

PEMODELAN AKREDITASI SEKOLAH SMA/MA DI KALIMANTAN BARAT DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINE*

Nur Azmi, Hendra Perdana

INTISARI

Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) merupakan salah satu model regresi nonparametrik, MARS merupakan pengembangan dari pendekatan recursive partition regressio (RPR) yang dikombinasikan dengan metode Spline sehingga MARS mampu menghasilkan prediksi variabel respon yang akurat, serta menghasilkan model yang kontinu pada knot berdasarkan nilai generalized cross validation (GCV) terkecil. MARS akan membangun suatu model terbaik sebagai model klasifikasi yang akan melibatkan beberapa fungsi basis yang memuat variabel prediktor yang berpengaruh. Pemilihan model MARS terbaik dilakukan dengan prosedur forward stepwise dan backward stepwise didasarkan pada nilai GCV. Penelitian ini menggunakan 8 variabel prediktor dan 2 variabel respon dengan menggunakan data akreditasi sekolah SMA/MA di Kalimantan Barat. Hasil dari penelitian ini, menunjukkan bahwa model MARS terbaik didapat dari hasil kombinasi fungsi basis (BF) = 32, maksimum interaksi (MI) = 3, dan minimum observasi (MO) = 10 dengan nilai sebesar GCV = 0,0468. Dari proses yang dilakukan terdapat 2 variabel prediktor yang memberikan pengaruh persentase paling besar terhadap model yaitu komponen standar sarana dan prasarana sebesar 100% dan komponen standar pendidik dan tenaga kependidikan 92,5%.

Kata Kunci: *komponen akreditasi sekolah, MARS, GCV*

PENDAHULUAN

Dalam menjelaskan pola hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor dapat digunakan kurva regresi dengan pendekatan regresi parametrik. Ketika suatu data tidak memiliki pola hubungan antara variabel respon dengan variabel prediktor, maka asumsi model parametrik tidak terpenuhi oleh karena itu kurva regresi dapat diduga dengan menggunakan pendekatan model regresi nonparametrik [1].

Multivariate Adaptive Regression Spline merupakan pendekatan untuk regresi nonparametrik yang pertama kali diperkenalkan oleh Jerome H. Friedman. Model MARS dibentuk untuk mengatasi data berdimensi tinggi, yaitu data yang memiliki jumlah variabel prediktor sebesar $3 \leq K \leq 20$ dan ukuran sampel $50 \leq N \leq 1000$, serta tidak kontinunya pada data. Pembentukan model MARS tidak memerlukan asumsi, menghasilkan model yang kontinu pada knot, berdasarkan nilai *generalized cross validation* (GCV) terkecil [2]. Pemilihan model MARS terbaik dilakukan dengan prosedur *Forward stepwise* dan *backward stepwise* didasarkan pada nilai GCV. Prosedur *Forward stepwise* adalah tahapan untuk mendapatkan fungsi basis maksimum yang mencakup pengaruh efek utama, interaksi, dan knot. Sedangkan prosedur *backward stepwise* adalah tahapan untuk mengeleminasi fungsi basis yang kontribusinya tidak signifikan. Hasil kajian juga menunjukkan bahwa GCV dengan potongan regresi linear dapat terbukti bekerja dengan baik dalam menentukan pemilihan model terbaik pada MARS respon kontinu ataupun biner. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data akreditasi sekolah SMA/MA di Kalimantan Barat yang terdaftar di situs Badan Akreditasi Nasional

Sekolah/Madrasah (BAN-SM) [7]. Adapun variabel prediktor yang dilibatkan pada pemodel ialah sebanyak 8 variabel dan variabel respon pada penelitian ini merupakan variabel respon biner (terbagi menjadi dua kategori).

