

ANALISIS SURVIVAL PADA KASUS DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD) DENGAN PENDEKATAN MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES (MARS)

Irwanⁱ, Andi Reski Nurafiahⁱⁱ

ⁱ Program Studi Matematika, UIN Alauddin

ⁱⁱ Program Studi Matematika, UIN Alauddin

ABSTRAK. Penelitian ini membahas tentang Analisis Survival Pada Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD) dengan pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines untuk mengetahui variabel yang berpengaruh terhadap penderita penyakit demam berdarah dengue (DBD) di Rumah Sakit Labuang Baji. MARS akan membangun suatu model terbaik sebagai model klasifikasi yang melibatkan beberapa fungsi basis yang memuat variabel prediktor yang berpengaruh. MARS difokuskan untuk mengatasi permasalahan data yang memiliki variabel data berdimensi tinggi dan berukuran besar serta mampu mengolah data dengan variabel respon kontinu ataupun biner. Berdasarkan hasil model terbaik dapat diketahui bahwa variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan penyakit DBD di Rumah Sakit Labuang Baji yaitu leukosit, eritrosit, hemoglobin dan umur.

Kata Kunci: Analisis Survival, Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS), Demam Berdarah Dengue (DBD)

1. PENDAHULUAN

Demam berdarah dengue (DBD) suatu penyakit demam akut yang disebabkan oleh virus dengue. Dimana virus tersebut masuk ke dalam peredaran darah melalui gigitan nyamuk *aedes aegypti*, *aedes albopictus*, *aedes Scutellaris*, dan empat macam serotipe virus DBD, yaitu Dengue-1, Dengue-2, Dengue-3 dan Dengue-4. Esteva-Vargas telah mengembangkan model penularan DBD menyangkut dinamik dari nyamuk *Aedes aegypti* ke dalam bentuk SIR (*Susceptible-Infective-Recovery*) yang berdasarkan model yang diperkenalkan oleh Bayley dan Dietz, dengan asumsi bahwa jumlah populasi manusia adalah konstan. Penyakit demam berdarah juga penyakit febril akut yang ditemukan di daerah tropis, dengan penyebaran geografis yang mirip dengan malaria. Penyakit ini merupakan salah satu penyakit menular yang sering menimbulkan kejadian luar biasa atau wabah. Dimana penyebarannya sangat cepat dan dapat mengakibatkan kematian dalam waktu singkat. Sehingga DBD menjadi salah satu obyek yang menarik untuk diteliti dan dikaji lebih dalam.

Adapun penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh (Eta Dian Ayu Sita.A, 2012) dengan judul pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pemodelan penduduk miskin di Indonesia tahun 2008-2012. Menyimpulkan dari keenam belas variabel prediktor diperoleh tiga variabel penting yang paling besar pengaruhnya terhadap variabel respon, yaitu persentase perempuan pengguna alat KB di rumah tangga miskin, persentase rumah tangga yang pernah membeli raskin, serta persentase penduduk miskin usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor pertanian.[1]

Penerapan metode Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) untuk mengidentifikasi komponen yang berpengaruh terhadap peringkat akreditasi sekolah oleh (Azzikra Febriyanti,2012). Menyimpulkan Dari delapan variabel prediktor yang diteliti terdapat tujuh variabel prediktor yang berkontribusi terhadap model MARS, yaitu komponen standar sarana dan prasarana, komponen standar kompetensi lulusan, komponen standar penilaian, komponen standar isi, komponen standar pembiayaan, komponen standar proses, komponen standar pengelolaan dengan tingkat kepentingan berturut-turut 100%, 83.93%, 56.27%, 54.27%, 45.86%, 23.35%, 22.67%. [2]

Penerapan metode Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi masa studi mahasiswa FMIPA UPI oleh (Mardiah Annur, 2011) menyimpulkan Analisis klasifikasi yang menggunakan metode MARS menyatakan bahwa empat variabel yang berpengaruh terhadap masa studi siswa yaitu jalur masuk, IP semester pertama, jenis kelamin dan program studi.[3]

Pemodelan *multivariate adaptive regression splines* (mars) pada faktor-faktor resiko angka kesakitan diare oleh (Wasis Wicaksono,2011) menyimpulkan MARS

merupakan suatu metode yang dapat digunakan untuk mencari model hubungan antara variabel respon dan banyak variabel prediktor ($3 \leq n \leq 20$) yang mana bentuk kurva antara variabel respon dan variabel prediktor tidak memiliki pola tertentu.[4]

