E-Jurnal Matematika Vol. 15(4), November 2026, pp. 286-293 ISSN: 2303-1751
DOI: https://doi.org/10.24843/MTK.2026.v15.i04.p532

APLIKASI *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES* (MARS) PADA STATUS TEKANAN DARAH

Made Susilawati[1§], Thio Novryana[2], Ni Luh Putu Suciptawati[3]

[1]Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: mdsusilawati@unud.ac.id]
[2]Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: thio.novryana@gmail.com]
[3]Program Studi Matematika, Fakultas MIPA-Universitas Udayana [Email: suciptawati@unud.ac.id]
[§]*Corresponding Author*

ABSTRACT

Multivariate adaptive regression splines (MARS) is a nonparametric regression modeling method capable of explaining the relationship between response variables, whether continuous or categorical, and multiple predictor variables. In this study, MARS was used to model the factors influencing blood pressure status among patients at Puskesmas Kuta Selatan, which has the highest hypertension cases in Badung Regency. Data were obtained from interviews with 90 respondents, and the best model was achieved through a combination of BF=18, MO=1, and MI=2, resulting in the smallest GCV value of 0,1262004. This model successfully classified blood pressure status with an accuracy of 88,89%. The analysis revealed that the most significant variables affecting blood pressure status were family history, age, obesity, smoking habits, and fat consumption.

Keywords: *Blood Pressure, Multivariate Adaptive Regression Splines, MARS, Nonparametric, Regression*

1. PENDAHULUAN

Metode *multivariate adaptive regression splines* (MARS) merupakan metode dalam regresi nonparametrik yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon yang bersifat kontinu maupun kategorik berdasarkan beberapa variabel prediktor (Ampulembang, 2017). Metode MARS diperkenalkan oleh Friedman pada tahun 1988. Friedman menjelaskan bahwa metode MARS adalah pendekatan regresi nonparametrik yang dikembangkan dari metode *recursive partitioning regression* (RPR) yang digabungkan dengan metode *truncated splines* yang membentuk model yang kontinu pada *knot* (Ampulembang, 2017). Metode MARS mengambil konsep dari metode *recursive partitioning regression* (RPR) yang membagi data menjadi beberapa segmen berdasarkan *knot*, dan metode *truncated spline* yang menggunakan fungsi basis yang dibatasi (*truncated*) untuk menangkap interaksi dan non-linearitas antara variabel. Hal ini memungkinkan MARS untuk membuat model yang lebih fleksibel dan dapat menyesuaikan dengan pola data yang kompleks.

MARS mengatasi kekurangan RPR yang sering kali menghasilkan model yang tidak kontinu pada *knot* dan kurang fleksibel untuk menangkap hubungan non-linear kompleks antara variabel prediktor dan respons dengan menggunakan kombinasi adaptif dari fungsi basis, sehingga dapat membangun model yang lebih halus dan kontinu (Ampulembang, 2017). MARS juga mengatasi keterbatasan *truncated splines* yang hanya dapat menangani pengaruh aditif. Selain mampu menangkap pengaruh aditif, MARS juga mampu mengidentifikasi efek interaksi antara variabel prediktor (Arleina & Otok, 2014). Ketika melibatkan banyak variabel prediktor, MARS lebih efisien dalam waktu komputasi karena pemilihan titik potong (*knot*) dilakukan melalui prosedur adaptif yang mencakup *forward stepwise* dan *backward stepwise*. MARS juga bisa digunakan untuk pemodelan regresi dengan variabel respon kontinu maupun kategori, sedangkan *truncated splines* biasanya hanya digunakan untuk variabel respon yang bersifat kontinu saja (Ampulembang, 2017).

Metode MARS merupakan salah satu metode prediksi yang sering digunakan dalam berbagai bidang, seperti ekonomi, sosial, dan

kesehatan. Salah satu contoh kasus penelitian pada bidang kesehatan yang dapat menggunakan metode MARS adalah penelitian mengenai status tekanan darah. Menurut Gunawan (2007), terdapat tiga jenis tekanan darah, yakni kondisi tekanan darah rendah yang (hipotensi), tekanan darah normal (normotensi), dan tekanan darah tinggi (hipertensi). Perubahan tekanan darah disebabkan oleh beberapa faktor, termasuk faktor usia, jenis kelamin, riwayat keluarga, kebiasaan merokok, aktivitas fisik (olahraga), tingginya konsumsi natrium (garam), pola makan yang tidak sehat, konsumsi alkohol, obesitas, stres fisik dan psikologis, konsumsi kafein, dan keberadaan penyakit lain (Garnadi, 2012). Pengetahuan mendalam tentang faktor-faktor yang memengaruhi tekanan darah menjadi krusial untuk mencegah dan mengelola penyakit tekanan darah yang tidak normal yang dapat berakibat serius terhadap kesehatan.

World Health Organization (2021) menyatakan bahwa hipertensi dialami oleh 1,28 miliar orang dewasa dengan usia 30 tahun ke atas di seluruh dunia. Di Indonesia, prevalensi hipertensi Provinsi Bali pada tahun 2018 mencapai 30,0% yang membuat Provinsi Bali menempati peringkat ke-15 dengan prevalensi hipertensi tertinggi (Badan Pusat Statistik, 2021). Salah satu kabupaten di Provinsi Bali dengan prevalensi tertinggi yaitu Kabupaten Badung. Pada tahun 2021, terdapat sekitar 8.188 orang di Kabupaten Badung yang menderita hipertensi (Dinas Kesehatan Kabupaten Badung, 2022). Menurut laporan Dinas Kesehatan Kabupaten Badung (2022), pada tahun 2021, Puskesmas Kuta Selatan menunjukkan angka kasus hipertensi yang lebih tinggi dibandingkan dengan Puskesmas lain di Kabupaten Badung. Tercatat terdapat 2.021 orang yang menderita hipertensi di wilayah kerja Puskesmas Kuta Selatan.

Salah satu cara untuk mencegah dan mengendalikan hipertensi adalah dengan menjaga tekanan darah agar tetap normal. Penelitian sebelumnya oleh Nahdah S, dkk (2021) mengidentifikasi faktor risiko yang berkorelasi dengan perubahan tekanan darah menggunakan metode observasional analitik. Penelitian tersebut menyimpulkan faktor-faktor seperti lama kerja dan intensitas kebisingan berpengaruh secara signifikan terhadap perubahan tekanan darah pekerja di PT. Industri Kapal Indonesia (Persero) (Nahdah S, dkk, 2021). Meneliti faktor risiko yang memengaruhi perubahan tekanan darah memberikan landasan untuk pengembangan strategi pencegahan yang lebih efektif. Ini dapat mencakup perubahan gaya hidup, intervensi medis, atau edukasi masyarakat untuk mengurangi faktor risiko tekanan darah tidak normal yang dapat diubah. Oleh karena itu, metode yang lebih efektif dan efisien seperti MARS dibutuhkan untuk memprediksi tekanan darah dengan menambahkan beberapa faktor-faktor baru lainnya.

2. METODE PENELITIAN

Menurut Friedman (1991), metode MARS dapat diterapkan pada data yang memiliki nilai ekstrem (*outliers*). MARS dikenal sebagai pendekatan regresi multivariat nonparametrik yang bermanfaat dalam mengatasi tantangan data dengan dimensi yang tinggi. Data dengan dimensi yang tinggi adalah data dengan variabel prediktor sebanyak $3 \leq n \leq 20$ dan ukuran sampel yang berjumlah $50 \leq n \leq 1000$.

Sebelum membentuk model MARS, terdapat beberapa istilah yang perlu diketahui, yaitu (1) *Knot*, adalah titik akhir garis regresi dan titik awal garis regresi lainnya. Jumlah jarak minimum atau minimum observasi (MO) antar *knot* yang disarankan oleh Friedman adalah tiga (0, 1, 2, dan 3 observasi). (2) Fungsi basis (BF), merupakan fungsi yang menggambarkan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Fungsi basis adalah fungsi parametrik yang ditetapkan untuk setiap region (Sita, 2015). Friedman (1991) merekomendasikan jumlah maksimum fungsi basis adalah 2 hingga 4 kali jumlah variabel prediktor. (3) Interaksi, adalah hasil perkalian dari variabel-variabel prediktor yang bekerja sama untuk memengaruhi hasil atau variabel respons. Friedman (1991) membatasi jumlah maksimum interaksi (MI) yang diizinkan, yaitu 1, 2, atau 3. Jika jumlah MI>3, maka model yang dibentuk akan menjadi lebih kompleks dan tidak mudah untuk diinterpretasikan.

