

# *Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines (Bagging MARS) untuk Mengklasifikasikan Rumah Tangga Miskin di Kabupaten Jombang*

Oktiva D. Arleina, dan Bambang W. Otok  
 Jurusan Statistika, FMIPA, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)  
 Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia  
*e-mail*: bambang\_wo@statistika.its.ac.id

**Abstrak**—Kemiskinan merupakan masalah sosial utama setiap negara, terutama negara berkembang termasuk Indonesia. Fokus penelitian ini adalah pada kemiskinan di Kabupaten Jombang karena peningkatan IPM dan ekonomi Kabupaten Jombang tidak disertai penurunan angka kemiskinan pada tahun 2009 sampai dengan tahun 2011, hal ini diduga karena pemberian bantuan untuk rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang belum tepat sasaran, sehingga perlu adanya metode pengklasifikasian bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin agar bantuan dapat tepat sasaran. MARS merupakan salah satu metode klasifikasi yang difokuskan untuk mengatasi permasalahan dimensi tinggi dan diskontinuitas pada data. Ketepatan atau tingkat akurasi klasifikasi metode MARS dapat ditingkatkan menggunakan metode resampling yaitu bagging. Penelitian ini akan menerapkan MARS bagging dalam mendapatkan model pengklasifikasian rumah tangga miskin berdasarkan bantuan yang diharapkan di Kabupaten Jombang. Hasil pemodelan MARS disimpulkan bahwa probabilitas rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang yang membutuhkan bantuan primer sebesar 0,789 dan probabilitas membutuhkan bantuan sekunder sebesar 0,211, serta terdapat 14 variabel yang mempengaruhi bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang. Keakuratan klasifikasi metode MARS sebesar 69,40 persen, sedangkan keakuratan metode bagging MARS terbaik diantara 25, 50, 100, 150, 200, 250, dan 500 replikasi adalah 69,63 persen. Sehingga dalam penelitian ini, metode bagging MARS lebih tepat digunakan untuk mengklasifikasikan bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang.

**Kata Kunci**—Bagging, Jombang, MARS, Rumah Tangga Miskin

## I. PENDAHULUAN

PENERAPAN metode statistika telah banyak dilakukan dan dikembangkan pada berbagai macam permasalahan. Metode statistika yang biasa digunakan untuk melihat hubungan dan pengaruh variabel prediktor terhadap variabel respon adalah analisis regresi [1]. Pendekatan analisis regresi yang sering digunakan adalah pendekatan regresi parametrik. Namun apabila tidak terdapat informasi apapun mengenai bentuk fungsi dan tidak jelasnya pola hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor maka menggunakan regresi nonparametrik [2]. Beberapa metode pendekatan nonparametrik antara lain metode *Kernel* dan metode *K-*

*Nearest Neighbor*, metode *Spline*, metode Deret Fourier, serta metode *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS). MARS merupakan salah satu metode klasifikasi yang inovatif dan relatif fleksibel untuk menyelidiki pola hubungan antara variabel dependen dan independen tanpa asumsi terhadap bentuk fungsionalnya [3]. MARS difokuskan untuk mengatasi permasalahan dimensi tinggi dan diskontinuitas pada data serta pemodelan MARS bisa menambahkan atau melibatkan banyak interaksi antar variabel [4].

Tingkat akurasi klasifikasi model MARS dapat ditingkatkan dengan menggunakan metode *resampling*, salah satu metode resampling yaitu bagging. Teknik ini digunakan untuk memperbaiki stabilitas, meningkatkan akurasi dan kekuatan prediktif [5]. Hal ini diperkuat dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menyatakan bahwa metode bagging MARS mampu meningkatkan ketepatan klasifikasi metode MARS, yaitu pada penelitian [6]-[9]. Sehingga dalam penelitian ini menggunakan metode bagging MARS.

Kemiskinan merupakan masalah sosial utama pada setiap negara terutama negara berkembang termasuk Indonesia. Pengentasan kemiskinan merupakan salah satu indikator keberhasilan pembangunan (MDGs) 2015. Program dan strategi yang dilakukan oleh pemerintah baik pusat maupun daerah untuk menanggulangi masalah kemiskinan yaitu pada bidang pendidikan, pangan, kesehatan, perluasan kesempatan kerja, bantuan sarana dan prasarana pertanian, serta bantuan kredit usaha untuk masyarakat miskin [10]. Pemerintah juga memberlakukan UU No. 22 dan 25 Tahun 1999 serta UU No 32 dan 33 Tahun 2004 tentang otonomi daerah, UU tersebut diberlakukan karena upaya pengentasan kemiskinan pada daerah berdasarkan pada otonomi daerah masing-masing dirasa lebih efektif.

Kemiskinan pada suatu wilayah dapat diukur melalui faktor ekonomi, sumber daya manusia, dan kesehatan [11]. Faktor ekonomi diukur dari pertumbuhan ekonomi, sedangkan faktor sumber daya manusia dan kesehatan dapat diukur melalui indeks pembangunan manusia (IPM). Kabupaten Jombang merupakan salah satu Kabupaten di Jawa Timur yang memiliki laju ekonomi positif dan selalu mengalami peningkatan dari tahun ke tahun, yaitu sebesar 5,28 persen pada tahun 2009, menjadi 6,12 persen pada tahun 2010, dan menjadi 6,83 persen pada tahun 2011 [12]. IPM di Kabupaten Jombang juga mengalami peningkatan yaitu pada tahun 2009 sebesar 72,82, kemudian tahun 2010 menjadi 72,86, dan pada tahun 2011 menjadi 73,74 [13]. Namun, jumlah penduduk miskin di Kabupaten Jombang juga mengalami peningkatan,