Pemodelan *multivariate adaptive regression spline* pada data respon biner melalui metode *maximum likelihood* oleh (Besse Nur Alang,2013) menyimpulkan Hasil pendugaan pengelompokan desa dengan metode MARS menghasilkan tiga variabel yang berpengaruh secara signifikan, yaitu faktor sumber penerangan petromaks atau pelita, faktor sumber mata pencaharian di bidang angkutan dan faktor sumber penerangan berupa PLN.[5]

Pada analisis ketahanan selalu terjadi data tersensor (*censored data*), yaitu ada informasi mengenai waktu ketahanan individu tetapi tidak diketahui secara pasti berapa lama waktu ketahanannya. Penyebab terjadinya adalah hingga studi berakhir belum muncul kejadian yang diinginkan, hilang dari pengamatan, atau mengalami kejadian yang tidak berhubungan dengan substansi yang diteliti.

MARS difokuskan untuk mengatasi permasalahan data yang memiliki variabel yang banyak dengan proses pengamatan yang cukup banyak dan menghasilkan model yang kontinu pada knots. Maka dari itu peneliti memilih pendekatan MARS karena pada kasus Demam Berdarah memiliki banyak variabel yang ingin diteliti. Penelitian ini bertujuan untuk mendeskripsikan karakteristik pasien DBD berdasarkan variabel-variabel yang telah teridentifikasi, dan mendapatkan variabel-variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD berdasarkan pemodelan dengan MARS.[6]

2. TINJAUAN PUSTAKA

Fungsi Survival

Survival merupakan asal kata dari *to survive* yang berarti ketahanan atau kelangsungan hidup. *Survival analysis* akan disebut dengan analisis ketahanan. Secara umum analisis ketahanan dideskripsikan sebagai kumpulan prosedur statistik untuk menganalisis data yang variabel akhirnya adalah waktu hingga muncul kejadian. Adapun persamaanya [7]

$$S(t) = 1 - P(T \leq t) = 1 - F(t) \quad (1)$$

Fungsi hazard digunakan sebagai baseline hazard untuk distribusi Weibull-3P adalah sebagai berikut :

$$\lambda_0(t | y, \eta, \beta) = \frac{\beta(t-\gamma)^{\beta-1}}{\eta^\beta}, t \geq \gamma \quad (2)$$

Cox proportional Hazard (Cox PH) Model

Pemodelan data survival dengan menggunakan *Cox PH* model merupakan pemodelan dengan metode parametrik yang digunakan untuk mengestimasi efek *covariate* pada data survival. Pemodelan regresi untuk mengetahui factor-faktor yang mempengaruhi data survival untuk data tidak tersensor yang disebut dengan *Regresi Cox (Cox PH Model)*. Pemodelan ini merupakan hubungan log-linear anatara X dan fungsi umum hazard pada T adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} &\lambda(t|X-x) \\ &= \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{P(t \leq T \leq t + \delta | t \leq T, X-x)}{\delta} \\ &= \lambda_0(t) e^{\beta x} \end{aligned} \quad (3)$$

Untuk variabel X yang *ber-covariate*, maka persamaan yang digunakan adalah sebagaia berikut :

$$\lambda_i(t) = \lambda_0(t) e^{\beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k} \quad (4)$$

Dimana :

Pemodelan dengan menggunakan Cox Proportional Hazard menghasilkan dua jenis residual, yaitu Martingale Residual dan Deviance Residual yang didapatkan dari Cox Nul Model. Dalam penelitian ini digunakan Martingale Residual yang berfungsi sebagai variabel respon untuk pemodelan MARS. Persamaan Martingale Residual adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned} M_i(t) &= N_i(t) - \int_0^t Y_i(s) \lambda(s) ds \\ &= N_i(t) - \Lambda_i(t) \end{aligned} \quad (5)$$

Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)

MARS merupakan pendekatan regresi nonparametric yang dihasilkan dari kombinasi kompleks antara RPR dan pendekatan spline. Model MARS ini secara umum didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [S_k.(X_{v(km)} - t_k)] \quad (3)$$