Model MARS dapat didefinisikan sebagai berikut (Friedman, 1991):

$$\hat{f}(x) = \beta_0 + \sum_{m=1}^{M} \beta_m \prod_{k=1}^{K_m} \left[S_{km} \left(X_{v(k,m)} - t_{km} \right) \right]_+ \quad (1)$$

dengan β_0 konstanta regresi fungsi basis, β_m adalah koefisien fungsi basis, M adalah jumlah fungsi basis, K_m menandakan derajat interaksi dari setiap fungsi basis, S_{km} memiliki nilai +1 apabila data terletak di sebelah kanan *knot* dan nilai -1 apabila terletak di sebelah kiri *knot*, dan

t_{km} merupakan nilai *knot* dari variabel prediktor $X_{v(k,m)}$.

Misalkan Y dipertimbangkan sebagai variabel acak yang berdistribusi *Bernoulli*, $y \sim Ber(1, \pi(x))$ dengan $y \in \{0,1\}$ dan vektor $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \Re^n$, sehingga $P(Y_i = 1) = \pi(x)$ dan $(Y_i = 0) = 1 - \pi(x)$. Ruang $\Re^n$ merupakan ruang vektor berdimensi n, di mana setiap vektor terdiri dari n komponen yang masing-masing komponennya adalah bilangan real, dan $P(Y_i = 1|x) = \pi(x)$. Misal model tersebut ditulis sebagai $y = \pi(x) + r$, atau dapat ditulis juga sebagai $r = y - \pi(x)$, maka:

$$\begin{aligned} E(r) &= E(y - \pi(x)) \\ &= E(y) - E(\pi(x)) \\ &= \pi(x) - \pi(x) \\ &= 0, \end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned} Var(r) &= Var(y - \pi(x)) \\ &= \pi(x)(1 - \pi(x)). \end{aligned} \tag{3}$$

Lemma 1: *Jika hubungan dengan model logistik,* $\sigma_L: R \to (0,1), dengan\ \sigma_L = \pi(x) = \frac{e^z}{1+e^z}$ *dan R adalah himpunan semua bilangan real. Invers dari fungsi sigmoid* σ_L *adalah transformasi logit,* $logit(\pi(x)) = ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) = z$ (Otok, 2009).

Jika Lemma 1 dipenuhi dan $z = \hat{f}(x)$, maka didapat model MARS untuk variabel respon biner dengan persamaan berikut:

$$\begin{aligned} \text{logit}(\pi(x)) &= \ln\left(\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right) \\ &= \beta_0 + \sum_{m=1}^{M} \beta_m \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(X_{v(k,m)} - t_{km})]_+ \end{aligned} \tag{4}$$

atau dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\text{logit}(\pi(x)) = \boldsymbol{B\beta} \tag{5}$$

dengan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_M)^T$; dan

$$\boldsymbol{B} = \begin{pmatrix} 1 & \prod_{k=1}^{K1} [S_{1m}(X_{1(1,m)} - t_{1m})] & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} [S_{Mm}(X_{1(M,m)} - t_{Mm})] \\ 1 & \prod_{k=1}^{K1} [S_{1m}(X_{2(1,m)} - t_{1m})] & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} [S_{Mm}(X_{2(M,m)} - t_{Mm})] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \prod_{k=1}^{K1} [S_{1m}(X_{n(1,m)} - t_{1m})] & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} [S_{Mm}(X_{n(M,m)} - t_{Mm})] \end{pmatrix}$$

$\boldsymbol{B}$ adalah matriks *nonsingular* yang berisi nilai-nilai dari fungsi basis yang diterapkan pada data, dan $\boldsymbol{\beta}$ merupakan koefisien fungsi basis. Model MARS juga bisa ditulis dalam bentuk fungsi probabilitas, yaitu:

$$\pi(x) = \sigma_L(\boldsymbol{B^T\beta}). \tag{6}$$

Menurut Friedman (1991), fungsi *generalized cross validation* (GCV) pada metode MARS adalah fungsi yang digunakan untuk menentukan model terbaik. Menurut Craven & Wahba (1979) dalam Sita & Otok (2014), fungsi GCV dapat dihitung menggunakan rumus berikut:

$$GCV(M) = \frac{MSE(M)}{\left[1 - \frac{\hat{C}(M)}{N}\right]^2} \tag{7}$$

dengan

$$MSE(M) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left[f(x_i) - \hat{f}_M(x_i)\right]^2 \tag{8}$$

dan

$$\hat{C}(M) = C(M) + d.M \tag{9}$$

di mana $MSE(M)$ adalah *mean squared error* yang digunakan untuk mengukur akurasi model, dengan N sebagai jumlah sampel. $f(x_i)$ adalah nilai aktual pada titik data x_i, sedangkan $\hat{f}_M(x_i)$ adalah nilai perkiraan dengan M fungsi basis. Jumlah total fungsi basis adalah M. $\hat{C}(M)$ mengukur kompleksitas model MARS, dan $C(M)$ mengevaluasi kompleksitas model regresi dengan menggunakan rumus *trace* $[\boldsymbol{B}(\boldsymbol{B}^T\boldsymbol{B})^{-1}\boldsymbol{B}^T] + 1$. Nilai optimal dari fungsi basis atau d biasanya berkisar antara 2 hingga 4. Johnson & Wichern (1992) menyatakan bahwa *apparent error rate* (APER) adalah fungsi yang berguna untuk mengukur keakurasian model MARS. Kesalahan klasifikasi untuk respon dapat dicari menggunakan Tabel 1.

Tabel 1. Klasifikasi APER

Hasil Observasi (*Actual Class*)	**Hasil Prediksi (*Predicted Class*)**	
	Kelas 1	Kelas 2
Kelas 1	n_{11}	n_{12}
Kelas 2	n_{21}	n_{22}

di mana jumlah observasi kelas 1 yang diklasifikasikan dengan benar disebut n_{11}, sedangkan yang salah diklasifikasikan disebut n_{12}. Untuk kelas 2, jumlah observasi yang salah diklasifikasikan disebut n_{21}, dan yang diklasifikasikan dengan benar disebut n_{22}. Menurut Johnson & Wichern (1992), persamaan umum APER dapat ditulis sebagai berikut:

$$APER(\%) = \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \times 100\% \tag{10}$$

Hair, dkk (2010) menjelaskan bahwa uji statistik Press's Q bermanfaat untuk mengevaluasi

stabilitas pada proses klasifikasi atau sejauh mana variabel dapat memisahkan kelompok-kelompok data yang ada.

$$\text{Press's Q} = \frac{[N-(nK)]^2}{N(K-1)} \qquad (11)$$

N adalah total sampel, n adalah jumlah klasifikasi yang benar, dan K adalah jumlah kategori dalam klasifikasi.

Sumber Data dan Variabel Penelitian

Jenis data yang digunakan pada penelitian ini adalah data primer yang didapat dari hasil wawancara dengan masyarakat yang berobat di Puskesmas Kuta Selatan. Populasi dari penelitian ini adalah masyarakat di Kecamatan Kuta Selatan, Kabupaten Badung. Sampel dari penelitian ini adalah masyarakat yang datang berobat ke Puskesmas Kuta Selatan yang telah memenuhi kriteria yaitu, berusia minimal 19 tahun serta bersedia untuk diwawancarai.
Pada penelitian ini, teknik pengambilan sampel yang digunakan adalah *purposive sampling*. Jumlah sampel yang digunakan pada penelitian ini adalah sebanyak 90 sampel. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Variabel Penelitian

Kode	Nama Variabel	Kategori
Variabel Respon:		
y	Status Tekanan Darah	1. Normal ($< 140/90\, mmHg$) 2. Tidak Normal ($\geq 140/90\, mmHg$)
Variabel Prediktor:		
x_1	Usia	-
x_2	Jenis Kelamin	1. Perempuan 2. Laki-Laki
x_3	Riwayat Keluarga	1. Tidak Terdapat Riwayat Keluarga 2. Terdapat Riwayat Keluarga
x_4	Kebiasaan Merokok	1. Bukan Perokok ($Tidak\ merokok$) 2. Perokok Ringan ($1-4\ batang/hari$) 3. Perokok Sedang ($5-14\ batang/hari$) 4. Perokok Berat ($>15\ batang/hari$)

Tabel 2. Variabel Penelitian (Lanjutan)