pada tahun 2009 sebesar 16,43 persen dari total penduduk, kemudian tahun 2010 menjadi 17,54 persen, serta menjadi 17,58 persen pada tahun 2011 [13]. Peningkatan pertumbuhan ekonomi dan IPM yang tidak diimbangi dengan penurunan angka kemiskinan di Kabupaten Jombang diperkirakan karena pemberian bantuan pada rumah tangga miskin oleh pemerintah Kabupaten Jombang kurang tepat sasaran. Sehingga, penelitian ini akan menerapkan MARS bagging dalam mendapatkan model pengklasifikasian untuk rumah tangga miskin berdasarkan bantuan yang di harapkan di Kabupaten Jombang melalui prediksi faktor-faktor yang mempengaruhi, sehingga pemberian bantuan oleh pemerintah akan tepat sasaran dan sesuai kebutuhan rumah tangga tersebut.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

### A. Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

MARS pertama kali diperkenalkan oleh [4]. MARS merupakan pendekatan untuk regresi nonparametrik. Model MARS difokuskan untuk mengatasi permasalahan dimensi tinggi dan diskontinuitas pada data [4]. Keuntungan MARS terletak pada kemampuannya untuk memperkirakan kontribusi fungsi basis terhadap variabel respon, dengan tidak hanya dapat menangkap efek adaptif tetapi juga efek interaksi antar prediktor [4]. Estimator model MARS menurut [4] ditulis dalam persamaan (1).

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

dengan,

- $\alpha_0$  = koefisien konstanta dari basis fungsi  $B_0$
- $\alpha_m$  = koefisien dari basis fungsi ke- $m$
- $M$  = banyaknya fungsi basis
- $K_m$  = banyaknya interaksi pada fungsi basis ke- $m$
- $x_{v(k,m)}$  = variabel independen
- $t_{km}$  = nilai *knot* dari variabel independen  $x_{v(k,m)}$
- $S_{km}$  = nilainya 1 atau -1 jika data berada di sebelah kanan atau kiri titik *knot*.
- $v$  = banyaknya variabel prediktor
- $k$  = banyaknya interaksi

Klasifikasi pada model MARS didasarkan pada pendekatan analisis regresi. Jika melakukan klasifikasi pada variabel respon yang terdiri dari dua nilai, maka menurut [14] dapat digunakan model probabilitas dengan persamaan sebagai berikut.

$$\hat{\pi}(x) = \frac{e^{\hat{f}(x)}}{1+e^{\hat{f}(x)}} \quad \{1 - \hat{\pi}(x)\} = \frac{1}{1+e^{\hat{f}(x)}} \quad (2)$$

dengan,

- $\hat{f}(x)$  = logit  $\hat{\pi}(x)$
- Probabilitas ( $Y = 1$ ) =  $\hat{\pi}(x)$  dan
- Probabilitas ( $Y = 2$ ) =  $1 - \hat{\pi}(x)$ .

Menurut [15], metode klasifikasi yang baik akan menghasilkan kesalahan klasifikasi kecil atau peluang kesalahan klasifikasi (alokasi) yang kecil.

APER digunakan untuk menghitung kesalahan klasifikasi pada hasil pengelompokan. Penentuan kesalahan klasifikasi MARS respon biner dengan perhitungan pada tabel klasifikasi sebagai berikut.

Tabel 1.  
Tabel Klasifikasi MARS Respon Biner

Hasil Observasi	Taksiran Observasi	
	$y_1$	$y_2$
$y_1$	$n_{11}$	$n_{12}$
$y_2$	$n_{21}$	$n_{22}$

Keterangan.

- $y_1$  = variabel respon kategori 1
  - $y_2$  = variabel respon kategori 2
  - $n_{11}$  = jumlah observasi dari  $y_1$  yang tepat diklasifikasikan sebagai  $y_1$
  - $n_{22}$  = jumlah observasi dari  $y_2$  yang tepat diklasifikasikan sebagai  $y_2$
  - $n_{21}$  = jumlah observasi dari  $y_2$  yang salah diklasifikasikan sebagai  $y_1$
  - $n_{12}$  = jumlah observasi dari  $y_1$  yang salah diklasifikasikan sebagai  $y_2$
  - $n$  = jumlah observasi
- Nilai APER didapatkan dengan perhitungan sebagai berikut.

$$APER (\%) = \frac{\text{jumlah prediksi salah}}{\text{jumlah total prediksi}} = \frac{n_{21} + n_{12}}{n} \times 100\% \quad (3)$$

statistik uji *Press's Q* dengan persamaan sebagai berikut.

$$Press'Q = \frac{[N - (n_i K)]^2}{N(K-1)} \quad (4)$$

dengan,

- $N$  = jumlah total sampel
- $n_i$  = jumlah individu yang tepat diklasifikasikan ( $n_{11} + n_{22}$ )
- $K$  = jumlah kelompok

*Press's Q* membandingkan antara jumlah ketepatan klasifikasi dengan total sampel dan jumlah kelompok. Nilainya dibandingkan dengan sebuah nilai kritis (tabel *chi-square* dengan derajat bebas 1). Jika *Press's Q* melebihi nilai kritis, maka klasifikasi dapat dianggap sudah stabil dan konsisten secara statistik [16].

### B. Bagging

Bagging merupakan teknik yang diusulkan oleh [5] digunakan untuk mereduksi variansi estimator pada metode klasifikasi dan regresi, dan penggunaannya tidak dibatasi hanya untuk memperbaiki estimator. Teknik ini dapat juga digunakan untuk memperbaiki stabilitas, meningkatkan akurasi dan kekuatan prediktif [5].

Algoritma bagging menurut [17] sebagai berikut.

