

## Ketepatan Klasifikasi Status Pemberian Air Susu Ibu (ASI) Menggunakan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dan Algoritma C4.5 di Kabupaten Sragen

Yusuf Arifka Rahman<sup>1</sup>, Suparti<sup>2</sup>, Sugito<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Mahasiswa Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro

<sup>2,3</sup>Staff Pengajar Jurusan Statistika FSM Universitas Diponegoro  
[yusuf.yar38@gmail.com](mailto:yusuf.yar38@gmail.com),

### ABSTRACT

The progress of a nation influenced and determined by the level of public health, the indicator of the level of health is determined by nutritional status. Nutrition can be given early, namely breastfeeding to infants. This research aims to compare the classification of exclusive breastfeeding and nonexclusive breastfeeding. It used two methods for classifying a breastfeeding to babies in Sragen subdistrict on 2014, the methods are Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) and C4.5 Algorithm. MARS is nonparametric regression method that use to overcome the high dimension of data that produces accurate prediction and continuous models on knot. C4.5 Algorithm is a way of classifying methods from data mining that use to construct a decision tree. To evaluate the result of classification use Apparent Error Rate (APER) calculation. The best classification result using MARS method is by using the combination of Basis Function (BF)=40, Maximum Interaction (MI)=3, Minimum Observation (MO)=3 because it will result on the smallest Generalized Cross Validation (GCV). Classification result using MARS method obtained APER is 19,7674% and 80,2326% of accuracy. Classification result using C4.5 Algorithm obtained APER is 18,6047% and 81,3953% of accuracy. From proportion test, concluded classification that formed by MARS is as good as by C4.5 Algorithm.

**Keywords:** Breastfeeding, Classification, MARS, C4.5 Algorithm

## 1. PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Air Susu Ibu (ASI) adalah makanan terbaik bagi bayi karena mengandung zat gizi paling sesuai untuk pertumbuhan dan perkembangan bayi (Soetjiningsih, 1997). Pemberian ASI akan menjamin bayi tetap sehat dan memulai kehidupan dengan cara yang paling sehat. Dengan pemberian ASI tidak saja memberikan kesempatan pada bayi untuk tumbuh menjadi manusia yang sehat secara fisik, tetapi juga lebih cerdas, mempunyai emosional yang lebih stabil, perkembangan spiritual yang positif, serta perkembangan sosial yang lebih baik (Roesli, 2005).

Berdasarkan beberapa laporan studi tentang permasalahan pemberian ASI eksklusif menemukan faktor-faktor tidak diberikannya ASI eksklusif pada bayi adalah karena ibu sibuk bekerja, pendidikan ibu yang rendah, gencarnya periklanan tentang penggunaan susu formula, kurangnya sekresi ASI, persepsi tentang bayi tanpa diberi makanan tambahan akan menjadi lapar dan pengetahuan ibu tentang ASI kurang (Diharjo dalam Haryani, 2014). Menurut Siregar (2004), beberapa faktor yang mempengaruhi pemberian ASI eksklusif pada bayi antara lain adalah faktor pendidikan, pengetahuan, pekerjaan, ekonomi, budaya, psikologis, informasi susu formula dan kesehatan.

Metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan data status pemberian ASI tersebut, yaitu *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dan Algoritma C4.5. Metode *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) merupakan pendekatan regresi non parametrik yang dikembangkan oleh Jerome H.Friedman pada tahun 1990. MARS adalah sebuah metode dalam regresi multivariat yang membantu dalam memodelkan hubungan antara suatu variabel respon dengan beberapa variabel prediktor. MARS

merupakan salah satu pendekatan non parametrik sehingga tidak tergantung pada asumsi bentuk model tertentu. Menurut Friedman (1991), model MARS berguna untuk mengatasi data berdimensi tinggi dan dapat menghasilkan prediksi variabel respon yang akurat. Algoritma C4.5 adalah salah satu metode klasifikasi dari *data mining* yang digunakan untuk mengkonstruksikan pohon keputusan (*decision tree*). Algoritma C4.5 diperkenalkan oleh Quinlan (1993) sebagai versi perbaikan dari algoritma *Iterative Dichotomiser 3* (ID3). Secara umum, terdapat enam fungsi dalam *data mining* untuk menemukan atau menggali pengetahuan dalam data yang berukuran besar, yaitu fungsi deskripsi, estimasi, prediksi, klasifikasi, *clustering*, dan asosiasi. Ketiga fungsi pertama dikenal sebagai fungsi minor (fungsi tambahan) dan ketiga fungsi terakhir dikenal sebagai fungsi mayor (fungsi utama).

