

Analisis Ketahanan Hidup Pasien COVID-19 Menggunakan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)

Wilda Khoirunnisa¹, Mohamat Fatekurohman², I Made Tirta³

¹²³Matematika, Universitas Jember
E-mail: wildakhoirunnisa822@gmail.com¹

Diajukan 22 Januari 2024 **Diperbaiki** 26 Juni 2024 **Diterima** 29 Juni 2024

Abstrak

Latar Belakang: Tahun 2019 dunia digemparkan dengan terjadinya penyebaran penyakit baru yaitu *Coronavirus Disease 19* (COVID-19) yang merupakan penyakit menular disebabkan oleh jenis corona virus bernama *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2* (SARS-CoV-2). Virus ini menyebabkan gangguan pada sistem pernapasan, infeksi paru-paru, *pneumonia* akut, bahkan kematian, sehingga dilakukan analisis ketahanan hidup pasien COVID-19.

Tujuan: Mendapatkan model dan mengetahui faktor paling mempengaruhi ketahanan hidup pasien COVID-19 di RSD dr. Soebandi Jember berdasarkan variabel prediktor yang digunakan.

Metode: Penelitian ini menggunakan metode pendekatan MARS untuk menganalisis data. Data yang digunakan yaitu data rekam medis pasien COVID-19 tahun 2020 – 2021 di RSD dr. Soebandi Jember.

Hasil: Model MARS terbaik berdasarkan kombinasi *Basis Function* (BF), *Maximum Interaction* (MI), dan *Minimum Observation* (MO) yang bernilai masing-masing 24, 3, dan 0 dengan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) terkecil yaitu 0,135. Berdasarkan model MARS yang diperoleh, 7 dari 12 variabel prediktor yang digunakan berpengaruh pada ketahanan hidup pasien COVID-19 yaitu usia, jenis kelamin, status gagal napas, status hipertensi, status *pneumonia*, status koagulopati, dan status penyakit lainnya.

Kesimpulan: Variabel yang paling mempengaruhi ketahanan hidup pasien COVID-19 di RSD dr. Soebandi menggunakan pendekatan MARS berdasarkan variabel prediktor yang digunakan adalah status gagal napas.

Kata kunci: COVID-19, Analisis *Survival*, MARS.

Abstract

Background: In 2019 the world was shocked by the spread of a new disease, *Coronavirus Disease 19* (COVID-19), which is an infectious disease caused by a type of corona virus called *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2* (SARS-CoV-2). This virus causes disorders of the respiratory system, lung infections, acute *pneumonia*, and even death, so researchers are interested in analyzing survival in COVID-19 patients.

Objective: Obtain a model and know the most influencing factors on the survival of COVID-19 patients at Dr. Soebandi Jember Hospital based on the predictor variables used.

Methods: This research uses the MARS approach method to analyze the data. The data used is medical record data for COVID-19 patients in 2020-2021 at RSD dr. Soebandi Jember.

Results: The best MARS model is based on a combination of *Basis Function* (BF), *Maximum Interaction* (MI), and *Minimum Observation* (MO) which are worth 24, 3, and 0 respectively with the smallest *Generalized Cross Validation* (GCV) value of 0.135. Based on the MARS model obtained, 7 out of 12 predictor variables used affect the survival of COVID-19 patients, namely age, gender, respiratory failure status, hypertension status, *pneumonia* status, coagulopathy status, and other disease status.

Conclusion: The variable that most affects the survival of COVID-19 patients at Dr. Soebandi Hospital using the MARS approach based on the predictor variables used is respiratory failure status.

Keywords : COVID-19, *Survival Analysis*, MARS.

PENDAHULUAN

Menurut Undang-Undang Nomor 23 Tahun 1992, kesehatan adalah keadaan sejahtera badan, jiwa dan sosial yang memungkinkan setiap orang hidup produktif secara sosial dan ekonomis. Kesehatan juga merupakan indikator pertama yang diukur untuk menentukan kesejahteraan masyarakat (Mustikawati *et al.*, 2023). Hal ini menunjukkan bahwa kesehatan tidak hanya diukur dari aspek fisik, mental, dan sosial saja, tetapi juga dapat diukur dari aspek produktivitasnya (Carsel, 2018). Tahun 2019 dunia digemparkan dengan terjadinya penyebaran penyakit baru yang rentan menular dari manusia ke manusia lain. Penyakit tersebut dikenal dengan *Coronavirus Disease 19* (COVID-19). Februari 2020, *World Health Organization* (WHO) menyatakan bahwa COVID-19 adalah pandemi karena adanya virus tersebut mengakibatkan keadaan manusia tidak sejahtera dan tidak produktif (Biomedica, 2020).

Penyakit COVID-19 adalah penyakit menular yang disebabkan oleh virus *Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2* (SARS-CoV-2). Virus ini menyebabkan terjadinya infeksi saluran pernapasan atas. Penderita COVID-19 dapat mengalami demam, batuk kering, dan kesulitan bernafas. Siapapun bisa sakit COVID-19 dan menjadi parah atau meninggal pada usia berapapun. Namun, beberapa orang akan menjadi sakit parah dan memerlukan perhatian medis lebih cepat misalnya orang yang sudah tua. Orang yang sudah tua dan memiliki kondisi medis mendasar seperti diabetes, pernapasan kronis, atau kanker akan lebih mungkin mengembangkan penyakit serius (Syahbana *et al.*, 2022). Tanggal 2 Maret 2020, Indonesia untuk pertama kalinya mengkonfirmasi kasus COVID-19. Hingga per tanggal 28 Mei 2020, tercatat 31.024 kasus COVID-19 yang telah tersebar di 34 provinsi di Indonesia.