1. Sebuah data set  $E$  terdiri dari  $\{(y_i, x_i), i = 1, 2, \dots, n\}$ . Melakukan replikasi *bootstrap* pada data tersebut sehingga didapatkan  $E_i^* = (y_i^*, x_i^*), i = 1, 2, \dots, n$ .
2. Replikasi *bootstrap* dilakukan sebanyak  $B$  kali, sehingga didapatkan  $\{E^{(B)}\}$  dari  $E$ .  $\{E^{(B)}\}$  adalah *resampling* dengan pengembalian.

Menurut [17], bagging memiliki potensi untuk menurunkan kuadrat *error* permalan pada berbagai proses.

### C. Kemiskinan

Kemiskinan merupakan ketidakmampuan individu dan atau rumah tangga untuk memenuhi kebutuhan dasarnya [18].

Badan Pusat Statistik (BPS) menetapkan empat belas indikator kemiskinan di Indonesia. Indikator tersebut adalah sebagai berikut.

- 1) Luas lantai bangunan (rumah) perkapita
- 2) Jenis lantai bangunan (rumah)
- 3) Jenis dinding bangunan (rumah)
- 4) Fasilitas tempat buang air besar
- 5) Sumber air minum
- 6) Penerangan yang digunakan
- 7) Bahan bakar yang digunakan
- 8) Frekuensi makan dalam sehari
- 9) Kebiasaan membeli daging/ayam/susu
- 10) Kemampuan membeli pakaian
- 11) Kemampuan berobat ke puskesmas/poliklinik
- 12) Lapangan pekerjaan kepala rumah tangga(penghasilan per bulan)
- 13) Pendidikan kepala rumah tangga
- 14) Kepemilikan aset

Program pengentasan kemiskinan pada berbagai bidang dilakukan pemerintah dengan memberikan bantuan kepada masyarakat miskin. Menurut [12], bantuan dikategorikan menjadi tiga kategori sebagai berikut.

1. Paket Bantuan Program I : Bantuan dan Perlindungan Sosial.
2. Paket Bantuan Program II : Pemberdayaan Masyarakat (PNPM Mandiri).
3. Paket Bantuan Program III : Pemberdayaan Usaha Mikro dan Kecil (UMK-KUR).

### III. METODOLOGI PENELITIAN

#### A. Sumber Data dan Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut

Tabel 2.  
Variabel Penelitian

Var	Keterangan Variabel	Kategori
Y	Bantuan	1. Bantuan Primer 2. Bantuan Sekunder
X <sub>1</sub>	Luas lantai bangunan	-
X <sub>2</sub>	Luas kavling termasuk bangunan	-
X <sub>3</sub>	Jenis atap bangunan tempat tinggal terluas	1. Beton 2. Genteng 3. Kayu sirap 4. Seng 5. Asbes 6. Ijuk(rumbia)
X <sub>4</sub>	Jenis dinding	1.Tembok 2. Kayu 3. Bambu
X <sub>5</sub>	Jenis lantai tempat tinggal terluas	1.Keramik/marmer/granit 2. Ubin/tegel/teraso 3.Semen/bata merah 4. Kayu/papan 5.Bambu 6. Tanah
X <sub>6</sub>	Tempat pembuangan air tinja	1. Septictank 2.Kolam/sawah 3.Sungai/waduk 4.Lubang tanah 5.Tanah lapang/kebun
X <sub>7</sub>	Status kepemilikan tempat buang air besar (Jamban)	1.Milik sendiri 2.Milik bersama 3. Milik umum 4. Tidak ada
X <sub>8</sub>	Sumber penerangan utama yang digunakan rumah tangga miskin	1. Listrik PLN meteran 2.Listrik PLN meteran(menumpang listrik) 3.Listrik non PLN (diesel, panel surya) 4.Bukan listrik (4)
X <sub>9</sub>	Sumber air minum yang digunakan rumah tangga miskin	1. Air dalam kemasan 2.Ledeng 3.Pompa 4.Sumur 5. Mata air 6.Air sungai
X <sub>10</sub>	Bahan bakar yang digunakan untuk memasak	1.Listrik 2.Gas/elpiji 3.Minyak tanah 4.Arang kayu/tempurun 5.Kayu bakar
X <sub>11</sub>	Konsumsi daging/susu/ayam per minggu	-
X <sub>12</sub>	Konsumsi pakaian per tahun	-
X <sub>13</sub>	Frekuensi makan per hari	-
X <sub>14</sub>	Pengobatan	1.RS/puskesmas 3.Praktek paramedis 2.Praktek dokter 4.Pengobatan tradisional
X <sub>15</sub>	Ijazah terakhir kepala rumah tangga	1.Tidak punya 2.SD/setara 3.SLTP/setara 4.SLTA/setara 5.Diploma I/II 6.Akademi ke atas
X <sub>16</sub>	Penghasilan perbulan	-
X <sub>17</sub>	Kepemilikan aset	-
X <sub>18</sub>	Status penguasaan bangunan tempat tinggal	1.Milik sendiri 2.Kontrak 3.Sewa 4.Bebas sewa 5.Rumah dinas 6.Rumah milik orang tua/sanak saudara

Sumber : BPS (2011), BAPPEDA (2011), Pratama (2011), Hidayanti (2014)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Badan Perencanaan Pembangunan Daerah (BAPPEDA) Kabupaten Jombang tahun 2011. Unit observasi dalam penelitian ini adalah rumah tangga dengan status miskin di Kabupaten Jombang.