REGRESI NONPARAMETRIK

Regresi nonparametrik merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengetahui pola hubungan antara variabel prediktor dan respon yang tidak diketahui kurva regresinya atau tidak terdapat informasi masa lalu yang lengkap tentang bentuk pola data [1]. Misalkan variabel respon adalah y dan variabel prediktor adalah x untuk n pengamatan, model umum dari regresi nonparametrik adalah:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i \quad ; i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Dengan y_i adalah variabel respon, x_i adalah variabel prediktor, dan $f(x_i)$ adalah fungsi regresi yang tidak diketahui bentuknya, ε_i sisaan yang diasumsikan bebas dengan mean nol dan varians σ^2 [2].

RECURSIVE PARTITION REGRESSION (RPR)

RPR merupakan metode nonparametrik yang bertujuan mengestimasi *region* dan parameter yang berasosiasi pada setiap *region*. Secara umum, RPR mempunyai dua tahap yaitu *Forward stepwise* dan *backward stepwise*. Dimulai dari *subregion* pertama, tahap *Forward stepwise* memilah domain secara interatif menjadi himpunan bagian (*subregion*) yang saling lepas. Selanjutnya, tahap *backward stepwise* berlawanan dengan tahap *Forward stepwise*, yaitu menghilangkan atau memangkas *subregion* dari model dengan dua kriteria yaitu evaluasi dugaan model dan jumlah *subregion* dalam model. Model RPR ditunjukkan melalui fungsi sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = \sum_{m=1}^M a_m B_m(x) \quad (1)$$

B_m adalah fungsi basis yang memiliki bentuk:

$$B_m(x) = (x)I[x \in R_m]$$

dengan keterangan sebagai berikut:

I = fungsi indikator yang mempunyai nilai 1 jika benar dan 0 jika tidak.

$\{a_m\}_1^M$ = koefisien perluasan yang nilainya diperbaiki untuk memberikan hasil yang baik

RPR masih belum cukup mampu menduga $f(x)$ linier atau aditif dan model RPR menghasilkan *subregion* yang tidak kontinu pada titik knotnya [2]. Kekurangan RPR ini diperbaiki oleh Jerome H. Freidman dengan melakukan modifikasi dan membentuk model MARS.

MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES (MARS)

MARS merupakan pengembangan dari pendekatan RPR yang dikombinasikan dengan metode *Spline* sehingga MARS mampu menghasilkan prediksi variabel respon yang akurat, serta menghasilkan model yang kontinu pada knot berdasarkan nilai GCV terkecil [3].

Beberapa hal yang harus diketahui sebelum melakukan langkah dalam pemodelan MARS yaitu:

1. knot adalah nilai variabel prediktor ketika *slope* suatu garis regresi mengalami perubahan yang dapat didefinisikan sebagai akhir dari suatu segmen. Di setiap titik knot, diharapkan adanya kontinuitas dari fungsi basis antar satu *region* dengan *region* lainnya. Minimum jarak antar knot atau minimum observasi antara knot (MO) sebesar 0, 1, 2, 3, 5, dan 10. Nilai MO akan menentukan fleksibilitas dari model, semakin besar MO maka akan semakin mengurangi fleksibilitas model dan akurasi. Tidak ada batasan maksimal jumlah knot sehingga pemilihan model terbaik hanya berdasarkan pada nilai GCV yang minimum.
2. Fungsi Basis adalah kumpulan dari fungsi yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor. Fungsi basis bisa terdiri dari satu atau lebih variabel. Fungsi

basis ini merupakan fungsi parametrik yang didefinisikan pada tiap garis regresi (*region*). Maksimum fungsi basis (BF) yang disarankan oleh Friedman adalah 2 sampai 4 kali dari jumlah variabel prediktor.

3. akan sulit untuk diinterpretasikan. MI merupakan banyaknya interaksi yang bisa terjadi pada model. Jika hasil perhitungan memiliki nilai MI adalah 1 berarti tidak ada interaksi antar variabel pada model. Jika MI yang diperoleh adalah 2 berarti paling banyak 2 variabel akan berinteraksi pada model. Jika MI yang diperoleh adalah 3 berarti paling banyak 3 variabel akan berinteraksi pada model

Modifikasi model RPR dengan kombinasi *Splines* [3] menghasilkan estimator model MARS sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(X_{v(k,m)} - t_{km})] + \varepsilon_i \quad (2)$$