Berdasarkan uraian sebelumnya maka akan diteliti mengenai data status pemberian ASI di Kabupaten Sragen menggunakan metode *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dan Algoritma C4.5. Dari kedua metode tersebut akan dicari nilai ketepatan klasifikasi data *testing* yang terbaik. Sehingga pada penelitian ini penulis memilih judul “Ketepatan Klasifikasi Status Pemberian Air Susu Ibu (ASI) Menggunakan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dan Algoritma C4.5 di Kabupaten Sragen”.

## 1.2. Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang tersebut, tujuan penelitian ini adalah:

1. Menentukan ketepatan klasifikasi status pemberian ASI di kabupaten Sragen berdasarkan analisis *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS).
2. Membentuk pohon klasifikasi untuk data status pemberian ASI di kabupaten Sragen menggunakan Algoritma C4.5.
3. Menentukan ketepatan klasifikasi status pemberian ASI di kabupaten Sragen berdasarkan analisis algoritma C4.5.
4. Membandingkan ketepatan klasifikasi berdasarkan analisis *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dan algoritma C4.5.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)

*Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) merupakan metode dengan pendekatan regresi nonparametrik yang pertama kali diperkenalkan oleh Friedman pada tahun 1991. Model MARS berguna untuk mengatasi permasalahan data berdimensi tinggi dan menghasilkan prediksi variabel respon yang akurat, dan menghasilkan model kontinu dalam *knot* berdasarkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) terkecil. Permasalahan berdimensi tinggi adalah suatu permasalahan dengan jumlah variabel yang banyak serta ukuran sampel yang besar sehingga memerlukan perhitungan yang rumit. Data berdimensi tinggi yang dimaksud adalah data dengan ukuran  $3 \leq v \leq 20$ , dimana  $v$  adalah banyak variabel prediktor dan sampel data yang berukuran  $50 \leq N \leq 1000$ , dimana  $N$  untuk ukuran sampel (Friedman, 1991).

Pintowati dan Otok (2012) menyatakan ada tiga hal yang perlu diperhatikan dalam pemodelan MARS yaitu *Knot*, *Basis Function* (BF), dan Interaksi. *Knot* dapat didefinisikan sebagai akhir dari sebuah garis regresi (*region*) dan awal dari sebuah garis regresi (*region*) yang lain. Metode MARS dapat menentukan *knot* secara otomatis oleh data dan menghasilkan model yang kontinu pada *knot*. Banyaknya amatan/observasi pada masing-masing *knot* disebut sebagai *Minimum Observation* (MO) yang digunakan sebesar nol, satu, dua dan tiga. *Basis Function* (BF) dapat didefinisikan sebagai selang antar *knot* yang berurutan. Friedman (1991) menyarankan maksimum BF adalah dua sampai empat kali

banyaknya variabel prediktor. Interaksi merupakan *cross product* atau hasil perkalian silang antar variabel satu dengan variabel yang lain yang saling berhubungan. *Maximum Interaction* (MI) adalah satu, dua dan tiga dengan pertimbangan jika lebih dari tiga akan menghasilkan model yang sangat kompleks dan sulit untuk diinterpretasikan. Model umum persamaan MARS adalah sebagai berikut:

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

Dengan

$\alpha_0$  = fungsi basis induk (konstanta)

$\alpha_m$  = koefisien dari fungsi basis ke-m

M = banyaknya maksimum fungsi basis

$K_m$  = derajat interaksi pada fungsi basis ke m

$$[s_{km}(x_{vN(k,m)} - t_{km})]_+ = \begin{cases} (x_{vN(k,m)} - t_{km}), & \text{jika } x_{vN(k,m)} \geq t_{km} \\ -(x_{vN(k,m)} - t_{km}), & \text{jika } x_{vN(k,m)} < t_{km} \end{cases}$$