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah variabel respon bantuan yang dibutuhkan rumah tangga miskin dengan dua kategori, kategori (1) untuk bantuan primer, dan kategori (2) untuk bantuan sekunder. Bantuan primer berdasarkan jumlah rumah tangga miskin yang mengharapkan bantuan berupa bantuan uang, pangan, pelayanan kesehatan, perluasan kesempatan kerja, bantuan sarana dan prasarana pertanian, bantuan kredit usaha untuk masyarakat miskin dan bantuan prasarana pemukiman. Kategori kedua yaitu bantuan sekunder yang terdiri dari bantuan berupa fasilitas dan hewan ternak. Bantuan berupa fasilitas meliputi gerobak (rombong), mesin jahit, mesin cuci, mesin pendingin (kulkas), becak, alat-alat pertukangan, kendaraan dan lain sebagainya. Bantuan hewan ternak yang diharapkan rumah tangga miskin adalah pemberian hewan kambing, sapi, itik, dan ayam.

#### B. Metode Analisis

Langkah-langkah penelitian :

1. Melakukan persiapan data dan analisis statistika deskriptif.
2. Membagi data menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing* masing-masing sebanyak 75% dan 25%.
3. Mengkombinasikan besarnya *Basis Function* (BF), *Maximum Interaction* (MI) dan *Minimum Observation* (MO) pada data *training*.
4. Menetapkan model terbaik dari MARS.
5. Mengelompokkan fungsi basis berdasarkan variabel prediktor yang masuk dalam model.
6. Menginterpretasikan tingkat kontribusi dan pengurangan GCV variabel yang mempunyai kepentingan dalam pengelompokan variabel respon pada model MARS.
7. Melakukan pemodelan bagging MARS pada data *training* dengan 25, 50, 100, 150, 200, 250, dan 500 replikasi *bootstrap*.
8. Menentukan prediksi variabel respon dari model bagging MARS berdasarkan maksimal *voting*.
9. Menguji keakurasian klasifikasi (ketepatan klasifikasi) metode MARS dan bagging MARS yang terbentuk (pada data *training*).
10. Menghitung nilai kesalahan klasifikasi dengan menggunakan APER serta menghitung kestabilan klasifikasi dengan statistik uji *Press's Q* pada model MARS untuk data *training*.
11. Menganalisis kemampuan model MARS dan bagging MARS untuk memprediksi dengan menggunakan data *testing*.
12. Menguji keakurasian klasifikasi (ketepatan klasifikasi) dan menghitung nilai kesalahan klasifikasi dengan menggunakan APER serta menghitung kestabilan klasifikasi dengan statistik uji *Press's Q* pada model MARS dan bagging MARS untuk data *testing*.
13. Membandingkan tingkat akurasi klasifikasi antara metode MARS dengan *bagging* MARS untuk mendapatkan model terbaik.

IV. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

A. Pemodelan Rumah Tangga Miskin dengan MARS

Pemodelan rumah tangga miskin dengan menggunakan metode MARS adalah sebagai berikut.

Tabel 3.

Nomor Model	Kombinasi			GCV	R <sup>2</sup>	Keakuratan Klasifikasi
	BF	MI	MO			
1	36	1	0	0,209	0,896	68,90 %
2	36	1	1	0,209	0,896	68,80 %
3	36	1	2	0,209	0,896	68,80 %
4	36	1	3	0,209	0,896	68,80 %
5	36	2	0	0,207	0,898	69,10 %
6	36	2	1	0,207	0,898	69,10 %
7	36	2	2	0,207	0,898	69,10 %
8	36	2	3	0,207	0,898	69,10 %
9	36	3	0	0,207	0,898	69,30 %
10	36	3	1	0,207	0,899	69,60 %
11	36	3	2	0,207	0,898	69,30 %
12	36	3	3	0,207	0,898	69,30 %
13	54	1	0	0,209	0,896	69,30 %
14	54	1	1	0,209	0,896	69,30 %
15	54	1	2	0,209	0,896	69,30 %
16	54	1	3	0,209	0,896	69,30 %
17	54	2	0	0,207	0,898	69,20 %
18	54	2	1	0,207	0,899	69,10 %
19	54	2	2	0,207	0,898	69,20 %
20	54	2	3	0,207	0,898	69,20 %
21	54	3	0	0,207	0,899	69,50 %
22	54	3	1	0,206	0,898	69,80 %
23	54	3	2	0,206	0,899	70,10 %
24	54	3	3	0,206	0,899	70,10 %
25	72	1	0	0,209	0,896	69,20 %
26	72	1	1	0,209	0,896	69,40 %
27	72	1	2	0,209	0,896	69,40 %
28	72	1	3	0,209	0,896	69,40 %
29	72	2	0	0,207	0,898	69,20 %
30	72	2	1	0,207	0,899	69,30 %
31	72	2	2	0,207	0,898	69,20 %
32	72	2	3	0,207	0,898	69,20 %
<b>33*</b>	<b>72</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>0,206</b>	<b>0,900</b>	<b>69,40 %</b>
34	72	3	1	0,206	0,900	69,40 %
35	72	3	2	0,206	0,899	69,90 %
36	72	3	3	0,206	0,899	69,90 %

Keterangan : \* adalah model MARS terbaik

Berdasarkan Tabel 3, pemodelan MARS terbaik pada rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang adalah pada model 33, dengan kombinasi BF sebesar 72, MI sebesar 3 dan MO sebesar 0. Model 33 mempunyai nilai GCV terkecil yaitu 0,206, nilai R<sup>2</sup> sebesar 0,900, dan nilai ketepatan klasifikasi sebesar 69,40 persen.