Dimana penjumlahan pertama meliputi semua basis fungsi untuk satu variabel, penjumlahan kedua meliputi semua basis fungsi untuk interaksi antar dua variabel, penjumlahan ketiga meliputi semua basis fungsi untuk interaksi antara tiga variabel dan seterusnya.[8]

Hubungan MARS dengan Analisis Survival

Multivariate Adaptive Regressions Splines (MARS) pada umumnya dapat digunakan pada 2 tipe variabel respon, yaitu biner dan kontinu. Variabel respon pada pemodelan MARS dapat menggunakan residual dari pemodelan *Cox PH*, yaitu residual *Martingale* atau residual *deviance*. Sehingga pemodelan MARS dengan variabel responnya adalah residual hasil dari pemodelan *Cox PH*.

MARS memiliki beberapa keunggulan, antara lain :

1. MARS merupakan metode yang tidak tergantung pada asumsi bentuk kurva tertentu, sehingga pemodelan ini memberikan fleksibilitas lebih besar.
2. MARS memiliki sifat yang fleksibel pada pemodelan data yang berdimensi tinggi serta pemodelan dengan menambahkan atau melibatkan banyak interaksi dengan sedikit variabel.

Terdapat kelebihan yang didapat pada pemodelan MARS dengan data survival, antara lain :

1. Pemodelan MARS dengan data survival dapat digunakan pada data yang memiliki hubungan baik linier, non linier, atau kubik antara variabel prediktor dengan variabel respon atau adanya interaksi antar variabel prediktor itu sendiri.
2. Perbandingan antara penggunaan residual *martingale* ataupun residual *deviance* dari pemodelan *Cox PH* sebagai variabel respon dalam pemodelan MARS secara signifikan menghasilkan nilai variasi yang lebih kecil jika dibandingkan dengan pemodelan *Cox PH* tanpa residual sebagai respon.
1. Pemodelan MARS pada data survival, residual yang dihasilkan merupakan hasil pemodelan *Cox PH* dengan analisis *stepwise*, yang berarti pemodelan *Cox PH* tanpa analisis *stepwise*. [9]

3. METODOLOGI PENELITIAN

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah jenis data sekunder berupa data lama rawat inap pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) di Rumah Sakit Labuang Baji Kota Makassar. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) di Rumah Sakit Labuang Baji (April 2013 sampai dengan Maret 2014) dengan jumlah sampel sebanyak 111 pasien, yang merupakan hasil pencatatan medis diagnose pasien. Langkah-langkah yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Menentukan data survival tanpa menghilangkan data tersensor
2. Menentukan data survival dengan menghilangkan data tersensor.
3. Mendeskripsikan karakteristik pasien DBD yang diteliti.
4. Menduga distribusi data survival
5. Menentukan fungsi *baseline hazard*

$$(\lambda_0(t | \gamma, \eta, \beta) = \frac{\beta(t-\gamma)^{\beta-1}}{\eta^\beta}, t \geq \gamma)$$
6. Mengestimasi fungsi survival dan fungsi *hazard komulatif*
7. Mendapatkan *martingale residual* $M_i(t) = N_i(t) - \int_0^t Y_i(s) \lambda(s) ds$

$$= N_i(t) - \Lambda_i(t)$$
8. Mengidentifikasi pola hubungan antara *martingale residual* dengan variabel prediktor.
9. Pembentukan model MARS dengan langkah sebagai berikut :
 - a) Menentukan kemungkinan maksimum banyaknya basis function (BF) yaitu 2-4 kali jumlah prediktor yang akan digunakan. Kemungkinan maksimumnya fungsi basis pada penelitian ini 14, 21 dan 28
 - b) Menentukan jumlah maksimum interaksi (MI) yaitu 1,2 dan 3.
 - c) Menentukan minimal jumlah pengamatan setiap knots (MO) yaitu 0,1,2 dan 3.
10. Menetapkan dan mendapatkan model MARS terbaik

11. Melakukan uji signifikan fungsi basis model mars yaitu :
 - a) Pengujian parameter model secara simultan
 - b) Pengujian parameter model secara parsial.
12. Memodelkan *Cox Proportional Hazard* dengan pendekatan MARS.
13. Menginterpretasikan model laju kesembuhan penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) dan variabel-variabel yang berpengaruh di dalam model tersebut serta tingkat kepentingan masing-masing variabel prediktor yang berpengaruh.
14. Menyimpulkan hasil analisis