$x_{vN(k,m)}$  = variabel prediktor ke-v dengan observasi ke N

$t_{km}$  = nilai *knot* dari variabel prediktor  $x_{vN(k,m)}$

Penentuan *knot* pada metode MARS dapat ditentukan secara otomatis oleh data dan menghasilkan model yang kontinu pada *knot*. Penentuan *knot* pada MARS menggunakan *forward stepwise* dan *backward stepwise* yang didasarkan pada nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum (Friedman, 1991). Untuk mendapatkan model dengan fungsi basis maksimum digunakan *forward stepwise*. Sedangkan *backward stepwise* digunakan untuk memenuhi prinsip parsimoni (model yang sederhana) dengan cara mengeliminasi fungsi basis yang berkontribusi kecil sampai tidak ada fungsi basis yang dapat dieliminasi. Ukuran kontribusi pada *backward stepwise* ditentukan dengan memilih basis fungsi yang dihasilkan dari tahap *forward stepwise* dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* atau GCV (Friedman dan Silverman, 1989).

Fungsi GCV minimum didefinisikan sebagai berikut:

$$GCV(M) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{\tilde{C}(M)}{N}\right]^2}$$

dengan,

N = ukuran sampel

$y_i$  = variabel respon

$x_i$  = variabel prediktor

M = banyaknya maksimum fungsi basis

$\hat{f}_M(x_i)$  = nilai taksiran variabel respon pada M fungsi basis di  $x_i$

$\tilde{C}(M)$  =  $(M) + dM$ ; d = nilai ketika setiap fungsi basis mencapai nilai optimal ( $2 \leq d \leq 4$ )

$C(M)$  =  $e[\mathbf{B}(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T] + 1$ ;  $\mathbf{B}$  adalah matriks dari M fungsi basis

## 2.2. Estimasi Parameter

Menurut Otok (2010), untuk mencari estimasi  $\alpha$  pada model MARS dengan variabel respon biner digunakan metode maksimum likelihood. Jika dikaitkan dengan model

logistik,  $\sigma_L: R \rightarrow [0,1], \sigma_L = \pi(x_i) = [e^{\hat{f}(x_i)} / (1 + e^{\hat{f}(x_i)})]$  maka invers dari  $\sigma_L$  dapat dikatakan sebagai transformasi logit, sehingga:

$$\text{logit } \pi(x_i) = \ln \frac{\hat{\pi}(x_i)}{1 - \hat{\pi}(x_i)} = \hat{f}(x)$$

**dengan:**  $\hat{f}(x) = \hat{\alpha}_0 + \sum_{m=1}^M \hat{\alpha}_m B_m(x)$

jika ditulis dalam matriks, model MARS adalah:

$$\hat{Y} = B\hat{\alpha}$$

dengan,

$$\hat{Y} = (\hat{Y}_1, \dots, \hat{Y}_N)^T, \hat{\alpha} = (\hat{\alpha}_0, \dots, \hat{\alpha}_M)^T$$

**B** =

$$\begin{bmatrix} 1 & \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m}(x_{v1(1,m)} - t_{1m})] & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(x_{v1(k,m)} - t_{km})] \\ & + & & + \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m}(x_{v2(1,m)} - t_{1m})] & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(x_{v2(k,m)} - t_{km})] \\ & + & & + \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m}(x_{vN(1,m)} - t_{1m})] & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(x_{vN(k,m)} - t_{km})] \\ & + & & + \end{bmatrix}$$