Model MARS terbaik untuk klasifikasi rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 \hat{f}(x) = & 1,453 - 0,340 BF_1 - 0,086 BF_5 - 0,141 \cdot 10^{-5} BF_9 + 0,198 BF_9 \\
 & - 0,120 \cdot 10^{-5} BF_{11} - 0,254 \cdot 10^{-5} BF_{12} - 0,230 \cdot 10^{-7} BF_{13} \\
 & - 0,941 \cdot 10^{-7} BF_{14} - 0,010 BF_{18} - 0,131 BF_{19} + 0,068 BF_{21} \\
 & + 0,636 \cdot 10^{-3} BF_{23} - 0,160 \cdot 10^{-6} BF_{25} - 0,137 BF_{29} \\
 & + 0,226 BF_{37} + 0,004 BF_{43} - 0,001 BF_{47} + 0,111 \cdot 10^{-5} BF_{52} \\
 & + 0,121 \cdot 10^{-5} BF_{53} + 0,183 BF_{57} - 0,093 BF_{59} - 0,002 BF_{64} \\
 & - 0,012 BF_{68} + 0,131 \cdot 10^{-6} BF_{70} - 0,144 \cdot 10^{-5} BF_{71}
 \end{aligned}$$

(5)

dengan,

$$\begin{aligned}
 BF_1 &= (X_9 = 5 \text{ atau } X_9 = 6); \\
 BF_2 &= (X_9 = 1 \text{ atau } X_9 = 2 \text{ atau } X_9 = 3 \text{ atau } X_9 = 4); \\
 BF_3 &= \max(0, X_2 - 138); \\
 BF_4 &= \max(0, 138 - X_2); \\
 BF_5 &= (X_6 = 1); \\
 BF_6 &= (X_6 = 2 \text{ atau } X_6 = 3 \text{ atau } X_6 = 4 \text{ atau } X_6 = 5); \\
 BF_7 &= \max(0, X_{16} - 210000) BF_6; \\
 BF_8 &= \max(0, 210000 - X_{16}) BF_6; \\
 BF_9 &= (X_9 = 2 \text{ atau } X_9 = 5) BF_6; \\
 BF_{11} &= \max(0, X_{16} - 500000) BF_1; \\
 BF_{12} &= \max(0, 500000 - X_{16}) BF_1; \\
 BF_{13} &= \max(0, X_{17} - 900000) BF_2; \\
 BF_{14} &= \max(0, 900000 - X_{17}) BF_2; \\
 BF_{15} &= (X_{14} = 1) BF_5; \\
 BF_{16} &= (X_{14} = 2 \text{ atau } X_{14} = 3 \text{ atau } X_{14} = 4) BF_5; \\
 BF_{18} &= \max(0, 32 - X_1) BF_{15}; \\
 BF_{19} &= (X_{14} = 2 \text{ atau } X_{14} = 3) BF_5; \\
 BF_{20} &= (X_{14} = 1 \text{ atau } X_{14} = 4) BF_5; \\
 BF_{21} &= (X_5 = 5 \text{ atau } X_5 = 6) BF_{20}; \\
 BF_{23} &= (X_6 = 2 \text{ atau } X_6 = 3) BF_5; \\
 BF_{25} &= \max(0, X_{11} - 2) BF_{14};
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 BF_{29} &= (X_{10} = 2 \text{ atau } X_{10} = 4) BF_{20}; \\
 BF_{34} &= (X_{10} = 1 \text{ atau } X_{10} = 2 \text{ atau } X_{10} = 4) BF_4; \\
 BF_{37} &= (X_5 = 2) BF_{16}; \\
 BF_{43} &= (X_{18} = 3 \text{ atau } X_{18} = 4) BF_3; \\
 BF_{47} &= (X_7 = 1) BF_{34}; \\
 BF_{52} &= \max(0, 2 - X_{11}) BF_{12}; \\
 BF_{53} &= (X_4 = 2) BF_{12}; \\
 BF_{57} &= (X_{10} = 1 \text{ atau } X_{10} = 2) BF_6; \\
 BF_{58} &= (X_{10} = 3 \text{ atau } X_{10} = 4 \text{ atau } X_{10} = 5) BF_6; \\
 BF_{59} &= (X_{15} = 3 \text{ atau } X_{15} = 4) BF_{57}; \\
 BF_{64} &= \max(0, 140 - X_2) BF_{57}; \\
 BF_{68} &= \max(0, 25 - X_1) BF_{58}; \\
 BF_{70} &= \max(0, 16 - X_1) BF_7; \\
 BF_{72} &= (X_{18} = 2 \text{ atau } X_{18} = 5) BF_7;
 \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (5) didapatkan nilai peluang rumah tangga miskin membutuhkan bantuan primer ( $\hat{\pi}(x)$ ) dan peluang rumah tangga miskin membutuhkan bantuan sekunder ( $1 - \hat{\pi}(x)$ ) adalah sebagai berikut.

$$\hat{\pi}(x) = \frac{e^{\hat{f}(x)}}{1 + e^{\hat{f}(x)}} \tag{6}$$

dengan,

$$\begin{aligned}
 e^{\hat{f}(x)} = & \exp(1,453 - 0,340(1) - 0,086(1) - 0,141 \cdot 10^{-5}(1) + 0,198(1) \\
 & - 0,120 \cdot 10^{-5}(1) - 0,254 \cdot 10^{-5}(1) - 0,230 \cdot 10^{-7}(1) \\
 & - 0,941 \cdot 10^{-7}(1) - 0,010(1) - 0,131(1) + 0,068(1) \\
 & + 0,636 \cdot 10^{-3}(1) - 0,160 \cdot 10^{-6}(1) - 0,137(1) + 0,226(1) \\
 & + 0,004(1) - 0,001(1) + 0,111 \cdot 10^{-5}(1) + 0,121 \cdot 10^{-5}(1) \\
 & + 0,183(1) - 0,093(1) - 0,002(1) - 0,012(1) \\
 & + 0,131 \cdot 10^{-6}(1) - 0,144 \cdot 10^{-5}(1))
 \end{aligned}$$

$$e^{\hat{f}(x)} = e^{1,320634} = 3,746$$

Sehingga,

$$\begin{aligned}
 \hat{\pi}(x) &= \frac{e^{\hat{f}(x)}}{1 + e^{\hat{f}(x)}} = \frac{3,746}{1 + 3,746} = 0,789 \\
 1 - \hat{\pi}(x) &= 1 - 0,789 = 0,211
 \end{aligned}$$

Jadi, probabilitas rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang membutuhkan bantuan primer adalah 0,789 dan probabilitas rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang membutuhkan bantuan sekunder adalah 0,211.