Keterangan :

M = maksimum fungsi basis

km = derajat interaksi, $k = 1, 2, 3$

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

$x_{v(k,m)}$ = variabel prediktor ke- v ; $v = 1, 2, 3, \dots, 8$

a_m = koefisien dari fungsi basis ke- m ; $m = 1, 2, \dots, M$

a_0 = fungsi basis induk atau konstanta regresi dari fungsi basis

S_{km} = bernilai +1 jika knot berada di sebelah kanan *subregion* dan bernilai -1 jika knot berada disebelah kiri *subregion*

Selanjutnya, berdasarkan fungsi regresi nonparametrik, model MARS dinyatakan dalam persamaan berikut:

$$y_i = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(X_{v(k,m)} - t_k)] + \varepsilon_i \quad (3)$$

dengan y_i adalah variabel respon dan ε merupakan *error* acak yang bersifat independen, memiliki *mean* sama dengan nol, dan varians σ^2 .

Model MARS untuk variabel respon bernilai biner diadaptasi dengan pendekatan regresi logistik yang didefinisikan sebagai berikut [3]:

$$\ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \hat{f}(x)$$

Dengan π menyatakan probabilitas bagi variabel respon Y bernilai terbesar ($Y=1$) dan $\hat{f}(x)$ menyatakan model MARS dalam persamaan (1) dengan demikian, model MARS untuk variabel respon biner adalah:

$$\ln \left[\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} [S_{km}(X_{v(k,m)} - t_k)] \quad (4)$$

Pemilihan Model MARS Terbaik

Model MARS terbaik adalah model yang memiliki nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) minimum. Adapun GCV dirumuskan sebagai berikut [3]:

$$GCV(M) = \frac{MSE}{\left(1 - \frac{C(M)}{N}\right)^2} \quad (5)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{f}_M(x_i))^2$$

dengan,

- MSE : Mean Square Error
 M : jumlah fungsi basis
 x_i : variabel prediktor ke- i
 y_i : variabel respon ke- i
 N : banyaknya pengamatan
 $C(M)$: Trace $\left(\mathbf{B}(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T\right) + 1$

Pengujian Signifikansi Model MARS

Pengujian signifikansi model MARS dilakukan untuk mengevaluasi kecocokan model (pengujian secara simultan) yaitu dengan menggunakan metode *forward stepwise* dan juga menguji signifikansi parameter (pengujian secara parsial) dengan menggunakan metode *backward stepwise*.

Adapun prosedur pengujian signifikansi model MARS secara simultan adalah sebagai berikut:

- Menentukan hipotesis pengujian signifikansi model MARS secara simultan yaitu:
 - $H_0 = \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_M = 0$ (model tidak signifikan);
 - $H_1 =$ paling sedikit terdapat satu $\alpha_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, M$ (model signifikan);
- Menentukan statistik uji F_h yang digunakan dirumuskan sebagai berikut:

$$F_h = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_2 - \bar{y})^2}{M}}{\frac{\sum_{i=1}^n (y_2 - \bar{y})^2}{n - M - 1}}$$

- Dengan mengambil taraf signifikan α , kriteria pengujian adalah sebagai berikut:
 - Tolak H_0 jika $F_h > F_{h(v_1, v_2)}$ atau jika $p\text{-value (Sig.)} < \alpha$;
 - Terima H_0 pada keadaan sebaliknya.

Sedangkan prosedur pengujian signifikansi secara parsial adalah sebagai berikut:

- Menentukan hipotesis pengujian signifikansi secara parsial, yaitu:
 - $H_0: \alpha_j = 0$, (koefisien α_j tidak berpengaruh terhadap model);
 - $H_1: \alpha_j \neq 0$, untuk setiap $j, j = 1, 2, \dots, M$ (koefisien α_j berpengaruh terhadap model);
- Menentukan statistik uji t_h berdasarkan rumusan berikut [5]:

$$t_h = \frac{\alpha_j}{s_{\alpha_j}},$$

dengan s_{α_j} adalah standar error dari α_j yang dirumuskan sebagai berikut:

$$s_{a_j} = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_2)^2}{n - M - 1} \right) C_j}$$