Persamaan matriks di atas dapat dikatakan sebagai model MARS respon biner, dan dalam fungsi probabilitas, dinyatakan sebagai:

$$\pi(x_i) = \sigma_L(B^T \alpha) = \sigma_L(B_i^T \alpha)$$

Fungsi likelihood untuk MARS dinyatakan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} L(\alpha) &= \prod_{i=1}^n P(y = y_i) \\ &= \prod_{i=1}^n [\sigma_L(B_i^T \alpha)]^{y_i} [1 - \sigma_L(B_i^T \alpha)]^{1-y_i} \\ &= \prod_{i=1}^n \left( \frac{\sigma_L(B_i^T \alpha)}{1 - \sigma_L(B_i^T \alpha)} \right)^{y_i} (1 - \sigma_L(B_i^T \alpha)) \\ &= \prod_{i=1}^n \left[ \frac{\frac{e^{B_i^T \alpha}}{1 + e^{B_i^T \alpha}}}{\frac{1 + e^{B_i^T \alpha} - e^{B_i^T \alpha}}{1 + e^{B_i^T \alpha}}} \right]^{y_i} \left[ \frac{1 + e^{B_i^T \alpha} - e^{B_i^T \alpha}}{1 + e^{B_i^T \alpha}} \right] \\ &= \prod_{i=1}^n [e^{B_i^T \alpha}]^{y_i} \left[ \frac{1}{1 + e^{B_i^T \alpha}} \right] \\ &= \prod_{i=1}^n \left( \frac{e^{B_i^T \alpha y_i}}{1 + e^{B_i^T \alpha}} \right) \end{aligned}$$

dan fungsi log-likelihoodnya adalah

$$\begin{aligned} \ln L(\alpha) &= \ln \left( \prod_{i=1}^n \left( \frac{e^{B_i^T \alpha y_i}}{1 + e^{B_i^T \alpha}} \right) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n \ln (\exp(B_i^T \alpha y_i)) - \sum_{i=1}^n \ln (1 + \exp(B_i^T \alpha)) \end{aligned}$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{B}\alpha - \sum_{i=1}^n \ln(1 + \exp(\mathbf{B}_i^T \alpha))$$

Untuk menunjukkan fungsi maksimum, diturunkan fungsi log-likelihoodnya terhadap  $\alpha$ , yaitu sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \alpha} \ln L(\alpha) &= \frac{\partial}{\partial \alpha} \left( \mathbf{y}^T \mathbf{B}\alpha - \sum_{i=1}^n \ln(1 + \exp(\mathbf{B}_i^T \alpha)) \right) \\ &= \mathbf{B}^T \mathbf{y} - \sum_{i=1}^n \frac{e^{\mathbf{B}_i^T \alpha}}{1 + e^{\mathbf{B}_i^T \alpha}} \mathbf{B}_i \\ &= \mathbf{B}^T \mathbf{y} - \mathbf{B}^T \sigma_L(\mathbf{B}\alpha) \\ &= \mathbf{B}^T [\mathbf{y} - \sigma_L(\mathbf{B}\alpha)] \end{aligned}$$

Jika turunan pertama disamadengankan nol, maka  $\hat{\alpha}$  adalah estimator maksimum likelihood dari  $\alpha$ , yaitu:

$$\mathbf{B}^T [\mathbf{y} - \sigma_L(\mathbf{B}\hat{\alpha})] = \mathbf{0}$$

Untuk membuktikan  $\hat{\alpha}$  adalah estimator yang memaksimumkan persamaan (4) dicari turunan kedua dari fungsi log-likelihood, yaitu:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2}{\partial \alpha_s \partial \alpha_r} \ln L(\alpha) &= \frac{\partial}{\partial \alpha_s} (\mathbf{B}^T [\mathbf{y} - \sigma_L(\mathbf{B}\hat{\alpha})]) \\ &= \frac{\partial}{\partial \alpha_s} \left( \sum_{i=1}^n \mathbf{B}_{ir} y_i - \sum_{i=1}^n \mathbf{B}_{ir} \sigma_L(\mathbf{B}_i^T \alpha) \right) \\ &= - \sum_{i=1}^n \mathbf{B}_{ir} \frac{\partial}{\partial \alpha_s} \sigma_L(\mathbf{B}_i^T \alpha) \\ &= -\mathbf{B}^T D(\alpha) \mathbf{B} \end{aligned}$$