4. PEMBAHASAN

Berdasarkan data pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) di Rumah Sakit Labuang Baji (April 2013 sampai dengan Maret 2014) dengan jumlah sampel sebanyak 111 pasien, bahwa data penelitian pada pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) terdapat tujuh (7) variable yang terdiri atas lama rawat inap pasien di Rumah Sakit (hari) (Y), jenis kelamin (X_1), umur (tahun) (X_2), kadar hematokrit (X_3), leukosit (X_4), hemoglobin (X_5), eritrosit (X_6), trombosit (X_7). Dimana variable respon dalam penelitian ini adalah lama rawat inap pasien di Rumah Sakit (hari) (Y). Variabel predictor dalam penelitian ini terdiri atas jenis kelamin (X_1), umur (tahun) (X_2), kadar hematokrit (X_3), leukosit (X_4), hemoglobin (X_5), eritrosit (X_6), trombosit (X_7).

Karakteristik Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD)

Tabel 1 Karakteristik berdasarkan rekam medis

Karakteristik	Jumlah	
	Pasien	%
Umur (tahun)		
0-14 tahun	47	45,63
15-20 tahun	24	23,30
21-40 tahun	26	26,21
>41 tahun	6	5,82
Total	103	100

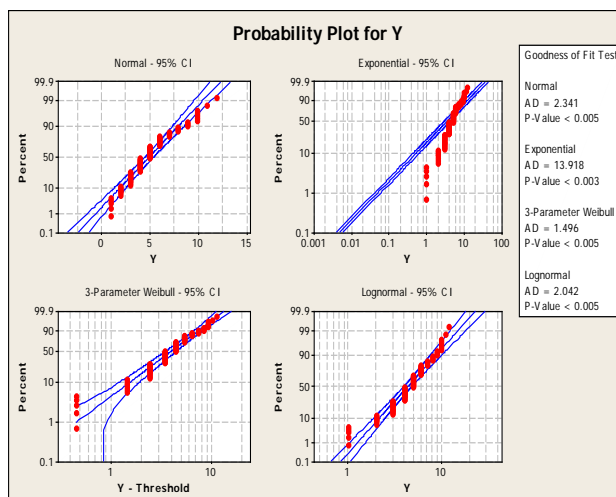
Tabel 1 di atas sebaran berdasarkan karakteristik umur pasien persentase tertinggi penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) terdapat pada umur 0-14 tahun (anak-anak) yaitu 45,63%.

Tabel 2 Deskriptif Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD)

Deskriptif	Umur (tahun)	Kadar hematokrit (%)	Jumlah trombosit (μ)
Rerata	17,24	36.30	121.029
Varians	137.36	50.65	8.862
Minimum	1	8.1	8.000
Median	16	36.2	94.000
Maksimum	48	50.7	563.000

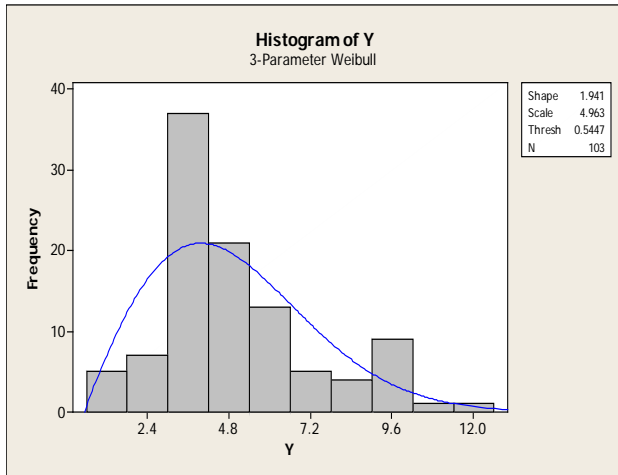
Tabel 2 menunjukkan bahwa pasien DBD (Demam Berdarah Dengue) yang diteliti menunjukkan rerata umur 17,24 tahun dengan kadar hematokrit 36.30% dan jumlah trombosit 121.029/ μ . Varians pada variabel umur 137.36 dengan kadar hematokrit 50.65% dan jumlah trombosit 8.862/ μ . Minimum pada umur 1 tahun dengan kadar hematokrit 8.1 dan jumlah trombosit 8.000. Berdasarkan nilai median yang dihasilkan, diketahui bahwa umur 16 tahun dengan kadar hematokrit 36.2% dan jumlah trombosit 94.000/ μ . Berdasarkan nilai maksimu yang dihasilkan umur 48 tahun dengan kadar hematokrit 50.7% dan jumlah trombosit 563.000/ μ .