Dimana C_j adalah elemen-elemen pada diagonal utama matriks $(\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1}$ [6], sedangkan nilai $t\left(\frac{\alpha}{2}, v_1\right)$, diperoleh dari tabel t dengan taraf signifikansi α dan kebebasan $v_1 = M$

3. Dengan mengambil taraf signifikansi α , kriteria uji signifikansi parsial adalah:
- Tolak H_0 jika $t_h > t\left(\frac{\alpha}{2}, v_1\right)$ atau jika $p - value$ (sig.) $< \alpha$;
 - Terima H_0 pada keadaan sebaliknya.

Klasifikasi Pada MARS

Peluang kesalahan klasifikasi yang dilakukan oleh suatu fungsi klasifikasi dapat diketahui menggunakan suatu prosedur evaluasi yang dinamakan *Apperant Error Rate* (APER). Nilai APER menyatakan nilai proporsi sampel yang salah diklasifikasikan oleh fungsi. Dalam penelitian ini digunakan respon biner sehingga kesalahan klasifikasi dapat dihitung dari Tabel Klasifikasi berikut:

Tabel 1 Tabel Klasifikasi

Hasil Observasi	Hasil Prediksi	
	Kelompok 1	Kelompok 2
Kelompok 1	n_{11}	n_{12}
Kelompok 2	n_{21}	n_{22}

- n_{11} = jumlah observasi kelompok 1 yang tepat diklasifikasikan sebagai kelompok 1.
- n_{12} = jumlah observasi kelompok 1 yang salah diklasifikasikan sebagai kelompok 2.
- n_{21} = jumlah observasi kelompok 2 yang salah diklasifikasikan sebagai kelompok 1.
- n_{22} = jumlah observasi kelompok 2 yang tepat diklasifikasikan sebagai kelompok 2.

Nilai APER dihitung sebagai berikut :

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

Sehingga statistik uji untuk mengetahui sejauh mana kelompok-kelompok ini dapat dipisahkan dengan menggunakan variabel yang ada mempunyai kestabilan dalam ketepatan klasifikasi digunakan Press'Q, yang diformulasikan sebagai berikut :

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

dimana,

N = jumlah total sampel

n = jumlah individu yang tepat diklasifikasi

K = jumlah kelompok

Jika nilai dari *Press's Q* ini melebihi kritis (tabel χ kuadrat dengan derajat bebas 1), maka klasifikasi dapat dianggap sudah stabil dan konsisten secara statistik.

TAHAP Pengerjaan Pemodelan MARS

Tahapan pada metode pemodelan *Multivariate Adaptive Regression Spline* sebagai berikut:

1. Mengkombinasikan besarnya *basis function* (BF), *maximum Interaction* (MI) dan *Minimum observation* (MO) pada data yang digunakan dengan cara:
 - a. Menentukan kemungkinan maksimum banyaknya BF yaitu 2-4 kali jumlah prediktor yang akan digunakan. Maksimum banyaknya fungsi basis pada penelitian ini 32.
 - b. Menentukan jumlah MI, yaitu 1, 2, 3, 5, dan 10.
 - c. Menentukan MO, yaitu 0, 1, 2, dan 3.
2. Menetapkan model terbaik dengan didasarkan pada nilai GCV minimum yang diperoleh dengan mengkombinasikan maksimum BF, MI, dan MO.
3. Melakukan *trial and error* pada langkah (2) hingga diperoleh model terbaik dengan nilai GCV terkecil dan total koreksi terbesar.
4. Menganalisis dekomposisi Anova.
5. Dari langkah (4) dapat diketahui variabel-variabel apa saja yang memengaruhi penilaian dalam akreditasi sekolah SMA/MA yang ada di Provinsi Kalimantan Barat.
6. Menganalisis fungsi basis yang signifikan dari pembentukan model MARS dengan mengeksponensialkan koefisien fungsi basis (*odds ratio*).
7. Menganalisis kepentingan dari variabel prediktor (*variabel importance*).
8. Menilai ketetapan pengklasifikasian berdasarkan nilai statistik Press'Q

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder berupa data akreditasi sekolah SMA/MA di Kalimantan Barat yang diperoleh melalui situs Badan Akreditasi Nasional Sekolah Menengah (BAN-SM). Pada penelitian ini terdapat 308 sekolah SMA/MA yang terdaftar dalam situs BAN-SM. variabel prediktor dan variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini, akan disajikan pada tabel 1.

Tabel 2 Variabel Penelitian

Kode	Variabel Penelitian
Y ₀	Kelompok sekolah yang mendapatkan nilai akreditasi A atau B
Y ₁	Kelompok sekolah yang mendapatkan nilai akreditasi C dan tidak terakreditasi
X ₁	Komponen standar isi
X ₂	Komponen standar proses
X ₃	Komponen standar lulusan
X ₄	Komponen standar pendidik dan tenaga kependidikan (PTK)
X ₅	Komponen standar sarana dan prasarana (Sarpra)
X ₆	Komponen standar pengelolaan
X ₇	Komponen standar pembiayaan
X ₈	Komponen standar penilaian

Berdasarkan hasil *trial and error* kombinasi BF, MI, dan MO, nilai GCV terkecil adalah 0,0468, diperoleh dari hasil kombinasi maksimum BF = 32, MI = 3, MO = 10. Nilai R² yang telah didapat pada proses pembentukan model dengan menggunakan *Software* MARS 2.0 ialah sebesar 0.827, yang berarti bahwa kombinasi variabel independen secara bersama-sama mempengaruhi nilai variabel dependen.

Semakin nilai R² mendekati angka satu, model yang dikeluarkan oleh regresi tersebut akan semakin baik.

Model yang telah terbentuk melibatkan semua variabel prediktor yang di ujikan. Berdasarkan persamaan (1), adapun model MARS yang terbentuk pada *output* adalah sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = 1,161 - 0,017 * BF1 + 0,048 * BF3 - 0,005 * BF5 - 0,045 * BF7 + 0,009 * BF10 - 0,006 * BF11 + 0,350124E-03 * BF12 - 0,929366E-04 * BF16 - 0,118055E-03 * BF19 - 0,144575E-03 * BF20 + 0,295737E-03 * BF21 + 0,023 * BF23 - 0,027 * BF25 + 0,002 * BF27 + 0,168903E-03 * BF30 - 0,004 * BF$$

dengan,

BF1 = max(0, X6 - 66);	BF19 = max(0, X5 - 69) * BF10;
BF3 = max(0, X5 - 78);	BF20 = max(0, 69 - X5) * BF10;
BF4 = max(0, 78 - X5);	BF21 = max(0, X4 - 65) * BF17;
BF5 = max(0, X4 - 56) * BF4;	BF23 = max(0, X1 - 66);
BF7 = max(0, X5 - 61);	BF25 = max(0, X1 - 81);
BF10 = max(0, 82 - X7) * BF1;	BF26 = max(0, 81 - X1);
BF11 = max(0, X3 - 22);	BF27 = max(0, X3 - 71) * BF26;
BF12 = max(0, X6 - 87) * BF11;	BF30 = max(0, 92 - X2) * BF5;
BF16 = max(0, X8 - 12) * BF10;	BF31 = max(0, X4 - 66) * BF4
BF17 = max(0, X2 - 65) * BF4;	

Interpretasi dari koefisien-koefisien fungsi basis pada model MARS diatas adalah:

BF1 = max(0, X6 - 66) dengan koefisien -0,017; Setiap kenaikan BF1 sebesar satu satuan, akan mengurangi resiko sekolah masuk ke dalam kelompok 2 sebesar -0,017. Hal ini terjadi pada sekolah yang memiliki nilai standar pengelolaan (X6) > 66.

BF3 = max(0, X5 - 78) dengan koefisien 0,048; Setiap kenaikan BF3 sebesar satu satuan, akan menambah resiko sekolah masuk ke dalam kelompok 2 sebesar 0,048. Hal ini terjadi pada sekolah yang memiliki nilai standar sarana dan prasarana (X5) > 78.

BF5 = max(0, X4 - 56)*BF4 dengan koefisien -0,005; Setiap kenaikan satu satuan BF5 akan mengurangi resiko sekolah masuk ke dalam kelompok 2 sebesar -0,005. Perubahan resiko ini terjadi pada sekolah yang memiliki nilai standar PTK (X4) > 56 dan nilai standar sarana dan prasarana (X5) < 78.

BF7 = max(0, X5 - 61) dengan koefisien -0,045; Setiap kenaikan BF7 sebesar satu satuan, akan mengurangi resiko sekolah masuk ke dalam kelompok 2 sebesar -0,045. Hal ini terjadi pada sekolah yang memiliki nilai standar sarana dan prasarana (X5) > 61.

Demikian seterusnya untuk interpretasi fungsi basis lainnya.

Berdasarkan nilai kepentingan yang diperoleh pada Tabel 2, semua variabel yang diuji memberikan pengaruh pada model dengan tingkat kepentingan yang berbeda satu dengan yang lainnya. Adapun variabel yang memiliki tingkat kepentingan terbesar adalah komponen standar sarpra sebesar 100% dan komponen proses standar PTK 92,577%, kemudian diikuti berturut-turut oleh komponen proses standar PTK 92,577%, komponen standar pengelolaan 66,021%, komponen standar proses 54,890%, komponen standar pembiayaan 53,481%, komponen standar 36,974%, komponen standar penilaian 33,535%, dan komponen standar isi 31,652%.

Tabel 3 Persentase Tingkat Kepentingan Variabel Pada Model

Variabel	Importan ce	GCV
----------	----------------	-----

Standar Sarpra	100,000	0,077
Standar PTK	92,577	0,073
Standar Pengelolaan	66,021	0,060
Standar Proses	54,890	0,056
Standar Pembiayaan	53,481	0,056
Standar Lulusan	36,974	0,051
Standar Penilaian	33,535	0,050
Standar Isi	31,652	0,050

Nilai GCV pada variabel, menunjukkan bahwa apabila variabel-variabel tersebut dimasukkan dalam model, maka nilai GCV akan berkurang sebesar nilai GCV pada masing-masing variabel. Semakin besar nilai GCV pada variabel prediktor, maka akan semakin berpengaruh terhadap proses pembentukan nilai GCV terkecil pada model MARS.

Pengujian Parameter Model Secara Simultan

Pengujian model secara parsial dilakukan untuk mengetahui signifikansi parameter dan kecocokan model pada fungsi basis secara keseluruhan. Uji statistik yang digunakan ialah uji F.

- $H_0 : \alpha_j = 0$
- $H_1 : \alpha_j \neq 0$

dengan $j = 1, 3, 5, 7, 10, 11, 12, 16, 19, 20, 21, 23, 25, 27, 30,$ dan 31 .

Statistik Uji F yang digunakan yaitu $F = \frac{MS_{regresi}}{MS_{residual}}$, kemudian taraf signifikan yang digunakan $\alpha = 0,05$. Proses perhitungan akan dilakukan dengan menggunakan *software* MARS 2.0, kriteria pengujian uji F adalah sebagai berikut:

- Tolak H_0 jika $F_{hitung} > F_{\alpha(k-1, n-k)}$ atau nilai *P-value* $< \alpha$
- Terima H_0 pada kondisi sebaliknya.

Berdasarkan *output* uji F diperoleh nilai $F_{hitung} = 86,799$, dengan $\alpha = 0,05$, diperoleh nilai $F_{Tabel(0,05(7, 30))} = 2,039$, karena $F_{hitung} > F_{tabel}$ maka keputusan yang diambil adalah H_0 ditolak. Hasil dari keputusan berarti terdapat minimal paling tidak satu α_j yang tidak sama dengan nol atau dengan kata lain terdapat paling tidak satu fungsi basis yang memuat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon.

Pengujian Parameter Model Secara Parsial

Pengujian secara parsial ini dilakukan dengan menguji satu persatu parameter yang terdapat dalam model MARS. Uji ini bertujuan untuk mengetahui apakah secara parsial model MARS telah sesuai atau tidak. Uji statistik yang digunakan ialah uji t.

- $H_0 : \alpha_j = 0$
- $H_1 : \alpha_j \neq 0$

dengan $j = 1, 3, 5, 7, 10, 11, 12, 16, 19, 20, 21, 23, 25, 27, 30,$ dan 31 , dalam pengujian ini digunakan $\alpha = 0,05$ sehingga $t\left(\frac{\hat{\alpha}}{stdev(\hat{\alpha}_j)}\right)$, dalam hal ini akan dihitung menggunakan *Software MARS*. kriteria pengujian uji t adalah sebagai berikut :

- Tolak H_0 jika $|t_{hitung}| > t_{\left(\frac{\alpha}{2}, n-k\right)}$ atau nilai *P-value* $< \alpha$.
- Terima H_0 pada kondisi sebaliknya.

Hasil estimator disajikan pada Tabel 3. Seluruh estimator parameter pada model mempunyai nilai *P-value* $< 0,05$, maka H_0 ditolak pada taraf signifikansi $0,05$. Kesimpulan pada uji t adalah konstanta

dan koefisien fungsi basis 1, 3, 5, 7, 10, 11, 12, 16, 19, 20, 21, 23, 25, 27, 30, dan 31 mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model.

Model klasifikasi perlu dievaluasi untuk mengetahui seberapa besar peluang melakukan kesalahan dalam pengelompokan sekolah berdasarkan tingkat akreditasi. Berikut *output* ketepatan klasifikasi yang telah disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Tingkat Ketepatan Klasifikasi Model MARS

Hasil Observasi (<i>Actual Class</i>)	Taksiran (<i>Predicted Class</i>)	
	Kelompok 0	Kelompok 1
Kelompok 0	222	3
Kelompok 1	8	75
APER (%)	3,6 %	
Ketepatan (%)	96,4 %	

Berdasarkan nilai APER yang diperoleh dari *output* adalah sebesar 3,6 %, yang berarti tingkat ketepatan klasifikasi model MARS yang digunakan adalah sebesar 96,4%. Nilai ini menunjukkan bahwa 96,4% observasi tepat diklasifikasikan sesuai dengan kelasnya.

Selain berdasarkan tingkat ketepatan klasifikasi, sebuah model dikatakan baik dalam mengklasifikasikan observasinya apabila model tersebut juga konsisten atau stabil. Statistik uji *Press's Q* digunakan untuk mengetahui kestabilan klasifikasi dari model MARS yang dihasilkan.

$$\begin{aligned}
 \text{Press's } Q &= \frac{[N - (nK)]^2}{N(K - 1)} \\
 &= \frac{[308 - (297 * 2)]^2}{308(2 - 1)} \\
 &= 26,557
 \end{aligned}$$

Kemudian nilai dari uji *Press's Q* tersebut dibandingkan dengan nilai kritis, yaitu nilai *chi-square* dengan derajat bebas 1 ($\chi^2_{(1;0,05)} = 3,841$). Berdasarkan hasil yang diperoleh, nilai uji *Press's Q* lebih besar dari nilai kritis, sehingga dapat disimpulkan bahwa keakuratan pengklasifikasian sekolah berdasarkan tingkat pengelompokan akreditasi menggunakan model MARS sudah konsisten secara statistik.

KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, bahwa 8 variabel yang telah diujikan, semua memberikan pengaruh masing-masing terhadap model yang telah didapat. Berikut persentase besarnya pengaruh variabel pada model dalam menentukan penilaian akreditasi sekolah SMA/MA di Provinsi Kalimantan Barat melalui pendekatan MARS adalah komponen standar sarana dan prasarana (X5) 100%, komponen standar pendidik dan tenaga kependidikan (X4) 95,57%, komponen standar pengelolaan (X6) 66,02%, komponen standar proses (X2) 54,89%, komponen standar pembiayaan (X7) 53,48%, komponen standar lulusan (X3) 36,97%, komponen standar penilaian (X8) 33,53%, dan komponen standar isi (X1) 31,65%. Model MARS pada data akreditasi sekolah dihasilkan dari kombinasi BF= 32, MI= 3, dan MO= 10 dengan memiliki nilai GCV = 0,0468 dan R² = 0.827 Berikut persamaan pada model. Tingkat ketepatan klasifikasi pada model sebesar 96,40% dan terbukti ketepannya melalui uji *Press's Q*. Hal ini berarti pemodelan MARS sudah baik dalam menentukan komponen dalam penilaian akreditasi sekolah SMA/MA di Provinsi Kalimantan Barat.

SARAN

Berdasarkan pada kesimpulan penelitian yang diperoleh setelah melakukan pemodelan penilaian terhadap data akreditasi sekolah SMA/MA di Kalimantan Barat, maka ada beberapa saran yang dapat dipergunakan dalam rangka untuk meningkatkan mutu penilaian akreditasi sekolah. Saran-saran yang dapat peneliti berikan adalah:

1. Sarana dan prasarana dalam setiap sekolah tidaklah sama karena kondisi perencanaan kebutuhan dan keinginan suatu sekolah pastinya berbeda. Namun sarana dan prasarana harus diberikan perhatian lebih dalam memfasilitasi proses belajar siswa sesuai dengan kemajuan zaman. Sehingga siswa memiliki wawasan yang berkembang dan mempermudah proses pembelajaran, sehingga mutu pembelajaran dapat berjalan dengan baik.
2. Kegiatan peningkatan kompetensi berupa pelatihan, seminar, atau semacamnya perlu dilaksanakan kembali untuk para pendidik dan tenaga didik sehingga akan menambah nilai tambah wawasan dan ilmu yang berkaitan dengan sistem pelaksanaan kegiatan belajar mengajar dan administrasi.
3. Semua komponen penilaian akreditasi memiliki tingkat pengaruh yang tidak sama satu dengan yang lainnya. Maka dari itu, masing masing sekolah perlu mengadakan evaluasi bersama terkait penilaian salah satu komponen yang dianggap perlu ditingkatkan kembali, dengan tidak lupa untuk mempertahankan kualitas komponen yang telah memiliki penilaian yang cukup bagus. Sehingga, untuk kedepannya sekolah SMA/MA yang ada di Kalimantan Barat memiliki mutu dan nilai akreditasi yang baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Eubank, R.L. (1999). *Nonparametric Regression and Spline Smoothing*, Marcel Dekker, New York.
- [2] Putra, I. M., Srinadi, I. G., & Sumarjaya, I. W. (2015, Agustus). Pemodelan Regresi Spline (Studi Kasus: Herpindo Jaya Cabang Ngaliyan). *E-Jurnal Matematika*, Vol. 4 (3), pp. 110-114.
- [3] Friedman, J.H. (1991). *Multivariate Adaptive Regression Splines*. The annals of statistics Vol. 19.
- [4] Zhang, H dan B.H. Singer. 2010. *Recursive Partitioning and Applications 2th ed. Springer*, New York.
- [5] Neter, J., Willian, W. & Michael, H. K. (1983). *Allied Linear Regression Models*. Homewood : Richard D. Irwin, Inc.
- [6] Agwil, W., Rahmi, L., & Yozza, H. (2012). Prediksi Luas Area Kebakaran Hutan Berdasarkan Data Meteorologi dengan Menggunakan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS). (Tugas Akhir). Universitas Andalas, Padang.
- [7] Anonim. 2020. Data Akreditasi. <https://bansm.kemdikbud.go.id/akreditasi>. Diakses pada 10 September 2020.

NUR AZMI : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak
nurazmi@student.untan.ac.id

HENDRA PERDANA : Jurusan Matematika FMIPA UNTAN, Pontianak
hendra.perdana@math.untan.ac.id