### 2.3. Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 yaitu sebuah algoritma yang digunakan untuk membangun *decision tree* (pohon keputusan). Algoritma C4.5 dan pohon keputusan merupakan dua model yang tak terpisahkan. Algoritma C4.5 merupakan salah satu algoritma klasifikasi yang kuat dan cukup banyak digunakan atau di implementasikan untuk pengklasifikasian dalam berbagai hal. Algoritma C4.5 diperkenalkan oleh J. Ross Quinlan (1996) sebagai versi perbaikan dari Algoritma *Iterative Dichotomiser 3* (ID3). Serangkaian perbaikan yang dilakukan pada algoritma ID3 mencapai puncaknya dengan menghasilkan sebuah sistem praktis dan berpengaruh untuk pembentukan pohon keputusan. Perbaikan tersebut meliputi metode untuk menangani data kontinu, mengatasi missing data, dan melakukan pemangkasan pohon.

Untuk menghitung nilai  $Gain(a)$  dari suatu kelas dibutuhkan *entropy* keseluruhan kelas atau  $info(T)$  dan *entropy* masing-masing atribut pada himpunan  $T$  atau  $info(T_i)$ . *Entropy* adalah rata-rata jumlah informasi yang dibutuhkan untuk mengidentifikasi kelas pada kasus ke dalam himpunan  $T$ . Menurut Ruggieri (2002), rumus yang digunakan untuk menghitung nilai  $Gain(a)$ , *Entropy* keseluruhan kelas atau  $info(T)$  dan *entropy* masing-masing atribut pada himpunan  $T$  atau  $info(T_i)$  adalah sebagai berikut:

$$Gain(a) = info(T) - \sum_{i=1}^s \frac{|T_i|}{|T|} \times info(T_i)$$

dimana nilai *entropy* keseluruhan kelas:

$$info(T) = - \sum_{j=1}^n \frac{freq(c_j, T)}{|T|} \times {}^2 \log \left( \frac{freq(c_j, T)}{|T|} \right)$$

sedangkan nilai *entropy* untuk setiap atribut  $i$ :

$$info(T_i) = - \sum_{j=1}^n \frac{freq(C_j, T_i)}{|T_i|} \times {}_2 \log \left( \frac{freq(C_j, T_i)}{|T_i|} \right)$$

keterangan:

$|T|$  = Banyaknya kasus dalam himpunan  $T$   
 $|T_i|$  = Banyaknya kasus dalam sub-himpunan  $T_i$   
 $freq(C_j, T)$  = Banyak dari kasus-kasus dalam himpunan  $T$  yang memiliki kelas  $C_j$

Jika  $a$  adalah atribut kontinu maka kasus dalam  $T$  dengan nilai atribut tersebut diurutkan dari yang terkecil sampai terbesar. Dimisalkan nilai hasil pengurutan adalah  $w_1, \dots, w_m$ , dan nilai  $v = \frac{(w_i + w_{i+1})}{2}$  dimana  $i \in [1, m-1]$  dan pemisahan yang terjadi untuk atribut bertipe kontinu adalah:

$$T_1^v = \{w_j | w_j \leq v\} \text{ dan } T_2^v = \{w_j | w_j > v\}$$

Untuk setiap nilai  $v$ , *gain info* dari *gain* dihitung dengan mempertimbangkan prosedur pemisahan. *Information gain* untuk  $a$  didefinisikan sebagai nilai maksimum dari semua *gain* dan nilai  $v$  merupakan sebagai nilai ambang batas untuk atribut kontinu.

#### 2.4. Ketepatan Klasifikasi

Menurut Johnson dan Wichern (2002, terjadinya kesalahan klasifikasi suatu observasi merupakan hal yang sangat mungkin terjadi. Hal ini dikarenakan terkadang terdapat beberapa observasi yang tidak berasal dari kelompok tertentu tetapi dimasukkan ke dalam kelompok tersebut. Ketepatan klasifikasi adalah nilai yang digunakan untuk memprediksi kelas target yang tepat diklasifikasikan oleh fungsi klasifikasi. Ketepatan klasifikasi dapat dilihat pada tabel matriks konfusi berikut:

**Tabel 1.** Matriks Konfusi

Hasil Observasi	Taksiran	
	$Y_0$	$Y_1$
$Y_0$	$f_{00}$	$f_{01}$
$Y_1$	$f_{10}$	$f_{11}$

Maka nilai APER dapat dihitung dengan rumus:  $APER = \frac{f_{01} + f_{10}}{f_{00} + f_{01} + f_{10} + f_{11}}$

Akurasi = 1 - APER

### 3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini data yang digunakan adalah data sekunder. Data tersebut merupakan data Ibu yang memberi Air Susu Ibu (ASI) yang diambil dari hasil Survei Sosial Ekonomi Nasional (SUSENAS) di Kabupaten Sragen tahun 2014 yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jawa Tengah. Variabel yang dipakai terdiri atas variable dependen (Y) yaitu status pemberian ASI yang dibagi menjadi ASI eksklusif (Y=0) dan ASI tidak eksklusif (Y=1). Variable independen umur ibu ( $X_1$ ), umur ibu perkawinan pertama ( $X_2$ ), pertolongan proses kelahiran pertama ( $X_3$ ), pertolongan proses kelahiran terakhir ( $X_4$ ), jumlah anak kandung lahir hidup ( $X_5$ ), pemakaian alat kontrasepsi ( $X_6$ ), bekerja/tidak bekerja ibu ( $X_7$ ), status pekerjaan ibu ( $X_8$ ), ijazah tertinggi ibu ( $X_9$ ), dan ijazah tertinggi kepala rumah tangga ( $X_{10}$ ).



Tahapan analisis yang dilakukan adalah pembentukan model MARS dengan mengkombinasikan *Basis Function* (BF) sebesar 2 sampai 4 kali banyaknya variabel prediktor, *Maximum Interaction* (MI) sebesar 1, 2, dan, 3, *Minimum Observation* sebesar 0, 1, 2, dan 3. Membentuk model berdasarkan kombinasi BF, MI, dan MO. Memilih model terbaik berdasarkan nilai GCV terkecil. Menginterpretasikan model terbaik. Menghitung klasifikasi berdasarkan model yang telah ada. Pembentukan pohon keputusan Algoritma C4.5 dengan memilih atribut sebagai akar, didasarkan dari nilai *Gain* tertinggi dari atribut-atribut yang ada. Buat cabang untuk masing-masing nilai. Bagi kasus dalam cabang. Ulangi proses untuk masing-masing cabang sampai semua kasus pada cabang memiliki kelas yang sama.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1. *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)

Pembentukan model MARS didasarkan pada kombinasi nilai *Basis Function* (BF), *Maximum Interaction* (MI), dan *Minimum Observation* (MO). Dari kombinasi BF, MI dan MO didapatkan beberapa model, yaitu sebagai berikut:

**Tabel 2.** Nilai GCV dari Beberapa Kombinasi BF, MI, dan MO

Nomor Model	Kombinasi			GCV	Ketepatan klasifikasi
	BF	MI	MO		
1	20	1	0	0,156	82,91%
2	20	1	1	0,155	81,41%
3	20	1	2	0,155	81,41%
4	20	1	3	0,155	81,41%
5	20	2	0	0,158	84,42%
6	20	2	1	0,154	84,92%
7	20	2	2	0,154	84,92%
8	20	2	3	0,163	84,92%
9	20	3	0	0,160	84,42%
10	20	3	1	0,155	81,91%
11	20	3	2	0,155	82,91%
12	20	3	3	0,153	83,92%
13	30	1	0	0,153	83,42%
14	30	1	1	0,156	81,91%
15	30	1	2	0,156	81,91%
16	30	1	3	0,156	81,91%
17	30	2	0	0,160	84,42%
18	30	2	1	0,157	86,43%
19	30	2	2	0,156	85,43%
20	30	2	3	0,159	83,42%