Pendugaan Distribusi



Gambar.1. Histogram data survival untuk menduga distribusi data.

Berdasarkan pendugaan distribusi gambar di atas dengan menggunakan uji Anderson Darling terkecil terdapat pada distribusi weibul-3 parameter yaitu sebesar 1,118 .



Gambar.2. Histogram data survival 3-parameter Weibull.

Pendugaan distribusi digunakan untuk mengetahui distribusi data survival yang digunakan. Fungsi distribusi ini digunakan untuk mengestimasi fungsi survival dan fungsi *hazard* komulatifnya. Fungsi distribusi ini juga digunakan untuk mengetahui fungsi *baseline hazard* yang digunakan pada pemodelan. dengan estimasi parameternya adalah $\hat{\eta} = 4,963$; $\hat{\beta} = 1,941$; $\hat{\gamma} = 0,544$

Menentukan fungsi *baseline hazard*

Berdasarkan hasil estimasi parameter untu distribusi parameter weibul 3 parameter, maka fungsi *baseline hazard* yang didapatkan adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \lambda_0(t|\hat{\gamma}, \hat{\eta}, \hat{\beta}) &= \frac{\hat{\beta}(t-\hat{\gamma})^{\hat{\beta}-1}}{\hat{\eta}^{\hat{\beta}}} \\ &= \frac{1,941(t-(0,5447))^{1,941-1}}{4,963^{1,941}} \\ &= \frac{1,941}{22,4098} (0,5447)^{0,941} \\ &= \frac{1,941(t-(0,5447))^{0,941}}{2,24099 \cdot 10^2} \\ &= 0,8661 \cdot 10^{-2} (t - 0,5447)^{0,941} \end{aligned}$$

Mengestimasi fungsi survival dan fungsi *hazard* komulatif

Fungsi survival digunakan untuk mengetahui probabilitas untuk mengetahui probabilitas kesembuhan pasien, dan fungsi *hazard* komulatif digunakan untuk mengetahui tingkat

kesembuhan pasien DBD. Hasil estimasi fungsi survival dan fungsi *hazard* komulatif adalah sebagai berikut:

Tabel 3 Estimasi Fungsi Survival dan Fungsi *Hazard* Komulatif

Waktu Survival	S(t)	$\Lambda(t)$
1	0,2	1,609
2	1	-0,693
3	0,8125	-0,207
4	1	-1,386
5	1	-1,609
6	1	-1,791
7	1,2	-2,128
8	1	-2,079
9	1	-2,179
10	1	-2,302
11	1	-2,397
12	1	-2,485

Martingale Residual

Tabel 4 *Martingale Residual*

$M_i(t)$	Hasil
$M_i(1)$	3.391
$M_i(2)$	15.386
$M_i(3)$	48.621
$M_i(4)$	89.544
$M_i(5)$	113.045
$M_i(6)$	88.746
$M_i(7)$	48.055
$M_i(8)$	48.632
$M_i(9)$	55.773
$M_i(10)$	26.98
$M_i(11)$	43.307
$M_i(12)$	41.808

Pemodelan dengan MARS dilakukan dengan cara *tial and error* dengan kombinasi Basis Fungsi (14, 21, 28), Maksimum Interaksi (1, 2, 3), dan Minimum Observasi (0, 1, 2, 3).

Pembentukan model MARS menggunakan kombinasi BF (14,21,28) karena kombinasi BF 2-4 kali banyaknya peubah prediktor dan

banyaknya peubah prediktor yaitu 7 maka kombinasi BF nya (14,21,28). Sedangkan untuk Maksimum Interaksi (1,2,3) dan Minimum Observasi (0,1,2,3) merupakan suatu ketetapan.