Kode	Nama Variabel	Kategori
Variabel Respon:		
x_5	Aktivitas Fisik	1. Baik ($3-4\ kali/minggu$) 2. Cukup ($1\ kali/minggu$) 3. Tidak Pernah
x_6	Konsumsi Natrium	-
x_7	Konsumsi Lemak	-
x_8	Konsumsi Alkohol	1. Bukan Peminum ($Tidak\ minum$) 2. Peminum Ringan ($\leq 1\ botol/hari$) 3. Peminum Sedang ($1-4\ botol/hari$) 4. Peminum Berat ($>4\ botol/hari$)
x_9	Obesitas	1. Tidak Obesitas 2. Obesitas

Teknik Analisis Data

Teknik analisis data dilakukan menggunakan metode *multivariate adaptive regression splines* (MARS) dengan bantuan *software* RStudio. Langkah-langkah yang digunakan adalah sebagai berikut:

1. Menganalisis statistik deskriptif dari variabel-variabel penelitian.
2. Menentukan jumlah fungsi basis (BF), minimum observasi (MO), dan maksimum interaksi (MI).
3. Membentuk model MARS dengan mengombinasikan jumlah fungsi basis (BF), minimum observasi (MO), dan maksimum interaksi (MI).
4. Menetapkan model terbaik berdasarkan nilai *generalized cross validation* (GCV) terkecil.
5. Melakukan interpretasi terhadap model terbaik yang didapat.
6. Menguji tingkat keakurasian model dalam mengklasifikasi dengan uji *apparent error rate* (APER).
7. Menguji stabilitas model dalam proses klasifikasi dengan uji Press's Q.
8. Membuat kesimpulan dari hasil yang telah didapat.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Statistik Deskriptif Variabel Penelitian

Statistik deskriptif dari variabel-variabel dalam penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Tabulasi Silang Variabel Penelitian

		Tekanan Darah (y)		Total
		Normal	Tidak Normal	
Usia (x_1)	Dewasa (19 – 59 tahun)	61	19	80
	Lansia (≥ 60 tahun)	5	5	10
	Total	66	24	90
Jenis Kelamin (x_2)	Perempuan	35	14	49
	Laki-Laki	31	10	41
	Total	66	24	90
Riwayat Keluarga (x_3)	Tidak Ada	46	6	52
	Ada	20	18	38
	Total	66	24	90
Kebiasaan Merokok (x_4)	Bukan Perokok	46	13	59
	Perokok Ringan	10	2	12
	Perokok Sedang	8	5	13
	Perokok Berat	2	4	6
	Total	66	24	90
Aktivitas Fisik (x_5)	Baik	24	6	30
	Cukup	24	8	32
	Tidak Pernah	18	10	28
	Total	66	24	90
Konsumsi Natrium (x_6)	Normal	38	16	54
	Tinggi	28	8	36
	Total	66	24	90
Konsumsi Lemak (x_7)	Normal	45	17	62
	Tinggi	21	7	28
	Total	66	24	90
Konsumsi Alkohol (x_8)	Bukan Peminum	51	16	67
	Peminum Ringan	10	5	15
	Peminum Sedang	4	1	5
	Peminum Berat	1	2	3
	Total	66	24	90
Obesitas (x_9)	Tidak Obesitas	59	18	77
	Obesitas	7	6	13
	Total	66	24	90

Sumber: Data Diolah (2024)

Pemodelan MARS

Model dalam metode *multivariate adaptive regression splines* (MARS) dibentuk dengan melakukan *trial and error*. *Trial and error* yang dimaksud adalah dengan mengombinasikan jumlah fungsi basis (BF), minimum observasi (MO), dan maksimum interaksi (MI). Berdasarkan saran Friedman yang sudah dijelaskan sebelumnya, maka jumlah fungsi basis (BF) dalam penelitian ini adalah 18, 27, dan 36. Jumlah minimum observasi (MO) antar *knot* dalam penelitian ini adalah 0, 1, 2, dan 3, sementara jumlah maksimum interaksi (MI) dalam penelitian ini adalah 1, 2, dan 3.

Pemilihan Model Terbaik

Generalized cross validation (GCV) merupakan metode yang umum digunakan untuk pemilihan model terbaik dalam metode MARS. Model dengan nilai GCV terendah dianggap sebagai model yang paling sesuai dengan data, karena mampu memberikan keseimbangan yang baik antara akurasi dan generalisasi. Nilai GCV untuk setiap model dapat dilihat pada Tabel 4.

