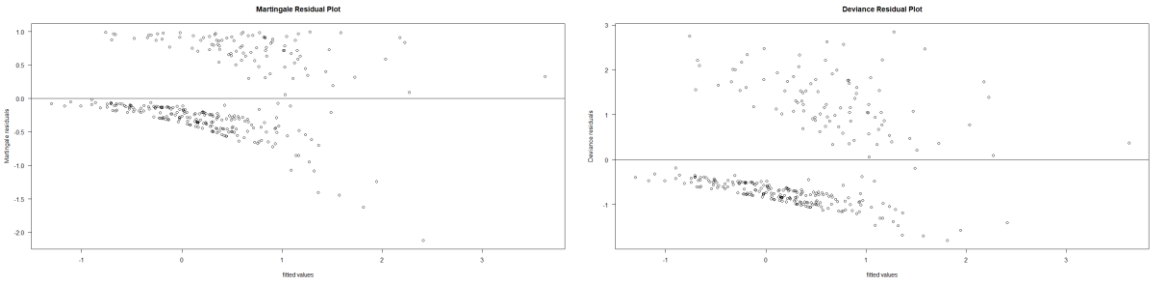
Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

3. Pemodelan Cox PH

Berdasarkan hasil uji asumsi *proportional hazards* menggunakan fungsi `cox.zph`, seluruh variabel dalam model memiliki *p-value* $> 0{,}05$, yang menunjukkan bahwa tidak ada pelanggaran asumsi *proportional hazards* secara individual. Selain itu, hasil uji global menunjukkan nilai Chi-square sebesar 8,08 dengan derajat kebebasan 11 dan *P-value* sebesar 0,71. Karena *P-value* lebih besar dari batas signifikansi 0,05 dan nilai Chi-square hitung lebih kecil dari nilai Chi-square tabel ($\approx 19{,}675$), maka dapat disimpulkan bahwa semua variabel memenuhi asumsi *proportional hazards*. Persamaan regresi *Cox Proportional Hazard* (Cox PH) merupakan model berdistribusi semiparametrik karena dalam persamaan Cox PH tidak memerlukan informasi mengenai distribusi khusus yang mendasari waktu survival dan untuk mengestimasi parameter regresi Cox PH tanpa harus menentukan fungsi hazard baseline. Berikut model regresi Cox PH dengan bantuan perangkat lunak R.

$$h(t \mid X) = h0(t) \cdot exp(\, 0.04589 \cdot umur + 0.4596 \cdot anemia - 0.0004498 \cdot kadar_CPK - 0.2934 \cdot diabetes - 0.4413 \cdot persentase_darah + 0.7514 \cdot hipertensi - 0.000002941 \cdot trombosit + 1.544 \cdot kadar_kreatinin - 0.03150 \cdot kadar_natrium - 0.5246 \cdot kelamin + 0.7004 \cdot merokok)$$

4. *Martingale Residual* dan *Deviance Residual*



Gambar 2. Plot *Martingale Residual* dan *Deviance Residual*

Plot *martingale residual* yang menunjukkan pola melengkung seperti parabola terbalik, yang mengindikasikan adanya ketidaksesuaian bentuk fungsional antara covariate dan log hazard dalam model. Pola melengkung pada plot menandakan bahwa hubungan antara *fitted values* dengan *martingale residual* bersifat non-linear, sehingga model dengan asumsi linieritas tidak mampu menangkap struktur data secara akurat. Plot *deviance residual* yang menunjukkan hubungan antara nilai *fitted* dan residual *deviance* memiliki pola melengkung dalam penyebaran residual. Pada bagian nilai *fitted* yang lebih tinggi, dimana residual cenderung menyebar lebih luas dan tidak simetris. Hal ini menunjukkan bahwa hubungan antara *fitted values* dengan *deviance residual* bersifat non-linear. Pendekatan regresi parametrik tidak dapat digunakan untuk memodelkan data dengan pola hubungan yang memiliki pola non-linear sehingga perlu digunakan pendekatan regresi nonparametrik. Pada penelitian ini digunakan MARS untuk pendekatan regresi nonparametrik. MARS digunakan karena data yang pada penelitian ini berdimensi tinggi dan tidak ada pola tertentu pada pola hubungan antara variabel prediktor dengan variabel respon.

5. Pemodelan MARS

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

Pemodelan MARS pada penelitian ini digunakan untuk memodelkan faktor-faktor yang memengaruhi kelangsungan hidup pasien gagal jantung. *Martingale residual* dan *deviance residual* digunakan sebagai variabel respon sedangkan faktor-faktor yang diduga memengaruhi kelangsungan hidup pasien gagal jantung. Pembentukan model MARS dilakukan dengan cara *trial and error* pada kombinasi nilai Basis Fungsi (BF), Maksimum Interaksi (MI), dan Minimum Observasi (MO). Friedman (1991) menyarankan untuk BF adalah 2, 3, dan 4 kalinya dari jumlah variabel prediktor, MI adalah 1, 2, dan 3, dan MO adalah 0, 1, 2, dan 3. Karena menggunakan 11 variabel prediktor, maka BF yang digunakan untuk kombinasi pembentukan model MARS adalah 22, 33, dan 44. MI yang digunakan adalah 1, 2, dan 3 serta MO yang digunakan adalah 0, 1, 2, dan 3. Model yang didapat dari kombinasi sebanyak 36 model dan model MARS terbaik diperoleh berdasarkan nilai GCV terkecil.

Berdasarkan hasil pemilihan model, model MARS dengan variabel respon *martingale residual* dipilih sebagai model terbaik karena memiliki nilai GCV = 0,2912 dan MSE = 0,2517 yang lebih kecil dibandingkan dengan model MARS dengan variabel respon *deviance residual* dengan nilai GCV = 1,0577 dan MSE = 0,9237. Sehingga model MARS untuk menentukan faktor-faktor yang memengaruhi kelangsungan hidup pasien gagal jantung terbaik adalah model MARS dengan variabel responnya *martingale residual*. Pemodelan MARS terbaik didapatkan model Cox PH adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned} h(t) &= h_0(t)\exp\left(\hat{y}_{martingale}\right) \\ &= h_0(t)\cdot\exp(-0{,}0532 + 5{,}8094(BF_1) - 10{,}0627(BF_2) + 3{,}3973(BF_3) \\ &\quad - 0{,}3133(BF_4) + 0{,}0139(BF_5BF_2) - 0{,}0001(BF_6BF_7) \\ &\quad + 0{,}0002(BF_6BF_4) + 0{,}1823(BF_8BF_9BF_4) \end{aligned}$$

Hasil pemodelan menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh terhadap kelangsungan hidup pasien gagal jantung sebagai berikut.

Tabel 2. Tingkat Kepentingan Variabel Prediktor

Variabel	Tingkat Kepentingan
Kadar Kreatinin	100 %
Umur	78,8 %
Kadar CPK	61,7 %
Kadar Natrium	61,7 %
Status Persentase Darah	40,4 %

hal ini menunjukkan bahwa kreatinin serum merupakan variabel paling dominan dalam memengaruhi risiko kematian pada pasien gagal jantung.

Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa variabel yang memengaruhi kelangsungan hidup pasien gagal jantung adalah kreatinin serum, umur, kadar CPK, kadar natrium, dan fraksi ejeksi. Variabel-variabel ini sejalan dengan temuan dalam berbagai penelitian sebelumnya. Penelitian oleh Irwansyah et al. (2015) yang menggunakan pendekatan Cox PH dengan MARS pada data penjualan produk elektronik menemukan bahwa martingale residual lebih baik digunakan dibandingkan deviance residual dalam pemodelan MARS. Hal ini konsisten dengan penelitian ini, di mana model terbaik juga diperoleh menggunakan martingale residual. Pada kasus kesehatan, Mutiah et al. (2019) menganalisis penyakit ginjal kronis menggunakan Cox PH dengan MARS dan mendapatkan bahwa martingale residual memberikan hasil pemodelan yang lebih baik. Penelitian ini juga menunjukkan pola serupa, yaitu MARS dengan martingale residual menghasilkan model yang lebih optimal dengan nilai GCV terkecil.

Hasil penelitian ini juga didukung oleh Khoirunnisa et al. (2024) yang menggunakan

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

analisis survival dengan pendekatan MARS pada pasien COVID-19. Mereka menemukan bahwa model MARS mampu mengidentifikasi variabel yang berpengaruh signifikan terhadap survival pasien dengan lebih fleksibel dibandingkan model linear. Kesimpulan ini mendukung penggunaan MARS pada penelitian gagal jantung karena sifatnya yang dapat menangkap hubungan non-linear antar variabel klinis. Dari sisi faktor klinis, temuan bahwa kreatinin serum merupakan variabel paling dominan dalam memengaruhi survival pasien gagal jantung sesuai dengan studi Groenewegen (2020) yang menyebutkan bahwa parameter laboratorium seperti kreatinin, natrium, dan fraksi ejeksi memberikan gambaran penting mengenai prognosis pasien gagal jantung. Selain itu, hasil ini konsisten dengan penelitian kohort internasional yang menunjukkan bahwa usia lanjut, gangguan fungsi ginjal, hiponatremia, serta rendahnya fraksi ejeksi merupakan prediktor mortalitas pada gagal jantung (Dunlay et al., 2009). Dengan demikian, penelitian ini memperkuat bukti empiris dari studi-studi sebelumnya bahwa MARS dengan martingale residual merupakan pendekatan yang unggul dalam analisis survival, serta menegaskan pentingnya parameter klinis seperti kreatinin, umur, CPK, natrium, dan fraksi ejeksi dalam menentukan prognosis pasien gagal jantung.

SIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa kelangsungan hidup pasien gagal jantung cenderung menurun seiring bertambahnya waktu, dengan distribusi waktu survival paling sesuai dimodelkan menggunakan distribusi Weibull. Pemodelan Cox Proportional Hazard mengidentifikasi bahwa variabel umur, fraksi ejeksi, kreatinin serum, natrium serum, dan kadar CPK berpengaruh signifikan terhadap risiko kematian. Hasil ini kemudian diperkuat oleh pemodelan MARS dengan martingale residual sebagai variabel respon, di mana model terbaik diperoleh dengan kombinasi BF=22, MI=3, dan MO=0 dengan nilai GCV sebesar 0,2912. Variabel yang paling berpengaruh terhadap survival pasien gagal jantung adalah kreatinin serum, diikuti oleh umur, kadar CPK, kadar natrium, dan fraksi ejeksi. Dengan demikian, faktor laboratorium dan demografi tersebut perlu menjadi perhatian utama dalam pemantauan dan penanganan pasien gagal jantung.

DAFTAR PUSTAKA

Chicco, D., & Jurman, G. (2020). Machine learning can predict survival of patients with heart failure from serum creatinine and ejection fraction alone. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *20*(1), 1–16. https://doi.org/10.1186/s12911-020-1023-5.

Dunlay, S. M., Weston, S. A., Jacobsen, S. J., & Roger, V. L. (2009). Risk factors for heart failure: a population-based case-control study. *American Journal of Medicine*, *122*(11), 1023–1028. https://doi.org/10.1016/j.amjmed.2009.04.022.

Francis, B., & Lawless, J. F. (1983). Statistical models and methods for lifetime data. *Biometrics*. https://doi.org/10.2307/2531129

Friedman, J. (1991). Multivariate adaptive regression splines. *The Annals of Statistics*, *19*(No. 1), 1–141.

Groenewegen, A., Rutten, F. H., Mosterd, A., & Hoes, A. W. (2020). Epidemiology of heart failure. *European Journal of Heart Failure*, *22*(8), 1342–1356. https://doi.org/10.1002/ejhf.1858

Imaligy, E. U. (2014). Tinjauan pustaka. *Gagal Jantung pada Geriatri*, *41*(1), 19–24.

Irwansyah, E., Stefani, D. A. N. ., & Bekti, R. . (2015). Cox Proportional hazard with

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649

multivariate adaptive regression splines to analyze the product sales time in e-commerce. *International Journal of Applied Mathematics and Statictic*, *53*(5).

Johnson, N. L., Kotz, S., & Balakrishnan, N. (1970). *Continuous univariated Distributions*.

Kemenkes RI. (2021). Penyakit jantung koroner didominasi masyarakat kota. Diambil dari https://sehatnegeriku.kemkes.go.id/baca/umum/20210927/5638626/penyakit-jantung-koroner-didominasi-masyarakat-kota/

Khoirunnisa, W., Fatekurohman, M., & Tirta, I. M. (2024). Analisis ketahanan hidup pasien covid-19 menggunakan pendekatan multivariate adaptive regression spline (mars). *Jurnal Statistika dan Komputasi*, *3*(1), 11–21. https://doi.org/10.32665/statkom.v3i1.2700

Klein, J., & Moeschberger, M. (1950). *Survival analysis techniques for censored and truncated data*.

Kleinbaum, D., & Klein, M. (1996). *Survival analysis*.

Kriner, M. (2007). Survival analysis with multivariate adaptive regression splines, 162.

Lee, E. T., & Wang, J. (2003). *Statistical methods for survival data analysis. John Wiley & Sons: Canada. Februari 11*.

Mutiah, A., Purwadi, J., & Mutiah, H. A. (2012). Analisis survival dengan pendekatan multivariate adaptive regression splines pada kasus analisis survival dengan pendekatan multivariate adaptive regression slines pada kasus penyakit ginjal kronis, D318–D323.

Nisa', S. F., & Budiantara, I. N. (2012). Analisis survival dengan pendekatan multivariate adaptive regression splines pada kasus demam berdarah dengue (dbd). *JURNAL SAINS DAN SENI ITS*, *1*(1), 318–323.

PERKI, 2023. (2023). *Pedomam tatalaksana penyakit gagal jantung*. *NBER Working Papers*. Diambil dari http://www.nber.org/papers/w16019

ampengan, S. H. (2014). *Buku praktis kardiolaogi*. *Badan Penerbit Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia*.

Ray, W. D., & Collett, D. (1995). *Modelling survival data in medical research. journal of the royal statistical society. Series A (Statistics in Society)* (Vol. 158). https://doi.org/10.2307/2983419

Shlipak, M. G., Chertow, G. C., & Massie, B. M. (2003). Beware the rising creatinine level. *Journal of Cardiac Failure*, *9*(1), 26–28. https://doi.org/10.1054/jcaf.2003.10

Stephens, M. A. (1974). EDF Statistics and some comparisons. *Journal of the American Statistical Association*.

Zhang, W., & Goh, A. T. C. (2016). Multivariate adaptive regression splines and neural network models for prediction of pile drivability. *Geoscience Frontiers*, *7*(1), 45–52. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2014.10.003

Copyright © 2026, Jurnal Statistika dan Sains Data, Online ISSN: 3025-9649