Salah satu contoh interpretasi model MARS berdasarkan persamaan (5) dan probabilitas rumah tangga miskin membutuhkan bantuan primer pada persamaan (6) serta probabilitas rumah tangga miskin membutuhkan bantuan sekunder adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
 BF_8 &= \max(0, 210000 - X_{16}) BF_6; \\
 BF_6 &= (X_6 = 2 \text{ atau } X_6 = 3 \text{ atau } X_6 = 4 \text{ atau } X_6 = 5);
 \end{aligned}$$

Rumah tangga miskin dengan kepala rumah tangga yang memiliki penghasilan kurang dari Rp 210.000 dan yang menggunakan kolam/sawah, atau sungai/waduk, atau lubang tanah, atau tanah lapang/kebun memiliki probabilitas membutuhkan bantuan primer sebesar 0,810 dan probabilitas membutuhkan bantuan sekunder sebesar 0,190.

Tabel 4 menunjukkan tingkat kepentingan variabel prediktor pada klasifikasi model MARS yang ditaksir oleh kenaikan nilai GCV karena berpindahnya variabel-variabel prediktor yang dipertimbangkan dari model. Berdasarkan hasil analisis yang telah dilakukan, maka didapatkan enam belas variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon, yaitu variabel tempat pembuangan air tinja, sumber air minum yang digunakan, pengobatan, luas kavling termasuk bangunan, penghasilan per bulan, bahan bakar yang digunakan untuk memasak, luas lantai bangunan tempat tinggal, jenis lantai tempat tinggal terluas, status kepemilikan tempat buang air besar, kepemilikan aset, jenis dinding bangunan tempat tinggal terluas, status penguasaan bangunan tempat tinggal, konsumsi daging/susu/ayam per minggu, dan ijazah terakhir kepala rumah tangga. Tiga variabel merupakan indikator kemiskinan menurut BAPPEDA Jombang (2011), yaitu luas kavling termasuk bangunan, status kepemilikan tempat pembuangan

air besar, dan status penguasaan bangunan tempat tinggal, 11 Variabel lainnya merupakan indikator kemiskinan di Indonesia menurut BPS (2011).

Tabel 4.  
Tingkat Kepentingan Variabel-Variabel Prediktor pada Model MARS

No	Variabel	Tingkat Kepentingan	Pengurangan Nilai GCV
1	Tempat pembuangan air tinja ( $X_6$ )	100,000 %	0,212
2	Sumber air minum yang digunakan ( $X_9$ )	87,333 %	0,210
3	Pengobatan ( $X_{14}$ )	63,806 %	0,209
4	Luas kavling termasuk bangunan ( $X_2$ )	62,835 %	0,208
5	Penghasilan per bulan ( $X_{16}$ )	61,919 %	0,208
6	Bahan bakar yang digunakan untuk memasak ( $X_{10}$ )	59,427 %	0,208
7	Luas lantai bangunan tempat tinggal ( $X_1$ )	44,847 %	0,207
8	Jenis lantai tempat tinggal terluas ( $X_5$ )	33,577 %	0,207
9	Status kepemilikan tempat buang air besar ( $X_7$ )	33,002 %	0,207
10	Kepemilikan aset ( $X_{17}$ )	29,174 %	0,207
11	Jenis dinding bangunan tempat tinggal terluas ( $X_4$ )	24,095 %	0,207
12	Status penguasaan bangunan tempat tinggal ( $X_{18}$ )	24,030 %	0,207
13	Konsumsi daging/susu/ayam per minggu ( $X_{11}$ )	21,618 %	0,207
14	Ijazah terakhir kepala rumah tangga ( $X_{15}$ )	12,280 %	0,206

Tabel 5 merupakan tabel ketepatan dan kesalahan klasifikasi data *training*.

Tabel 5.  
Ketepatan dan Kesalahan Klasifikasi Data *Training* pada Model MARS

Kelas aktual	Prediksi kelas		Total Aktual
	1	2	
1	2710	9	2719
2	1225	90	1315
<b>Total Prediksi</b>	<b>3935</b>	<b>99</b>	<b>4034</b>
<b>Benar</b>	<b>99,70 %</b>	<b>6,80 %</b>	<b>APER</b>
<b>Total Benar</b>	<b>69,40 %</b>		<b>30,60 %</b>

Tabel 5 menjelaskan bahwa dari 4034 data *training* untuk rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang yang membutuhkan bantuan primer, sebanyak 2710 atau 99,70 persen unit rumah tangga terklasifikasikan dengan tepat dan sebanyak 90 dari 1315 atau sebesar 6,80 persen rumah tangga miskin yang membutuhkan bantuan sekunder terklasifikasikan dengan benar. Sehingga, berdasarkan Tabel 5 ketepatan data *training* adalah 69,40 persen dan peluang kesalahan dalam pengklasifikasian bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang adalah 0,3060.