Tabel 5 Pemodelan dengan MARS dilakukan dengan cara *trial and error* dengan Kombinasi BF, MI dan MO

Basis Fungsi	Maksimum Interaksi	Minimum Observasi	GCV	Variabel yang Masuk Model
14	1	0	8.88842	-
14	2	0	5.85969	-
14	3	0	5.77474	-
14	1	1	5.99961	X_6, X_7
14	2	1	6.55662	X_2
14	3	1	5.85969	-
14	1	2	6.23428	X_3, X_6
14	2	2	5.85969	-
14	3	2	5.83773	X_6, X_3, X_2
14	1	3	8.65447	-
14	2	3	7.62339	X_2
14	3	3	7.26357	X_6
21	1	0	5.85969	-
21	2	0	5.85969	-
21	3	0	5.70957	X_4, X_6, X_5, X_2
21	1	1	7.11987	X_2, X_6
21	2	1	5.85969	-
21	3	1	6.20921	-
21	1	2	7.02670	X_6, X_3, X_4, X_2
21	2	2	5.85969	-
21	3	2	5.83773	X_6, X_3, X_2
21	1	3	8.97685	X_6
21	2	3	7.28361	X_2, X_4
21	3	3	17.66571	-
28	1	0	12.52840	X_6
28	2	0	5.85969	-
28	3	0	6.23521	X_4, X_6, X_5
28	1	1	6.28372	-
28	2	1	5.85969	-
28	3	1	6.22112	-
28	1	2	6.36043	X_6, X_3
28	2	2	5.85969	-
28	3	2	7.00131	X_2
28	1	3	10.84042	X_6
28	2	3	7.16278	X_2, X_4
28	3	3	14.92297	X_4, X_3

Sumber Data : Hasil Olahhan Sendiri

Berdasarkan hasil trial and error kombinasi BF, MI, dan MO, maka kombinasi yang menghasilkan nilai GCV minimum adalah kombinasi 21, 3, 0 dengan nilai GCV = 5.70957.

1. Mendapatkan model terbaik berdasarkan nilai GCV minimum.

Berdasarkan hasil kombinasi ini, maka diketahui model MARS yang dihasilkan sebagai berikut :

$$Y = 13.0645 - 1.12031 * BF1 - 0.0867089 * BF6 + 2.91525e-008 * BF8 + 4.38722e-008 * BF9 - 0.000311193 * BF11 + 1.27223 * BF19;$$

Dengan

$$BF1 = \max(0, X_5 - 2.6);$$

$$BF3 = \max(0, 4.52e+006 - X_6) * BF1;$$

$$BF4 = \max(0, X_4 - 5000)$$

$$BF6 = \max(0, X_2 - 11);$$

$$BF8 = \max(0, X_2 - 17) * BF3;$$

$$BF9 = \max(0, 17 - UMUR) * BF3;$$

$$BF11 = \max(0, 10.5 - X_5) * BF4;$$

$$BF19 = \max(0, X_5 - 10.1);$$

Memodelkan Cox Proportional Hazard dengan pendekatan MARS.

Sehingga menghasilkan model Cox Proportional Hazard atau laju kesembuhan pasien DBD sebagai berikut :

$$\lambda(t) = \lambda_0(t) \exp(\hat{Y})$$

$$= 0,8661 \cdot 10^{-2} (t-0,5447)^{0,941} \cdot \exp(13.0645 - 1.12031 \cdot BF1 - 0.0867089 \cdot BF6 + 2.91525e-008 \cdot BF8 + 4.38722e-008 \cdot BF9 - 0.000311193 \cdot BF11 + 1.27223 * BF19).$$

Hasil pemodelan di atas menunjukkan bahwa secara umum, variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD di Rumah Sakit Labuang Baji ada 4, yaitu variabel $X_2, X_4, X_5,$ dan X_6 dimana X_2 adalah umur pasien, X_4 adalah leukosit, X_5 adalah hemoglobin dan X_6 adalah eritrosit. Empat variabel yang telah disebutkan ini mempunyai pengaruh yang baik terhadap model, baik secara individu maupun ketika berinteraksi dengan variabel lain.

Tabel 6 Interaksi Pada Basis Fungsi

BF	Interaksi
3,1	Eritrosit dan Hemoglobin
8,9	Umur dan Eritrosit
11,4	Hemoglobin dan Lekosit

Tabel 6 menunjukkan interaksi antara variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD. Sementara untuk variabel yang berpengaruh secara individu adalah jumlah hemoglobin dan leukosit..

Menentukan tingkat kepentingan untuk tiap-tiap variabel yang signifikan pada model.

Tabel 7 Tingkat kepentingan Variabel

Variabel	Tingkat Kepentingan
Leukosit	100 %
Eritrosit	78.09 %
Hemoglobin	59.93 %
Umur	54.91 %

Berdasarkan Tabel 7 diperoleh informasi bahwa variabel yang mempunyai pengaruh

paling dominan terhadap laju kesembuhan pasien DBD (Demam Berdarah Dengue) adalah variabel leukosit yang ditunjukkan dengan skor *variable importance*-nya sebesar 100%. Selain itu, variabel eritrosit, hemoglobin, dan umur juga berpengaruh terhadap laju kesembuhan penyakit DBD (Demam Berdarah Dengue) dengan skor *variable importance* berturut sebesar 78.09%, 59.93%, dan 54.91%.

Berdasarkan hasil analisis data pada Tabel 7 untuk mengetahui jumlah variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan penyakit DBD dengan menggunakan pendekatan MARS (*Multivariate Adaptive Regression Splines*).

Berdasarkan hasil analisis data untuk mengetahui jumlah variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan penyakit DBD dengan menggunakan pendekatan MARS (*Multivariate Adaptive Regression Splines*).

1. Berdasarkan hasil trial and error kombinasi BF, MI, dan MO, maka kombinasi yang menghasilkan nilai GCV minimum kombinasi 21,3,0 dengan nilai GCV yaitu 5.70957 maka diperoleh model hubungan antara waktu survival dengan variabel-variabel prediktor umur, jenis kelamin, kadar hematokrit, leukosit, hemoglobin, eritrosit dan jumlah trombosit berdasarkan persamaan hasil kombinasi. Setelah didapatkan model MARS terbaik, langkah selanjutnya adalah menguji parameter-parameter yang terdapat didalam model MARS. Pengujian dilakukan secara simultan dan secara parsial. Hasil pengujian secara simultan menunjukkan bahwa parameter-parameter dalam model telah signifikan, begitu pula dengan pengujian parameter secara parsial berdasar gambar 4 dengan begitu, dapat disimpulkan bahwa konstanta dan koefisien Basis 1, 6, 8, 9, 11 dan 19 mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model.

2. Interpretasi model Mars (*Multivariate Adaptive Regression Splines*) berikut ini adalah interpretasi model untuk model MARS terbaik :

- a. $BF1 = \max(0, X_5 - 2.6)$;
 $BF3 = \max(0, 4.52e+006 - X_6) * BF1$;
 Artinya koefisien BF1 akan bermakna jika nilai X_6 lebih besar dari 4.52 dan X_5 lebih kecil 2.6 maka setiap kenaikan

satu fungsi basis (BF3) dapat memingkatkan indeks laju kesembuhan pasien DBD dengan sebesar 1.12031 pada Rumah Sakit Labuang Baji dengan Eritrosit 4.52 dan hemoglobin 2.6

- b. $BF6 = \max(0, X_2 - 11)$;
 Artinya koefisien BF6 akan bermakna jika nilai X_2 lebih besar dari 11 maka setiap kenaikan satu fungsi basis (BF6) dapat menurunkan indeks laju kesembuhan pasien DBD 0.0867089 pada Rumah Sakit Labuang Baji dengan Umur lebih dari 11 tahun.
- c. $BF8 = \max(0, X_2 - 17) . BF3$
 $BF3 = \max(0, 452e+006 - X_6) . BF1$
 $BF1 = \max(0, X_5 - 2.6)$
 Artinya koefisien BF8 akan bermakna jika nilai X_2 lebih besar dari 17 dan X_6 lebih kecil dari 4.52 serta X_5 lebih besar dari 2.6 maka setiap kenaikan satu fungsi basis (BF8) dapat menurunkan indeks laju kesembuhan 2.91525 pada Rumah Sakit Labuang Baji dengan umur lebih dari 17 dan hemoglobin 2.6 .
- d. $BF9 = \max(0, 17 - X_2) . BF3$;

$$BF3 = \max(0, 4.52e + 006 - X_6) . BF1$$

$$BF1 = \max(0, X_5 - 2.6)$$

Artinya koefisien BF9 akan bermakna jika nilai X_2 lebih kecil dari 17 dan X_6 lebih kecil dari 4.52 serta X_5 lebih besar dari 2.6 maka setiap kenaikan satu fungsi basis BF9 dapat menurunkan indeks laju kesembuhan pasien DBD sebesar 4.38722 pada Rumah Sakit Labuang Baji dengan umur lebih dari 17 dan hemoglobin 2.6 .