Kondisi pandemi yang terjadi ini membawa dampak yang cukup serius pada bidang kesehatan, ekonomi, dan sosial (Chairani, 2020).

Analisis *survival* adalah kumpulan statistik prosedur untuk analisis data yang mana variabel hasil yang diminati adalah waktu sampai suatu peristiwa terjadi (*time until event occurs*). Waktu *survival* dapat berupa tahun, bulan, hari, jam atau bahkan menit yang diukur sejak pengamatan dimulai hingga muncul kejadian. Kejadian yang diamati dapat berupa kematian, penyembuhan, pemulihan atau kondisi apapun yang mungkin terjadi pada seseorang (Kleinbaum & Klein, 2012). Metode dalam menganalisis data *survival* ada tiga pendekatan, yaitu parametrik, semi-parametrik, dan nonparametrik.

Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) merupakan salah satu model regresi nonparametrik, yaitu model yang mengansumsikan bentuk hubungan fungsional antara variabel respon dan prediktor tidak diketahui (Otok, 2010). Menurut Friedman (1990), model MARS pada data ketahanan dapat digunakan untuk data linier dan non linier antara variabel respon dengan prediktor. Metode MARS dapat digunakan untuk melakukan pemodelan regresi dengan jumlah dimensi data yang tinggi, yaitu data dengan variabel prediktor $3 \leq p \leq 20$ dan sampel berukuran $50 \leq n \leq 2000$. Penggunaan metode MARS perlu memperhatikan hal-hal sebagai berikut:

- Basis Function* (BF) yaitu jumlah nilai *Basis Function* antara 2 sampai 4 kali jumlah variabel prediktornya.
- Maximum Interaction* (MI) yang digunakan adalah 1, 2, dan 3, karena interaksi yang melebihi 3 akan menyebabkan model semakin rumit.
- Minimum Observation* (MO) yang digunakan adalah 0, 1, 2, dan 3, karena nilai MO yang semakin besar akan mengurangi fleksibilitas model. (Kriner, 2007; Sita & Otok, 2014).

Persamaan model MARS sebagai berikut:

$$h(t) = h_0(t)\exp(\alpha_0 + \alpha_1 B_1 + \alpha_2 B_2 + \dots + \alpha_m B_m) \quad (1)$$

Pemilihan model terbaik dalam metode MARS menggunakan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) paling kecil dengan cara *trial and error* berdasarkan kombinasi BF, MI, dan MO.

Penelitian Sholihah (2023) menggunakan pendekatan MARS untuk menganalisis 9 faktor waktu ketahanan hidup pasien sepsis menghasilkan 7 faktor berpengaruh diantaranya usia, jenis kelamin, riwayat hipertensi, riwayat gagal ginjal, status *pneumonia*, dan pemasangan intubasi serta ventilator. Nisa dan Budiantara (2012) juga menggunakan pendekatan MARS pada kasus Demam Berdarah *Dengue* (DBD) untuk mengetahui variabel yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien secara individu dan ditemukan 2 dari 7 variabelnya adalah jumlah trombosit dan kadar hematokrit. Romarizka *et al* (2023) menganalisis risiko kematian pasien COVID-19 menghasilkan 11 dari 13 faktor yang mempengaruhinya pada *cluster medium emergency* diantaranya *pneumonia*, usia, renal chronic, diabetes, COPD, sistem kekebalan tubuh, hipertensi, cardiovascular, obesitas, jenis kelamin, dan *asthma*. Audina dan Fatekurohman (2020) menganalisis waktu ketahanan hidup pasien COVID-19 di Jember menggunakan metode Kaplan-Meier menghasilkan pasien laki-laki mempunyai peluang sembuh lebih cepat dibandingkan dengan pasien perempuan dan pasien dengan interval usia 40-49 tahun mempunyai peluang sembuh lebih cepat dibandingkan interval usia lainnya sedangkan uji *log rank* tidak memberikan hasil yang signifikan.

Berdasarkan permasalahan yang terjadi, maka tujuan dalam penelitian ini adalah mendapatkan model dan menentukan faktor paling mempengaruhi ketahanan hidup pasien COVID-19 menggunakan pendekatan MARS

berdasarkan variabel prediktor yang digunakan. Penelitian ini bermanfaat bagi instansi kesehatan untuk melakukan pencegahan guna mengurangi kematian akibat penyakit COVID-19 berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh dan menambah wawasan masyarakat mengenai faktor-faktor yang berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien COVID-19.

METODE

Desain Penelitian

Desain penelitian yang digunakan adalah pendekatan kuantitatif berupa metode statistik yaitu *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) dan diaplikasikan di dalam *software* R Studio.

Populasi dan Sampel

Populasi yang digunakan yaitu data rekam medis pasien COVID-19 di RSD dr. Soebandi Jember. Sampel yang digunakan sebanyak 300 data dari populasi.

Teknik Pengambilan Data

Pengambilan data di ruang rekam medis RSD dr. Soebandi dilakukan pada jam operasional kerja secara berangsur sebanyak 25 data perhari. Jangka waktu yang dibutuhkan untuk pengambilan data penelitian ini yaitu Agustus – Desember 2023.

Subjek Penelitian

Subjek penelitian ini adalah pasien COVID-19 tahun 2020 – 2021 di RSD dr. Soebandi Jember. Variabel penelitian dapat dilihat pada Tabel 1 sebagai berikut :

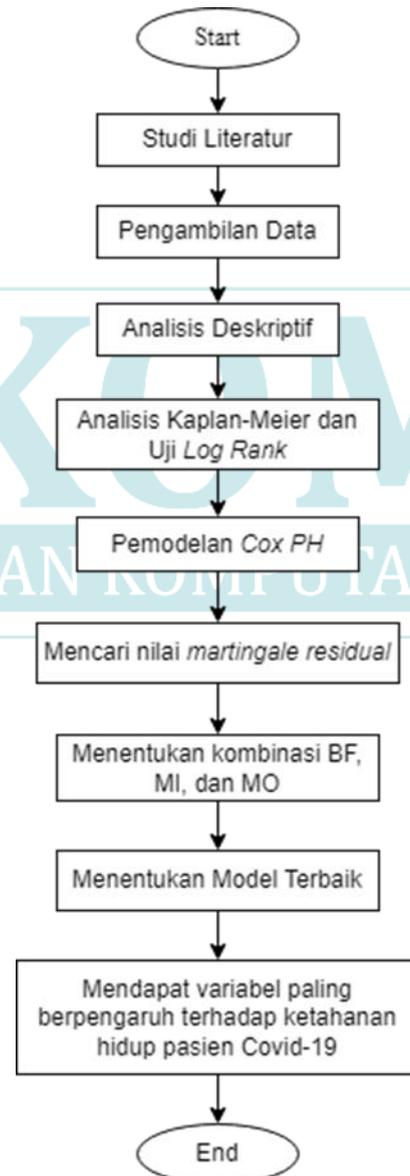
Tabel 1. Variabel Penelitian

Nama Variabel	Notasi	Deskripsi/Kategori
Variabel Respon	Y	Ketahanan Hidup Pasien Covid-19
Variabel Prediktor	X	Kondisi pasien didasarkan pada riwayat penyakit dan hasil pemeriksaan fisik.
Usia	X ₁	1: ≤ 50 tahun 2: > 50 tahun
Jenis kelamin	X ₂	1: perempuan 2: laki-laki

Analisis Ketahanan Hidup Pasien COVID-19 Menggunakan....

Nama Variabel	Notasi	Deskripsi/Kategori
Status batuk	X_3	1: pasien batuk 2: pasien tidak batuk
Status sesak napas	X_4	1: pasien sesak napas 2: pasien tidak sesak napas
Status gagal napas	X_5	1: pasien gagal napas 2: pasien tidak gagal napas
Status hipertensi	X_6	1: pasien hipertensi 2: pasien tidak hipertensi
Status pneumonia/ radang paru-paru	X_7	1: pasien pneumonia 2: pasien tidak pneumonia
Status paru obstruktif kronis	X_8	1: pasien paru obstruktif kronis 2: pasien tidak paru obstruktif kronis
Status diabetes melitus	X_9	1: pasien diabetes melitus 2: pasien tidak diabetes melitus
Status koagulopati	X_{10}	1: pasien koagulopati 2: pasien tidak koagulopati
Status syok sepsis	X_{11}	1: pasien syok sepsis 2: pasien tidak syok sepsis
Status penyakit lainnya	X_{12}	1: pasien memiliki penyakit lainnya 2: pasien tidak memiliki penyakit lainnya

- ratio* menggunakan fungsi `coxph`.
7. Mencari nilai *martingale residual* dengan fungsi `residuals`.
 8. Menentukan kombinasi BF, MI, dan MO.
 9. Pemodelan MARS untuk menentukan model terbaik menggunakan fungsi `earth`.
 10. Mendapatkan variabel yang paling mempengaruhi ketahanan hidup pasien COVID-19 berdasarkan model terbaik.
- Langkah-langkah penelitian dalam diagram alir tertera pada Gambar 1.



Teknik Analisis Data

Teknik analisis data ketahanan hidup pasien COVID-19 menggunakan metode MARS dengan *software* Rstudio. Langkah-langkah penelitian sebagai berikut:

1. Studi literatur untuk mendapatkan informasi terkait penelitian
2. Pengambilan data di RSD dr. Soebandi Jember
3. Analisis deskriptif variabel prediktor
4. Analisis Kaplan-Meier untuk mendapatkan kurva ketahanan hidup menggunakan sintak `survfit`.
5. Uji *log rank* untuk mengetahui adanya perbedaan antar kurva fungsi *survival* menggunakan sintak `survdiff`.
6. Pemodelan *Cox Proportional Hazard* untuk mendapatkan nilai *hazard*

Gambar 1. Diagram alir langkah-langkah penelitian

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data tersensor kiri yaitu objek penelitian telah mengalami kejadian pada waktu penelitian berlangsung. Kejadian atau *event* pada penelitian adalah saat pasien dinyatakan meninggal karena penyakit COVID-19.

Tabel 2. Analisis Deskriptif Kejadian COVID-19

Kejadian	Jumlah
Tersensor	243
Tidak Tersensor (Meninggal)	57
Total	300

Berdasarkan Tabel 2, kejadian meninggal (*event*) yang terjadi sebanyak 57 pasien, sedangkan yang tersensor sebanyak 243 pasien.

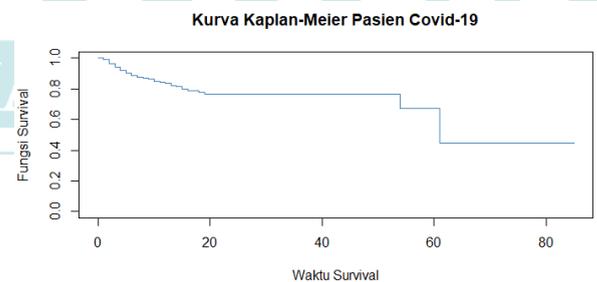
Tabel 3. Karakteristik Pasien COVID-19 Berdasarkan Variabel Prediktor

Variabel	Kategori	n. event
Usia	1	16
	2	41
Jenis Kelamin	1	27
	2	30
Status Batuk	1	44
	2	13
Status Sesak Napas	1	54
	2	3
Status Gagal Napas	1	41
	2	16
Status Hipertensi	1	25
	2	32
Status <i>Pneumonia</i>	1	52
	2	5
Status Paru	1	5
	2	52
Obstruktif Kronis	1	14
	2	43
Melitus	1	32
	2	25
Status Koagulopati	1	17
	2	40
Status Syok Sepsis	1	35
	2	22
Status Penyakit Lainnya	1	35
	2	22

Berdasarkan Tabel 3, banyaknya kejadian meninggal (n. *event*) dialami oleh pasien usia lebih dari 50 tahun sebanyak 41 pasien, berjenis kelamin laki-laki sebanyak 30 pasien, kondisi batuk sebanyak 44 pasien, kondisi sesak napas sebanyak 54, kondisi gagal napas sebanyak 41 pasien, kondisi tidak

hipertensi 32 pasien, kondisi *pneumonia* sebanyak 52 pasien, kondisi tidak paru obstruktif kronis 52 pasien, kondisi tidak diabetes melitus 43 pasien, kondisi koagulopati sebanyak 32 pasien, kondisi tidak syok sepsis sebanyak 40 pasien, dan memiliki penyakit lainnya sebanyak 35 pasien. Variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap ketahanan hidup pasien COVID-19 berdasarkan analisis deskriptif adalah variabel usia, status batuk, status sesak napas, status gagal napas, status *pneumonia*, status koagulopati, dan status penyakit lainnya.

Kaplan-Meier estimator adalah analisis data ketahanan yang digunakan untuk menaksir fungsi *survival* dan fungsi *hazard*. Metode ini merupakan metode nonparametrik karena tidak membutuhkan asumsi distribusi dari waktu *survival*. Metode ini menghasilkan grafik kurva dengan sumbu *x* estimasi waktu *t* terhadap sumbu *y* fungsi *survival*. Nilai fungsi *survival* berkisar 0 sampai 1 dan nilai fungsi *survival* akan semakin kecil seiring meningkatnya waktu (Afni *et al.*, 2019; Rahmadani & Kudus, 2021).

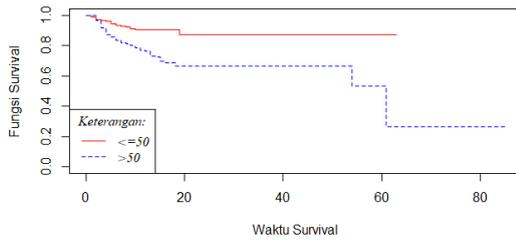


Gambar 1. Kurva Kaplan-Meier Pasien COVID-19

Berdasarkan Gambar 1, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 semakin menurun seiring berjalannya waktu. $t = 1$ dengan pasien berjumlah 4 dari 300 pasien berisiko memiliki probabilitas ketahanan hidup sebesar 0,993, sedangkan $t = 61$ dengan pasien berjumlah 1 dari 3 pasien berisiko memiliki probabilitas ketahanan hidup sebesar 0,447.

Analisis Ketahanan Hidup Pasien COVID-19 Menggunakan....

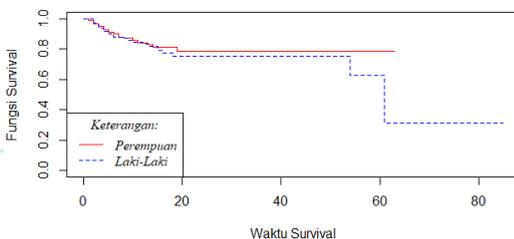
Kurva Kaplan-Meier Berdasarkan Usia



Gambar 2. Kurva Kaplan-Meier Variabel Usia

Berdasarkan Gambar 2, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan usia ≤ 50 tahun lebih besar dibandingkan pasien berusia > 50 tahun dengan masing-masing nilai saat $t = 10$ adalah 0,904 dan 0,786.

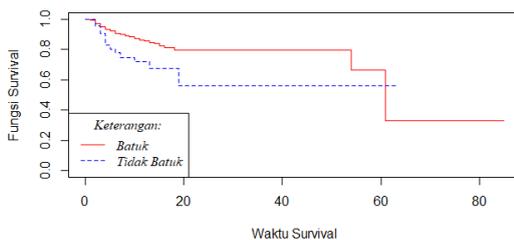
Kurva Kaplan-Meier Berdasarkan Jenis Kelamin



Gambar 3. Kurva Kaplan-Meier Variabel Jenis Kelamin

Berdasarkan Gambar 3, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 berjenis kelamin perempuan lebih besar sedikit dibandingkan pasien laki-laki dengan masing-masing nilai saat $t = 13$ adalah 0,826 dan 0,816.

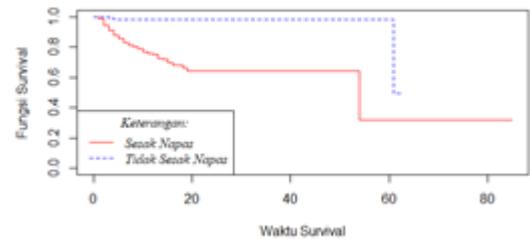
Kurva Kaplan-Meier Berdasarkan Status Batuk



Gambar 4. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Batuk

Berdasarkan Gambar 4, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak batuk lebih besar sedikit dibandingkan kategori batuk dengan masing-masing nilai saat $t = 3$ adalah 0,949 dan 0,902.

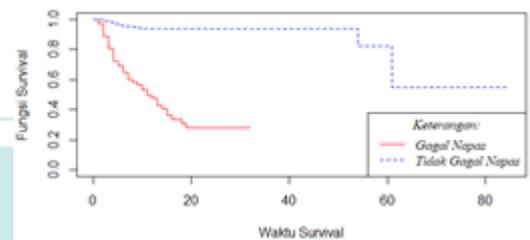
Kurva Kaplan-Meier Berdasarkan Status Sesak Napas



Gambar 5. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Sesak Napas

Berdasarkan Gambar 5, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak sesak napas lebih besar dibandingkan kategori sesak napas dengan masing-masing nilai saat $t = 3$ adalah 0,991 dan 0,912.

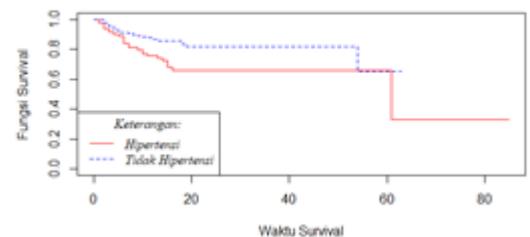
Kurva Kaplan-Meier Berdasarkan Status Gagal Napas



Gambar 6. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Gagal Napas

Berdasarkan Gambar 6, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak gagal napas lebih besar dibandingkan kategori gagal napas dengan masing-masing nilai saat $t = 5$ adalah 0,962 dan 0,694.

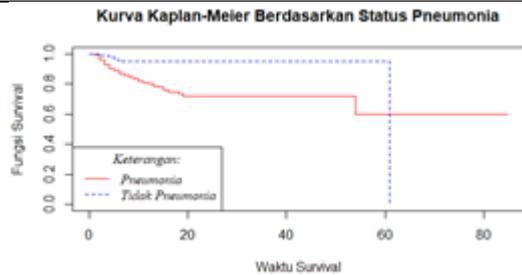
Kurva Kaplan-Meier Berdasarkan Status Hipertensi



Gambar 7. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Hipertensi

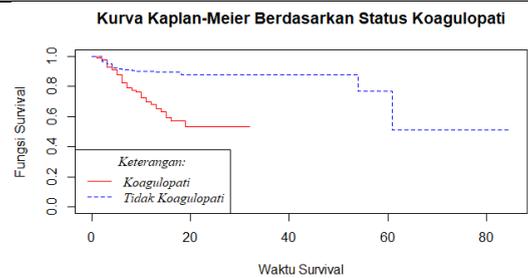
Berdasarkan Gambar 7, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak hipertensi lebih besar dibandingkan kategori hipertensi dengan masing-masing nilai saat $t = 13$ adalah 0,853 dan 0,738.

Analisis Ketahanan Hidup Pasien COVID-19 Menggunakan....



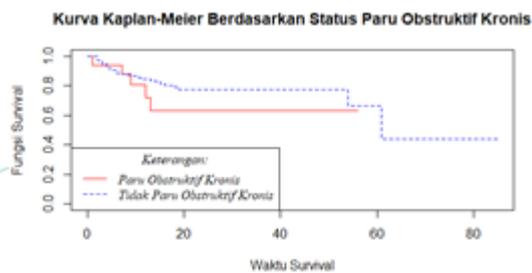
Gambar 8. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status *Pneumonia*

Berdasarkan Gambar 8, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak *pneumonia* lebih besar dibandingkan kategori *pneumonia* dengan masing-masing nilai saat $t = 6$ adalah 0,947 dan 0,867.



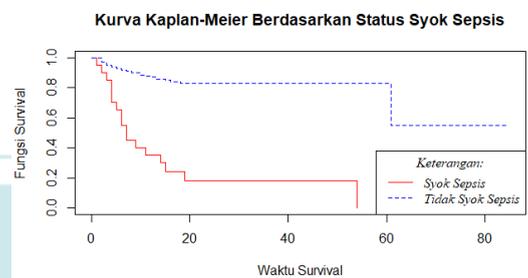
Gambar 11. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Koagulopati

Berdasarkan Gambar 11, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak koagulopati lebih besar dibandingkan kategori koagulopati dengan masing-masing nilai saat $t = 13$ adalah 0,894 dan 0,651.



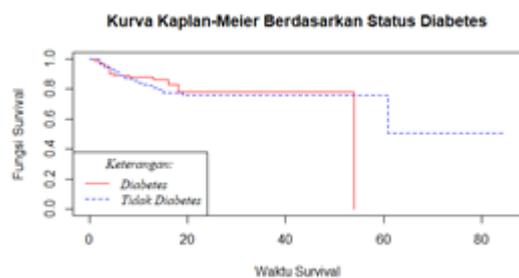
Gambar 9. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Paru Obstruktif Kronis

Berdasarkan Gambar 9, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori tidak paru obstruktif kronis lebih besar sedikit dibandingkan kategori paru obstruktif kronis dengan masing-masing nilai saat $t = 13$ adalah 0,833 dan 0,628.



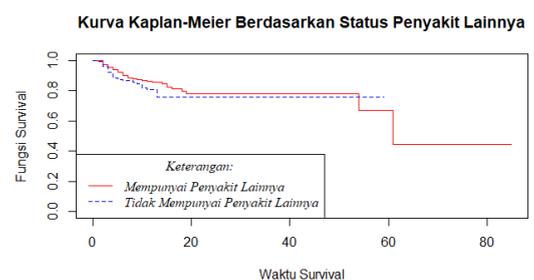
Gambar 12. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Syok Sepsis

Berdasarkan Gambar 12, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori syok sepsis lebih besar dibandingkan kategori tidak syok sepsis dengan masing-masing nilai saat $t = 15$ adalah 0,849 dan 0,24.



Gambar 10. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Diabetes

Berdasarkan Gambar 10, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori diabetes melitus lebih besar sedikit dibandingkan kategori tidak diabetes melitus dengan masing-masing nilai saat $t = 13$ adalah 0,859 dan 0,806.



Gambar 13. Kurva Kaplan-Meier Variabel Status Penyakit Lainnya

Berdasarkan Gambar 13, probabilitas ketahanan hidup pasien COVID-19 dengan kategori memiliki penyakit lainnya lebih besar sedikit dibandingkan kategori tidak memiliki penyakit lainnya dengan masing-masing nilai saat $t = 11$ adalah 0,861 dan 0,805.

Analisis Ketahanan Hidup Pasien COVID-19 Menggunakan....

Uji *log rank* adalah uji statistika yang berguna untuk membandingkan fungsi survival. Uji *log rank* juga dapat didefinisikan sebagai uji hipotesis data untuk mengetahui perbedaan pada kurva ketahanan Kaplan-Meier antara dua variabel data atau lebih. Hipotesis yang terdapat dalam uji *log rank* menghasilkan *p-value* bernilai $\alpha = 0,05$, yaitu:

H_0 : tidak terdapat perbedaan antar kelompok fungsi survival

H_1 : terdapat perbedaan kurva survival antar kelompok

Hasil dari uji *log rank* dalam penelitian ini disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Uji *Log Rank*

Variabel	Log Rank	P - Value
X_1	15,2	9×10^{-5}
X_2	0,3	0,6
X_3	5,5	0,02
X_4	32	2×10^{-8}
X_5	125	2×10^{-16}
X_6	7,2	7×10^{-3}
X_7	8,1	4×10^{-3}
X_8	1,1	0,3
X_9	0,2	0,6
X_{10}	27,5	2×10^{-7}
X_{11}	68,3	2×10^{-16}
X_{12}	1,3	0,3

Berdasarkan data *log rank* Tabel 4, nilai dari variabel status gagal napas (X_5) adalah nilai yang paling besar, berarti variabel status gagal napas merupakan variabel yang paling signifikan mempengaruhi ketahanan hidup pasien COVID-19. Berdasarkan *p-value* Tabel 4, variabel $X_1, X_4, X_5, X_6, X_7, X_{10}$, dan X_{11} tolak H_0 karena nilai *p-value* $< 0,05$, yang berarti terdapat perbedaan antar kelompok fungsi ketahanan Kaplan-Meier, sedangkan variabel X_2, X_3, X_8, X_9 , dan X_{12} terima H_0 karena nilai *p-value* $> 0,05$, yang berarti tidak ada perbedaan antar kelompok fungsi ketahanan Kaplan-Meier.

Regresi *Cox Proportional Hazard* (*CoxPH*) merupakan salah satu regresi semiparametrik yang bertujuan mengetahui kombinasi faktor-faktor yang berpengaruh terhadap variabel respon yang berupa waktu survival. Regresi *CoxPH* dalam penelitian ini menggunakan

pendekatan *breslow* atau biasa dikenal dengan "*breslow method*". Pemodelan menggunakan *CoxPH* menghasilkan residu, salah satunya *martingale residual* yang digunakan pada pemodelan data ketahanan menggunakan metode MARS (Dukalang, 2019; Naiborhu, 2021). Hasil perhitungan estimasi *CoxPH* penelitian ini disajikan dalam Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Estimasi *CoxPH* dan *Hazard Ratio*

Parameter	Kategori	Estimasi Parameter	Hazard Ratio	P-Value
X_1	2	0,2803	1,3235	0,4015
X_2	1	0,1399	1,1501	0,6315
X_3	2	0,6519	1,9191	0,09
X_4	2	-1,8757	0,1501	0,005
X_5	2	-2,3028	0,1	4×10^{-6}
X_6	2	-0,3731	0,6886	0,269
X_7	2	0,7043	2,0225	0,2245
X_8	2	0,1048	1,1105	0,8429
X_9	2	-0,0041	0,9959	0,9903
X_{10}	2	0,7833	2,1887	0,0388
X_{11}	2	-1,3592	0,2569	0,0004
X_{12}	2	0,5836	1,7925	0,1154

Berdasarkan data estimasi parameter Tabel 5, didapatkan model *CoxPH* pada Persamaan 2.

$$h(t, x) = h_0(t) \exp(0,2803(2X_1) + 0,1399(X_2) + 0,6519(2X_3) - 1,8757(2X_4) - 2,3028(2X_5) - 0,3731(2X_6) + 0,7043(2X_7) + 0,1048(2X_8) - 0,0041(2X_9) + 0,7833(2X_{10}) - 1,3592(2X_{11}) + 0,5836(2X_{12})) \quad (2)$$

Berdasarkan data *p-value* pada Tabel 5, variabel status gagal napas adalah variabel yang sangat signifikan. Berdasarkan data *hazard ratio* pada Tabel 5, pasien usia > 50 tahun (kategori 2 atau kategori terpilih) memiliki risiko kematian sebesar 1,3235 kali dibandingkan dengan pasien usia ≤ 50 tahun (kategori 1). Pasien perempuan memiliki risiko kematian sebesar 1,1501 kali dibandingkan dengan pasien laki-laki. Pasien dengan status tidak batuk memiliki peluang sembuh sebesar 1,9191 kali dibandingkan dengan pasien dengan status batuk. Pasien dengan status tidak sesak napas memiliki peluang sembuh sebesar 0,1501 kali

dibandingkan dengan pasien dengan status sesak napas. Pasien dengan status tidak gagal napas memiliki peluang sembuh sebesar 0,1 kali dibandingkan dengan pasien dengan status gagal napas. Pasien dengan status tidak hipertensi memiliki peluang sembuh sebesar 0,6886 kali dibandingkan dengan pasien dengan status hipertensi. Pasien dengan status tidak *pneumonia* memiliki peluang sembuh sebesar 2,0225 kali dibandingkan dengan pasien dengan status *pneumonia*. Pasien dengan status tidak paru obstruktif kronis memiliki peluang sembuh sebesar 1,1105 kali dibandingkan dengan pasien dengan status paru obstruktif kronis. Pasien dengan status tidak diabetes melitus memiliki peluang sembuh sebesar 0,9959 kali dibandingkan dengan pasien dengan status diabetes melitus. Pasien dengan status tidak koagulopati memiliki peluang sembuh sebesar 2,1887 kali dibandingkan dengan pasien dengan status koagulopati. Pasien dengan status tidak syok sepsis memiliki peluang sembuh sebesar 0,2569 kali dibandingkan dengan pasien dengan status syok sepsis. Pasien dengan status tidak memiliki penyakit lainnya memiliki peluang sembuh sebesar 1,7925 kali dibandingkan dengan pasien dengan status memiliki penyakit lainnya.

Pembentukan model MARS dilakukan dengan mengkombinasikan BF, MI, dan MO. Kombinasi yang dihasilkan sebanyak 36, sehingga terdapat 36 model.

Tabel 6. Kombinasi BF, MI, dan MO

No	Kombinasi			GCV
	BF	MI	MO	
1	24	1	0	0,155
2	24	2	0	0,136
3	24	3	0	0,135
:	:	:	:	:
4	48	1	3	0,155
5	48	2	3	0,136
6	48	3	3	0,135

Berdasarkan Tabel 6, kombinasi BF, MI, dan MO, serta nilai GCV memiliki nilai yang berulang dan sama, maka dipilih model terbaik berdasarkan kombinasi

terkecil yaitu $BF = 24$, $MI = 3$, dan $MO = 0$. Nilai GCV yang didapat adalah 0,135. Persamaan MARS yang terbentuk tertera pada Persamaan 3.

$$\hat{Y} = 5.613 - 2.653BF_1 - 3.583BF_2 + 0.096BF_3 - 2.934BF_4 - 0.118BF_5 + 1.669BF_6 + 1.259BF_7 + 2.019BF_8 + 0.078BF_9 - 0.069BF_{10} - 0.019BF_{11} - 0.849BF_{12} \tag{3}$$

dengan,

$$\begin{aligned} BF_1 &= X_5 & BF_7 &= X_5 \times X_{12} \\ BF_2 &= X_6 & BF_8 &= X_6 \times X_{12} \\ BF_3 &= X_{10} & BF_9 &= X_1 \times X_2 \times X_6 \\ BF_4 &= X_{12} & BF_{10} &= X_1 \times X_6 \times X_{12} \\ BF_5 &= X_2 \times X_6 & BF_{11} &= X_2 \times X_6 \times X_7 \\ BF_6 &= X_5 \times X_6 & BF_{12} &= X_5 \times X_6 \times X_{12} \end{aligned}$$

Selanjutnya akan dilakukan pemodelan MARS. Model ketahanan hidup pasien COVID-19 menggunakan pendekatan MARS tertera pada Persamaan 4.

$$h(t) = h_0(t) \exp(5,613 - 2,653BF_1 - 3,583BF_2 + 0,096BF_3 - 2,934BF_4 - 0,118BF_5 + 1,669BF_6 + 1,259BF_7 + 2,019BF_8 + 0,078BF_9 - 0,069BF_{10} - 0,019BF_{11} - 0,849BF_{12}) \tag{4}$$

PENUTUP

Kesimpulan

Berdasarkan hasil yang diuraikan peneliti, maka dapat disimpulkan sebagai berikut.

1. Model ketahanan hidup pasien COVID-19 menggunakan pendekatan MARS diperoleh dari kombinasi Basis Function (BF), *Maximum Interaction* (MI), dan *Minimum Observation* (MO) yang bernilai masing-masing 24, 3, dan 0 dengan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) 0,135. Model ketahanan hidup pasien COVID-19 menggunakan pendekatan MARS yaitu:

$$h(t) = h_0(t) \exp(5,613 - 2,653BF_1 - 3,583BF_2 + 0,096BF_3 - 2,934BF_4 - 0,118BF_5 + 1,669BF_6 + 1,259BF_7 + 2,019BF_8 + 0,078BF_9 - 0,069BF_{10} - 0,019BF_{11} - 0,849BF_{12})$$

2. Variabel yang paling mempengaruhi ketahanan hidup pasien COVID-19 menggunakan pendekatan MARS berdasarkan variabel prediktor yang digunakan adalah status gagal napas (X_5).

[1.1744](#)

DAFTAR PUSTAKA

- Afni, Y. I. Z., Fatekurohman, M., & Anggraeni, D. (2019). Perbandingan Model Cox Proportional Hazard dan Regresi Weibull untuk Menganalisis Ketahanan Bank Syariah. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 2(2), 127–136. <https://doi.org/10.13057/ijas.v2i2.33082>
- Audina, B., & Fatekurohman, M. (2020). Analisis Survival pada Data Pasien Covid 19 di Kabupaten Jember. *Berkala Sainstek*, 8(4), 118–121. <https://nasional.kompas.com/read/2020/06/18/154255>
- Biomedica, A. (2020). WHO Declares COVID-19 a Pandemic. *Acta Biomedica*, 91(1). <https://doi.org/10.23750/abm.v91i1.9397>
- Carsel, S. (2018). Metodologi Penelitian Kesehatan dan Pendidikan. Penebar Media Pustaka. https://ecampus-fip.umj.ac.id/pustaka_umj/main/item/15489
- Chairani, I. (2020). Dampak Pandemi COVID-19 dalam Perspektif Gender di Indonesia. *Jurnal Kependudukan Indonesia*, 39–42. <http://www.nber.org/papers/w26947>
- Dukalang, H. H. (2019). Analisis Regresi COX Proportional Hazard pada Pemodelan Waktu Tunggu Mendapatkan Pekerjaan. *Jambura Journal of Mathematics*, 1(1), 36–42. <https://doi.org/10.34312/jjom.v1i1.1744>
- Friedman, J. H. (1990). *Multivariate Adaptive Regression Splines*. California: Stanford University.
- Kleinbaum, D. G., & Klein, M. (2012). *Survival Analysis A Self-Learning Text (Third Edit)*. Springer. <http://www.springer.com/series/2848>
- Kriner, M. (2007). *Survival Analysis with Multivariate adaptive Regression Splines*. Jerman: Muenchen University.
- Mustikawati, E., Hermanto, P., Rochmanto, H. B., Pgri, U., & Buana, A. (2023). Pemetaan Program Indonesia Sehat dengan Pendekatan Keluarga (PIS PK) di Kabupaten Bondowoso dengan K-Medoids Program Indonesia Sehat dengan Pendekatan K-Medoids sebuah objek dalam sebuah klaster dengan terhadap adanya noise dan outlier K-Means mengimple. *Jurnal Statistika dan Komputasi*, 2(2), 83–92.
- Naiborhu, M. E. Y. (2021). Analisis Survival dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Kasus Penyakit Hipertensi. Universitas Lampung.
- 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(4), 318–323.
- Otok, B. W. (2010). Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) pada Pengelompokkan Zona Musim Suatu Wilayah. *Statistika*, 10(2), 107–120.
- Rahmadani, A. D., & Kudus, A. (2021). WLS Penimbang Kaplan Meier Untuk Estimasi Model Regresi Linear Data Tersensor Kanan. *Bandung Conference Series: Statistics*, 2(2), 126–133. <https://doi.org/10.29313/bcss.v2i2.3467>

Romarizka, C., Fatekurohman, M., & Tirta, I. M. (2023). Analisis Risiko Kematian Pasien COVID-19 Menggunakan Model Extended Cox. *Jurnal ILMU DASAR*, 24(1), 65–75.

Sholihah, I. Y. (2023). Analisis Ketahanan Hidup Pasien Sepsis Menggunakan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS). Universitas Jember.

Sita, E. D. A. A., & Otok, B. W. (2014). Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012.

Syabhana, A., Fahmi, A. Y., & Amin, M. Al. (2022). Meningkatkan Kualitas Peran Keluarga dalam Kesehatan Keluarga dan Lansia Terhindar Corona Virus. *Jurnal Keperawatan Jiwa*, 10(2), 327–336. <https://doi.org/10.26714/jkj.10.2.2022.327-336>