Tabel 6 menunjukkan besarnya kestabilan dalam ketepatan klasifikasi data *training* bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang berdasarkan nilai statistik uji *Press's Q*. Berdasarkan Tabel 6, nilai *Press's Q* melebihi nilai  $\chi_{(1;0,05)}$ , maka klasifikasi data *training* bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang sudah stabil dan konsisten secara statistik.

Tabel 6.  
Ketepatan dan Kestabilan Klasifikasi Data *Training* pada Model MARS

Ketepatan Klasifikasi	Ketepatan Klasifikasi		Press's Q	$\chi_{(1;0,05)}$
	1	2		
69,40 %	99,70 %	6,80 %	607,92	3,841

Tabel 7 menunjukkan ketepatan dan kesalahan klasifikasi data *testing*.

Tabel 7.  
Ketepatan dan Kesalahan Klasifikasi Data *Testing* pada Model MARS

Kelas aktual	Prediksi kelas		Total Aktual
	1	2	
1	600	37	637
2	643	65	708
<b>Total Prediksi</b>	<b>1243</b>	<b>102</b>	<b>1345</b>
<b>Benar</b>	<b>94,20 %</b>	<b>9,20 %</b>	<b>APER</b>
<b>Total Benar</b>	<b>49,40 %</b>		<b>50,40 %</b>

Berdasarkan Tabel 7, 600 dari 637 atau 94,20 persen rumah tangga miskin yang membutuhkan bantuan primer terklasifikasikan dengan tepat. Sedangkan untuk klasifikasi rumah tangga miskin yang membutuhkan bantuan sekunder hanya 65 dari 708 atau 9,20 persen rumah tangga miskin yang membutuhkan bantuan sekunder terklasifikasikan dengan

tepat. Sehingga keakuratan klasifikasi data *testing* sebesar 49,40 persen dan kesalahan klasifikasi sebesar 50,40 persen.

Tabel 8 menunjukkan kestabilan klasifikasi data *testing* bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang. Berdasarkan Tabel 8 diketahui bahwa nilai statistik uji *Press's Q* lebih kecil dibanding nilai  $\chi_{(1;0,05)}$ , sehingga klasifikasi data *testing* bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang belum stabil dan konsisten secara statistik.

Tabel 8.  
Ketepatan dan Kestabilan Klasifikasi Data *Testing* pada Model MARS Rumah Tangga Miskin

Ketepatan Klasifikasi	Ketepatan Klasifikasi		Press's Q	$\chi_{(1;0,05)}$
	1	2		
58,87 %	99,00 %	1,80 %	0,167	3,841

### B. Perbandingan Pemodelan Rumah Tangga Miskin dengan MARS dan Bagging MARS

Tingkat akurasi klasifikasi metode MARS dan bagging MARS akan dibandingkan untuk mengetahui metode yang terbaik untuk mengklasifikasikan bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang. Perbandingan tingkat akurasi klasifikasi metode MARS dan bagging MARS pada data *training* dijabarkan pada Tabel 9.

Tabel 9.  
Perbandingan Tingkat Akurasi Klasifikasi Metode MARS dan Bagging MARS pada Data *Training*

MARS	Metode	
	Bagging MARS	
	Replikasi	Akurasi
69,40 %	25	69,63 %
	50	69,46 %
	100	69,43 %
	150	69,53 %
	200	69,53 %
	250	69,51 %
	500	69,51 %

Berdasarkan Tabel 9, keakuratan klasifikasi metode bagging MARS pada 25 replikasi lebih besar dibandingkan metode MARS.

Perbandingan tingkat akurasi klasifikasi metode MARS dan bagging MARS pada data *testing* dijabarkan pada Tabel 10.

Tabel 10.  
Perbandingan Tingkat Akurasi Klasifikasi Metode MARS dan Bagging MARS pada Data *Testing*

MARS	Metode	
	Bagging MARS	
	Replikasi	Akurasi
49,40 %	25	51,08 %
	50	49,96 %
	100	50,56 %
	150	50,33 %
	200	49,90 %
	250	50,41 %
	500	50,26 %

Berdasarkan Tabel 10, keakuratan klasifikasi metode bagging MARS pada 25 replikasi lebih besar dibandingkan metode MARS. Sehingga metode bagging MARS lebih tepat digunakan dalam mengklasifikasikan bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin dibanding metode MARS.

## V. KESIMPULAN

1. Hasil pemodelan MARS adalah sebagai berikut.
  - a. Empat belas variabel prediktor yang mempengaruhi bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang, yaitu variabel tempat

pembuangan air tinja, sumber air minum yang digunakan, pengobatan, luas kavling termasuk bangunan, penghasilan per bulan, bahan bakar yang digunakan untuk memasak, luas lantai bangunan tempat tinggal, jenis lantai tempat tinggal terluas, status kepemilikan tempat buang air besar, kepemilikan aset, jenis dinding bangunan tempat tinggal terluas, status penguasaan bangunan tempat tinggal, konsumsi daging/susu/ayam per minggu, dan ijazah terakhir kepala rumah tangga.