- e. $BF11 = \max(0, 10.5 - X_5) . BF4$
 $BF4 = \max(0, X_4 - 5000)$;
 Artinya koefisien B11 akan bermakna jika nilai X_5 lebih kecil dari 10.5 dan X_4 lebih besar dari 5000 maka setiap kenaikan satu fungsi basis BF11 dapat menurunkan indeks laju kesembuhan pasien DBD sebesar 0.0003111193 pada hemoglobin kurang dari 10.5 dan leukosit besar dari 5000.
- f. $BF19 = \max(0, X_5 - 10.1)$
 Artinya koefisien BF19 akan bermakna jika nilai X_5 lebih besar dari 10.1 maka setiap kenaikan satu fungsi basis (BF19) dapat menurunkan laju kesembuhan pasien DBD

sebesar 1.27223 pada Rumah Sakit Labuang Baji dengan hemoglobin 10.1

Berdasarkan hasil model terbaik dapat diketahui bahwa variabel yang mempengaruhi laju kesembuhan penyakit DBD (Demam Berdarah Dengue) di Rumah Sakit Labuang Baji yaitu leukosit (X_4), eritrosit (X_6), hemoglobin (X_5) dan umur (X_2)

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan pembahasan dari hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa variabel yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD berdasarkan model MARS Variabel yang berpengaruh terhadap laju kesembuhan pasien DBD secara individu adalah jumlah leukosit dan eritrosit, hemoglobin dan umur selain itu diketahui pula bahwa variabel yang berpengaruh adalah adanya interaksi antara eritrosit dan hemoglobin, umur dengan eritrosit dan interaksi antara hemoglobin dengan leukosit. Jumlah leukosit mempunyai tingkat kepentingan tertinggi dalam mempengaruhi laju kesembuhan pasien DBD yaitu sebesar 100 %, sedangkan kepentingan tertinggi kedua adalah persentase eritrosit sebesar 78.09 %, tertinggi ketiga hemoglobin sebesar 59.93 %, kemudian umur tingkat kepentingan keempat sebesar 54.91 %.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Dian Eta Ayu Sita.A “*Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pemodelan penduduk miskin di Indonesia tahun 2008-2012*” pdf. Di akses pada tanggal 16 januari pukul.11.20.
- [2] Febriyanti Azzikra “*Penerapan metode Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) untuk mengidentifikasi komponen yang berpengaruh terhadap peringkat akreditasi sekolah*” pdf. Di akses pada tanggal 13 januari pukul. 09.00
- [3] Annur Mardiah “*Penerapan metode Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) untuk mengetahui faktor yang mempengaruhi masa studi mahasiswa FMIPA UPI oleh* “ pdf. Diakse pada tanggal 3 januari pukul. 10.15.
- [4] Wicaksono Wasis “*Pemodelan multivariate adaptive regression splines (MARS) pada faktor-faktor resiko angka kesakitan diare*” pdf. Diakses pada tanggal 11 januari pukul. 10.00.
- [5] Nur Alang Besse “*Pemodelan multivariate adaptive regression spline pada data respon biner melalui metode maximum likelihood* “ pdf. Diakses pada tanggal 17 januari pukul 15.00.
- [6] Haslinda Andi, “*MARS multivariate Adaptive Regression Spline*”, (Makassar : Alauddin University Press 2013)
- [7] Amalia Suci,dkk “*Analisis Survival dan faktor-faktor yang mempengaruhi kesembuhan pasien Demam Berdarah dengan menggunakan Bayesian Mixture Survival*.Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh November.
- [8] FNisa’ Shofa dan I Nyoman Budiantara, “*Analisis Survival dengan pendekatan multivariate adaptive regression splines pada kasus demam berdarah dangue (DBD)*” pdf, di akses pada tanggal 3 november pukul.10.00.
- [9] Monika Kriner “*Survival Analysis with Multivariate Adaptive Regeression Splines*”,(Universitat Munchen : Fakultat Fur Mathematik, Informatik und Statistik der Ludwig-Maximilians, 2007), h.20.