21	30	3	0	0,161	84,42%
22	30	3	1	0,154	81,91%
23	30	3	2	0,156	84,42%
24	30	3	3	0,156	82,91%
25	40	1	0	0,154	83,42%
26*	40	1	1	0,152	84,42%
27*	40	1	2	0,152	84,42%
28*	40	1	3	0,152	84,42%
29	40	2	0	0,161	84,42%
30	40	2	1	0,162	83,42%
31	40	2	2	0,158	84,42%
32	40	2	3	0,158	84,92%
33	40	3	0	0,162	84,42%
34	40	3	1	0,156	81,91%
35	40	3	2	0,162	82,91%
36*	40	3	3	0,152	87,44%

Dari model diatas diketahui bahwa model yang memiliki GCV terkecil adalah model 26, 27, 28 dan 36. Untuk memilih model terbaik dengan melihat nilai ketepatan yang terbesar yaitu model dengan kombinasi BF=40, MI=3, dan MO=3. Didapatkan modelnya sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = 0,052 + (0,280 \times BF_2) - (0,423 \times BF_3) + (0,014 \times BF_{11}) + (0,277 \times BF_{13}) \\ + (0,693 \times BF_{21}) - (1,192 \times BF_{28}) + (0,546 \times BF_{30})$$

Dari model terbaik digunakan untuk menghitung nilai ketepatan klasifikasi pada data *testing*. Didapatkan klasifikasinya yaitu:

**Tabel 3.** Klasifikasi Data *Testing* Metode MARS

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Total
	ASI eksklusif	ASI tidak eksklusif	
ASI eksklusif	27	10	37
ASI tidak eksklusif	7	42	49
Total	34	52	86

Berdasarkan tabel 3 dapat diketahui klasifikasi status pemberian ASI pada data *testing* menghasilkan nilai APER sebesar 19,7674% dan ketepatan klasifikasi sebesar 80,2326%.

#### 4.2. Konstruksi Algoritma C4.5

Untuk mendapatkan konstruksi pohon keputusan pertama-tama dilakukan pembagian data menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membentuk konstruksi pohon klasifikasi dan data *testing* digunakan sebagai data penguji konstruksi pohon keputusan. Dari percobaan yang dilakukan didapatkan besarnya data *training* yaitu 70% (199 data) dan data *testing* sebesar 30% (86 data). Konstruksi



pohon keputusan menghasilkan 12 simpul, yang terdiri dari simpul akar, simpul keputusan, dan simpul daun. Banyak simpul daun sendiri mencapai 8 simpul yang dilabeli dengan kelasnya masing-masing. Simpul akar merupakan simpul yang terletak paling atas. Berikut ini adalah hasil perhitungan mencari nilai *entropy* dan *information gain* dari semua atribut untuk menentukan simpul akar:

**Tabel 4.** Nilai *Information Gain* pada Simpul Akar

No	Atribut	<i>Gain(a)</i>
		(dalam bits)
<b>1</b>	<b>Umur Ibu</b>	<b>0,23358</b>
2	Umur Ibu Perkawinan Pertama	0,0381
3	Pertolongan Proses Kelahiran Pertama	0,06156
4	Pertolongan Proses Kelahiran Terakhir	0,02784
5	Jumlah Anak Lahir Hidup	0,1094
6	Pemakaian Alat Kontrasepsi	0,00485
7	Bekerja/tidak Bekerja (Ibu)	0,05351
8	Kedudukan dalam Pekerjaan	0,06637
9	Ijazah tertinggi Ibu	0,04889
10	Ijazah tertinggi Kepala Rumah Tangga	0,06635

Berdasarkan Tabel 4 dapat diketahui bahwa dalam penelitian ini atribut Umur ibu terpilih sebagai pemilah pada simpul akar karena memiliki nilai *information gain* terbesar diantara atribut lainnya.

Konstruksi pohon keputusan yang telah terbentuk diuji menggunakan data *testing* untuk melihat sejauh mana pohon keputusan telah tepat dalam mengklasifikasi data status pemberian ASI. Hasil klasifikasi menggunakan data *testing* dapat dilihat pada matiks konfusi sebagai berikut:

**Tabel 5.** Klasifikasi Data *Testing* Algoritma C4.5

Kelompok Aktual	Kelompok Prediksi		Total
	ASI eksklusif	ASI tidak eksklusif	
ASI eksklusif	30	7	37
ASI tidak eksklusif	9	40	49
Total	39	47	86

Berdasarkan tabel 5 dapat diketahui klasifikasi status pemberian ASI pada data *testing* menghasilkan nilai APER sebesar 18,6047 % dan ketepatan klasifikasi sebesar 81,3953%.