- b. Karakteristik dua variabel yang memiliki kontribusi terbesar (tingkat kepentingan terbesar) yaitu variabel tempat pembuangan air tinja dan sumber air minum adalah sebagai berikut.
    - a) Rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang menggunakan septictank sebagai tempat pembuangan air tinja.
    - b) Rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang menggunakan mata air atau air sungai sebagai sumber air minum.
  - c. Keakuratan klasifikasi data *training* dengan metode MARS sebesar 69,40 persen, sedangkan keakuratan klasifikasi dari data *testing* dengan metode MARS sebesar 49,40 persen.
2. Hasil pemodelan bagging MARS adalah sebagai berikut.
    - a. Keakuratan metode bagging MARS pada data *training* untuk mengklasifikasikan bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang pada 25, 50, 100, 150, 200, 250, dan 500 replikasi masing-masing adalah 69,63 persen, 69,46 persen, 69,43 persen, 69,53 persen, 69,53 persen, 69,51 persen, dan 69,51 persen. Sehingga metode bagging MARS terbaik untuk data *training* adalah dengan 25 replikasi karena menghasilkan nilai keakuratan klasifikasi yang tinggi.
    - b. Keakuratan metode bagging MARS pada data *testing* untuk mengklasifikasikan bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang pada 25, 50, 100, 150, 200, 250, dan 500 replikasi masing-masing adalah 51,08 persen, 49,96 persen, 50,56 persen, 50,33 persen, 49,90 persen, 50,41 persen, dan 50,26 persen. Sehingga metode bagging MARS terbaik untuk data *testing* adalah dengan 25 replikasi karena menghasilkan nilai keakuratan klasifikasi yang tinggi.
  3. Metode bagging MARS dengan 25 replikasi lebih tepat digunakan untuk mengklasifikasikan bantuan yang diharapkan rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang dibanding metode MARS karena mempunyai nilai keakuratan klasifikasi lebih tinggi dibanding metode MARS.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis O.D.A. mengucapkan terima kasih kepada Allah SWT berkat rahmat dan hidayah-Nya penelitian ini dapat terselesaikan, kepada kedua orang tua penulis dan adek tersayang yang selalu memberikan semangat, motivasi dan dukungan untuk menyelesaikan penelitian ini, Direktorat Pendidikan Tinggi, Departemen Pendidikan dan Kebudayaan

Republik Indonesia yang telah memberikan dukungan finansial melalui Beasiswa PPA pada tahun 2011-2012, Yayasan Kasih Ar-Rahman (YPKAR) yang telah memberikan dukungan finansial pada tahun 2012-2013, serta bank BCA yang juga telah memberikan dukungan finansial berupa beasiswa bakti BCA pada tahun 2013-2014. Penulis juga mengucapkan terimakasih kepada Bapak Bambang Widjanarko Otok, Ibu Santi Wulan Purnami, dan Bapak Sutikno yang telah memberikan saran dalam perbaikan makalah ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Permatasari, E. O. (2013). *Pendekatan Boosting Multivariate Adaptive Regression Splines untuk Klasifikasi Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur*. Surabaya : Tesis ITS.
- [2] Eubank, R. L. (1988). *Spline Smoothing and Nonparametric Regression*. New York: Marcel Deker.
- [3] Otok, B.W., Guritno, S., Subanar, Haryatmi, S. (2006). Bootstrap dalam MARS untuk Klasifikasi Perbankan. *Inferensi Jurnal Statistik*, Volume 2, No. 1, Januari 2006. FMIPA ITS Surabaya.
- [4] Friedman, J.H.. 1991. "Multivariate Adaptive Regression Spline (With Discussion)", *The Annals of Statistics*. Vol. 19. hal. 1-141.
- [5] Breiman, L.(1996). *Bagging Predictors, Machine Learning*, 24. hal. 123-140.
- [6] Santoso, A. (2009). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Pemberian ASI Eksklusif pada Rumah Tangga Miskin di Provinsi Sulawesi Tengah dengan Pendekatan MARS Bagging*. Surabaya: Tesis ITS.
- [7] Pratama, D. A. (2011). *Klasifikasi Kesejahteraan Rumah Tangga di Jawa Timur dengan Pendekatan MARS Bagging*. Surabaya: Tugas Akhir ITS.
- [8] Pintowati, W. (2012). *Pemodelan Kemiskinan di Jawa Timur dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines Ensemble*. Surabaya : Tugas Akhir ITS.
- [9] Arifin, A.H., Yozza H., Rahmi I.H.G. (2012). Identifikasi Faktor-Faktor Penciri Tingkat Kesejahteraan Rumah Tangga di Padang Pariaman Menggunakan Bagging MARS. *Jurnal Matematika UNAND*, Volume 2, No. 4, Hal. 34-42. Matematika FMIPA UNAND Padang.
- [10] Sumarto. (2008). *Peta Kemiskinan Indonesia: Asal Mula dan Signifikansinya*. Jakarta : SMERU.
- [11] Hidayanti, A. A. (2014). *Boosting Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) Binary Response untuk Klasifikasi Kemiskinan di Kabupaten Jombang*. Surabaya : Tesis ITS.
- [12] Badan Pusat Statistik. (2011). *Produk Domestik Regional Bruto Kabupaten Jombang 2000-2010*. Jombang : BPS.
- [13] Indikator Kesejahteraan Daerah Provinsi Jawa Timur. (2013). *LPJ Akhir Bupati Jombang Masa Jabatan 2009-2013*. Jombang : LPJ Akhir Bupati Jombang.
- [14] Cox, D.R., Snell, E.J. (1989). *Analysis of Binary Data*. Second Edition. London: Chapman dan Hall.
- [15] Agresti, A. (1990). *Categorical Data Analysis*. New York : John Willey and Sons.
- [16] Hair J.F, Rolph E. Anderson, Ronald L. T., William C. B.. (2006). *Multivariate Data Analysis*. Sixth Edition, Pearson Education Prentice Hall, Inc.
- [17] Buhlmann, P. dan Yu, B. (2002). Analyzing Bagging. *The Annals of Statistics*. Vol 30 No. 4, hal 927-961. New York.
- [18] Faturokhman, Molo dan Marcelinus. (1995). *Kemiskinan dan Kependudukan di Pedesaan Jawa: Analisis data Susenas 1992*. Yogyakarta: Pusat Penelitian Kependudukan Universitas Gadjah Mada.