Dari hasil perhitungan GCV pada Tabel 4, ditemukan bahwa nilai terkecil dari GCV adalah 0,1262004, yang didapat dari kombinasi BF=18, MO=1, dan MI=2. Model MARS terbaik yang terbentuk adalah sebagai berikut:

$$y = 0{,}3017652 + 0{,}3475301 * BF1 - 0{,}3433878 * BF2 + 0{,}02660636 * BF3 + 0{,}005982366 * BF4 + 0{,}01343335 * BF5$$

dengan:

$$BF1 = \max(0, x_1 - 25) * x_3$$
$$BF2 = \max(0, x_1 - 26) * x_3$$
$$BF3 = \max(0, 47 - x_1) * x_9$$
$$BF4 = \max(0, x_4 - 2) * x_7$$
$$BF5 = \max(0, x_1 - 28) * BF6$$
$$BF6 = \max(0, 2 - x_4)$$

Berikut adalah penjelasan untuk masing-masing fungsi basis (BF) dalam model tersebut:

1. $BF1 = \max(0, x_1 - 25) * x_3$

Fungsi basis ini memodelkan pengaruh interaksi usia (x_1) dan riwayat keluarga (x_3) terhadap status tekanan darah (y). Ketika usia responden lebih dari 25 tahun, nilai fungsi basis BF1 akan bernilai $(x_1 - 25) * x_3$. Setiap kenaikan satu unit pada BF1 (misalnya, jika seseorang lebih tua dari 25 tahun dan memiliki riwayat keluarga tekanan darah tinggi) akan meningkatkan risiko tekanan darah tidak normal

sebesar 0,3475301. Ini menunjukkan bahwa interaksi antara usia lebih dari 25 tahun dengan riwayat keluarga meningkatkan risiko tekanan darah tidak normal.

Tabel 4. Pemilihan Model Terbaik MARS Berdasarkan Nilai GCV

No	BF	MO	MI	GCV
1	18	0	1	0,1635166
2	18	1	1	0,1672783
3	18	2	1	0,1683243
4	18	3	1	0,1683243
5	18	0	2	0,1331820
6	**18**	**1**	**2**	**0,1262004**
7	18	2	2	0,1262004
8	18	3	2	0,1269848
9	18	0	3	0,1460513
10	18	1	3	0,1332202
11	18	2	3	0,1332750
12	18	3	3	0,1356437
13	27	0	1	0,1635166
14	27	1	1	0,1672783
15	27	2	1	0,1683243
16	27	3	1	0,1683243
17	27	0	2	0,1331820
18	27	1	2	0,1262004
19	27	2	2	0,1262004
20	27	3	2	0,1269848
21	27	0	3	0,1460513
22	27	1	3	0,1332202
23	27	2	3	0,1332750
24	27	3	3	0,1356437
25	36	0	1	0,1635166
26	36	1	1	0,1672783
27	36	2	1	0,1683243
28	36	3	1	0,1683243
29	36	0	2	0,1331820
30	36	1	2	0,1262004
31	36	2	2	0,1262004
32	36	3	2	0,1269848
33	36	0	3	0,1460513
34	36	1	3	0,1332202
35	36	2	3	0,1332750
36	36	3	3	0,1356437

Sumber: Data Diolah 2024

2. $BF2 = \max(0, x_1 - 26) * x_3$

Fungsi basis ini memodelkan pengaruh interaksi usia (x_1) dan riwayat keluarga (x_3) terhadap status tekanan darah (y). Ketika usia responden lebih dari 26 tahun, nilai fungsi basis BF2 akan bernilai $(x_1 - 26) * x_3$. Setiap kenaikan satu unit pada BF2 (misalnya, jika seseorang lebih tua dari 26 tahun dan memiliki riwayat keluarga) akan menurunkan risiko tekanan darah tidak normal sebesar 0,3433878. Ini menunjukkan bahwa walaupun memiliki riwayat keluarga, usia yang lebih tua dari 26 tahun mungkin dikaitkan dengan penurunan risiko tekanan darah tidak normal.

3. $BF3 = \max(0, 47 - x_1) * x_9$

Fungsi basis ini memodelkan pengaruh interaksi usia (x_1) dan obesitas (x_9) terhadap status tekanan darah (y). Ketika usia responden kurang dari 47 tahun, nilai fungsi basis BF3 akan bernilai $(47 - x_1) * x_9$. Setiap kenaikan satu unit pada BF3 (misalnya, jika seseorang lebih muda dari 47 tahun dan mengalami obesitas) akan meningkatkan risiko tekanan darah tidak normal sebesar 0,02660636. Ini mengindikasikan bahwa individu yang lebih muda dari 47 tahun dan mengalami obesitas cenderung memiliki risiko lebih tinggi terhadap tekanan darah tidak normal.

4. $BF4 = \max(0, x_4 - 2) * x_7$

Fungsi basis ini memodelkan pengaruh interaksi kebiasaan merokok (x_4) dan konsumsi lemak (x_7) terhadap status tekanan darah (y). Ketika kategori kebiasaan merokok responden lebih dari 2, yaitu perokok sedang atau perokok berat, nilai fungsi basis BF4 akan bernilai $(x_4 - 2) * x_7$. Setiap kenaikan satu unit pada BF4 (misalnya, jika seseorang terkategori sebagai perokok sedang atau berat, dan mengonsumsi lemak tinggi) akan meningkatkan risiko tekanan darah tidak normal sebesar 0,005982366 unit. Ini menunjukkan bahwa kombinasi kebiasaan merokok yang tinggi dan konsumsi lemak tinggi berhubungan dengan risiko tekanan darah tidak normal.

5. $BF5 = \max(0, x_1 - 28) * BF6$
   $BF6 = \max(0, 2 - x_4)$

Fungsi basis ini memodelkan pengaruh interaksi usia (x_1) dan kebiasaan merokok (x_4) terhadap status tekanan darah (y). Ketika usia responden lebih dari 28 tahun dan terkategori sebagai bukan perokok, nilai fungsi basis BF5 akan bernilai $(x_1 - 28) * BF6$. Setiap kenaikan satu unit pada BF5 akan meningkatkan risiko tekanan darah tidak normal sebesar 0,01343335. Ini menunjukkan bahwa faktor usia yang lebih tua dari 28 tahun, dikombinasikan dengan pengaruh dari kebiasaan merokok, berkontribusi pada peningkatan risiko tekanan darah tidak normal.

Klasifikasi Model MARS

Berdasarkan model terbaik MARS yang diperoleh, didapat hasil klasifikasi yang dapat

dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Klasifikasi Model MARS

Hasil Observasi (*Actual Class*)	**Hasil Prediksi (*Predicted Class*)**	
	Tekanan Darah Normal	Tekanan Darah Tidak Normal
Tekanan Darah Normal	62	6
Tekanan Darah Tidak Normal	4	18
APER (%)	$\frac{6+4}{62+6+4+18} \times 100\%$ $= \mathbf{11,11}\%$	

Sumber: Data Diolah (2024)

Dari Tabel 5, dapat diketahui bahwa tingkat kesalahan dalam klasifikasi yang diukur dengan APER mencapai 11,11%, yang berarti tingkat keberhasilan pengklasifikasian adalah 88,89%. Untuk menguji stabilitas model dalam proses klasifikasi, digunakan statistik uji Press's Q.

$$Press's\ Q = \frac{[N-(nK)]^2}{N(K-1)} = \frac{[90-(80(2))]^2}{90(2-1)} = 54{,}44$$

Press's Q memiliki nilai sebesar 54,44, yang kemudian dibandingkan dengan nilai *chi-square* dengan satu derajat kebebasan ($X^2_{(1;0,05)} = 3{,}841$). Hasilnya menunjukkan bahwa nilai Press's Q $> X^2_{(1;0,05)}$, maka klasifikasi dianggap baik dan stabil secara statistik.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah diperoleh, dapat disimpulkan bahwa model terbaik MARS yang menjelaskan hubungan antara faktor-faktor risiko yang memengaruhi tekanan darah dengan status tekanan darah pasien Puskesmas Kuta Selatan adalah:

$$y = 0{,}3017652 + 0{,}3475301 * BF1 - 0{,}3433878 * BF2 + 0{,}02660636 * BF3 + 0{,}005982366 * BF4 + 0{,}01343335 * BF5$$

dengan:

$BF1 = \max(0, x_1 - 25) * x_3$

$BF2 = \max(0, x_1 - 26) * x_3$

$BF3 = \max(0, 47 - x_1) * x_9$

$BF4 = \max(0, x_4 - 2) * x_7$

$BF5 = \max(0, x_1 - 28) * BF6$

$BF6 = \max(0, 2 - x_4)$

Model tersebut diperoleh melalui proses *trial and error* yang mengkombinasikan jumlah fungsi basis (BF), minimum observasi (MO), dan maksimum interaksi (MI). Bentuk model terbaik didapakan dari kombinasi BF=18, MO=1, dan MI=2. Penentuan kombinasi ini dilakukan berdasarkan nilai terkecil dari GCV, yaitu 0,1262004, dengan tingkat keberhasilan pengklasifikasian adalah 88,89%. Faktor-faktor yang secara signifikan memengaruhi status tekanan darah pasien Puskesmas Kuta Selatan berdasarkan kepentingan tertinggi dalam model adalah riwayat keluarga (x_3), usia (x_1), obesitas (x_9), kebiasaan merokok (x_4), dan konsumsi lemak (x_7).

Penelitian ini memiliki keterbatasan, terutama dalam cakupan wilayah yang terbatas dan jumlah sampel yang relatif kecil, yang dapat memengaruhi generalisasi hasil. Oleh karena itu, peneliti menyarankan penelitian berikutnya untuk memperluas wilayah studi dan meningkatkan jumlah sampel untuk meningkatkan akurasi dan relevansi temuan. Selain itu, penggunaan referensi yang lebih luas akan memberikan perspektif yang lebih mendalam. Hasil penelitian ini diharapkan mampu menjadi landasan bagi pemerintah dalam merancang strategi pencegahan terhadap tekanan darah yang tidak normal, serta meningkatkan edukasi dan layanan kesehatan di masyarakat.

DAFTAR PUSTAKA

Ampulembang, A. P. (2017). *Pengembangan Model Regresi Nonparametrik Birespon Kontinu Menggunakan Metode MARS* (Disertasi). Program Doktor Departemen Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember.

Arleina, O. D., & Otok, B. W. (2014). Bootstrap Aggregatting Multivariate Adaptive Regression Splines (Bagging MARS) untuk Mengklasifikasikan Rumah Tangga Miskin di Kabupaten Jombang. *Jurnal Sains dan Seni POMITS*, 3(2), 91-96.

Badan Pusat Statistik. (2021). Prevalensi Tekanan Darah Tinggi Menurut Provinsi, 2016-2018. Diakses dari http://surl.li/soqml

Dinas Kesehatan Kabupaten Badung. (2022). Profil Kesehatan Kabupaten Badung Tahun 2021. Diakses dari http://surl.li/soqvo

Friedman, J. H. (1991). Multivariate Adaptive Regression Splines. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1-67.

Garnadi, Y. (2012). *Hidup Nyaman Dengan Hipertensi*. Jakarta: AgroMedia Pustaka.

Gunawan, L. (2007). *Hipertensi Tekanan Darah Tinggi*. Jakarta: Gramedia.

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7 ed.). Upper Saddle River, NJ: Pearson Prentice Hall. Diakses dari https://l1nq.com/pTBzK

Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (1992). *Applied Multivariate Statistical Analysis* (6 ed.), Prentice Hall International Inc. New Jersey. Diakses dari http://surl.li/soqlb

Nahdah S, N., Fachrin, S. A., & Nurlinda, A. (2021). Faktor Yang Berhubungan Dengan Tekanan Darah Pekerja Yang Terpajan Kebisingan Pada Pekerja di PT Industri Kapal Indonesia (Persero). *Window of Public Health Journal*, 2(5), 951-958.

Otok, B. W. (2009). Konsistensi dan Asimtotik Normalitas Model Multivariate Adaptive Regression Splines (Mars) Respon Biner. *Jurnal Ilmu Dasar*, 10(2), 133-140.

Sita, E. A. A., & Otok, B.W. (2014). Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-2012. *Prosiding Seminar Nasional Matematika 2014*, 1(1).

Sita, E. D. A. A. (2015). *Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Data Panel untuk Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia* (Tesis). Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.

World Health Organization. (2021). More than 700 million people with untreated hypertension. Diakses dari https://www.who.int/news/item/25-08-2021-more-than-700-million-people-with-untreated-hypertension