### 4.3. Evaluasi Ketepatan Klasifikasi

**Tabel 6.** Nilai Ketepatan Klasifikasi dua metode

Model	Ketepatan Klasifikasi (%)	
	APER	AKURASI
MARS	19,7674%	80,2326%
Algoritma C4.5	18,6047 %	81,3953%

Berdasarkan Tabel 6, nilai akurasi MARS sebesar 80,2326% dengan nilai APER 19,7674% sedangkan nilai akurasi algoritma C4.5 sebesar 81,3953% dengan nilai APER

18,6047%. Hal ini menunjukkan bahwa pemodelan status pemberian ASI di Kabupaten Sragen tahun 2014 menggunakan metode MARS dan algoritma C4.5 menghasilkan nilai akurasi klasifikasi yang relatif sama karena perbedaan nilai akurasi kedua metode tersebut sangat kecil atau kedua model sama baiknya untuk mengklasifikasikan status pemberian ASI di Kabupaten Sragen.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan mengenai Status Pemberian ASI di Kabupaten Sragen tahun 2014 menggunakan MARS dan Algoritma C4.5, diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Model terbaik pada MARS yaitu model dengan kombinasi BF=40, MI=3 dan MO=3 karena memiliki nilai GCV terkecil yaitu sebesar 0,152 dan ketepatan klasifikasi sebesar 87,44%
2. Hasil ketepatan klasifikasi data *testing* menggunakan metode MARS sebesar 80,2326% dan APER sebesar 19,7674%.
3. Konstruksi pohon keputusan yang terbentuk menggunakan Algoritma C4.5 menghasilkan pohon dengan banyak simpul mencapai 12 simpul dimana 8 diantaranya adalah simpul daun dan atribut Umur ibu terpilih sebagai simpul akar dalam pembuatan pohon keputusan.
4. Hasil ketepatan klasifikasi data *testing* menggunakan metode Algoritma C4.5 sebesar 81,3953%.
5. Berdasarkan evaluasi ketepatan klasifikasi kedua metode didapatkan hasil bahwa sistem klasifikasi status pemberian ASI di kabupaten Sragen menggunakan metode MARS dan Algoritma C4.5 sama baiknya.

## DAFTAR PUSTAKA

- Friedman, J.H. 1991. *Multivariate Adaptive Regression Spline*. The Annals of Statistics, Vol. 19 No. 1.
- Haryani. 2014. *Alasan Tidak Diberikan ASI Eksklusif Oleh Ibu Bekerja Di Kota Mataram Nusa Tenggara Barat*. Tesis Ilmu Kesehatan Masyarakat No. 2060.
- Johnson, R. A., Wichern, D. W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. New Jersey: Prentice Hall International, Inc.
- Otok, B. W. 2010. Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) pada Pengelompokan Zona Musim Suatu Wilayah. *Jurnal Statistika, Institut Teknologi Sepuluh Nopember* Vol. 10 No.2.
- Pintowati, W. dan Otok, B.W. 2012. Pemodelan Kemiskinan di Propinsi Jawa Timur dengan Pendekatan Multivariate Adaptive. *JURNAL SAINS DAN SENI ITS* Vol.1, No.1.
- Roesli, U. 2005. *Mengenal Asi Eksklusif*. Jakarta: Trubus Agriwidya.
- Ruggieri, S. 2002. *Efficient C4.5*. (<http://www.di.unipi.it/~ruggieri/Papers/ec45.pdf>, diakses pada tanggal 30 Juni 2015).
- Siregar, A. 2004. *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pemberian ASI Oleh Ibu Melahirkan*. (<http://library.usu.ac.id/download/fkm/fkm-arifin-pdf>, diakses pada tanggal 20 Juli 2015).
- Soetjningsih. 1997. *Asi Petunjuk untuk Tenaga Kesehatan*. Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC.