KETEPATAN KLASIFIKASI DENGAN ANALISIS REGRESI LOGISTIK DAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES* (MARS) PADA DATA DENGAN PEUBAH RESPON BINER

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika

oleh:
DELBRA ANDHINI FITRIANTY
0910950028-95

PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2013

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

KETEPATAN KLASIFIKASI DENGAN ANALISIS REGRESI LOGISTIK DAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES* (MARS) PADA DATA DENGAN PEUBAH RESPON BINER

oleh:

DELBRA ANDHINI FITRIANTY

0910950028-95

Setelahdipertahankan di depanMajelisPenguji
pada tanggal23 Agustus 2013
dandinyatakansyaratuntukmemperolehgelar
SarjanaSainsdalambidangStatistika

Dosen Pembimbing I	Dosen Pembimbing II
Dr.Ir.Ni Wayan Surya W.,MS **NIP. 195511021981032001**	**Prof. Dr. Ir.Loekito Adi S., M.Agr** **NIP. 194703271974121001**

Mengetahui,
KetuaJurusanMatematika
Fakultas MIPA
UniversitasBrawijaya

Dr. Abdul RoufAlghofari, M.Sc
NIP. 196709071992031001

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama	**: DELBRA ANDHINI FITRIANTY**
NIM	**: 0910950028**
Program Studi	**: STATISTIKA**
Penulis Skripsi Berjudul	**:**

KETEPATAN KLASIFIKASI DENGAN ANALISIS REGRESI LOGISTIK DAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES* (MARS) PADA DATA DENGAN PEUBAH RESPON BINER

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. **Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam Skripsi ini.**
2. **Apabila di kemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung resiko yang akan saya terima.**

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran.

Malang, 23 Agustus 2013

Yang meyatakan,

DELBRA ANDHINI FITRIANTY
NIM. 0910950028-95

KETEPATAN KLASIFIKASI DENGAN ANALISIS REGRESI LOGISTIK DAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES* (MARS) PADA DATA DENGAN PEUBAH RESPON BINER

ABSTRAK

Klasifikasi merupakan penggolongan individu atau objek ke dalam anggota suatu kelompok sehingga dapat diketahui suatu individu berasal dari populasi tertentu. Metode klasifikasi yang baik akan menghasilkan sedikit kesalahan klasifikasi.Jika peubah respon bersifat biner dan terdapat banyak peubah prediktor berupagabungan kategorik dan kontinyu metode klasifikasi yang digunakan adalah analisis regresi logistik atau *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS). Penelitian ini bertujuan mengetahui hasil penerapan klasifikasi suatu objek menggunakan tiga jenis data sekunder yang akan diklasifikasi dengan regresi logistik dan MARS. Pengujian ketepatan klasifikasi dilakukan menggunakan uji Press'Q dan APER. Dari hasil analisis diperoleh nilai Press'Q kedua metode menunjukkan konsistensi dalam proses klasifikasi, dan metode MARS menghasilkan nilai APER lebih kecil dibanding regresi logistik.

Kata Kunci : Klasifikasi, Ketepatan, Regresi Logistik, *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS), Press'Q, APER.

THE ACCURATE CLASSIFICATION USES LOGISTIC REGRESSION ANALYSIS AND MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINES (MARS) IN BINER VARIABLE RESPONSES DATA

ABSTRACT

Classification is an individual or object separation into a group to find out from which population an individual come. A good classification method will produce only a slight mistake. Logistic regression analysis and Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) are used when the biner variable response get many predictor variables such as categorical and continue. The purpose of this research is to know the result of object classification using three secondary data which was analyzed by logistic regression and MARS. Press'Q test and APER were used to test the classification accuracy. The Press'Q values of both methods were consistent in the classification process, and MARS method produced smaller APER value than logistic regression.

Key Words: Classification, Accuracy, Logistic regression, Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS), Press'Q, APER.

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT, atas segala rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul "Ketepatan Klasifikasi dengan Analisis Regresi Logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (Mars) Pada Data dengan Peubah Respon Biner" sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains dalam bidang Statistika. Oleh karena itu penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ibu Dr. Ir. Ni Wayan Surya W., M.S. dan bapak Prof. Dr. Ir. Loekito Adi S., M.Agr selaku Dosen Pembimbing I dan Dosen Pembimbing II yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
2. Bapak Samingun Handoyo, S.Si.,M.Cs selaku Dosen Penguji yang telah memberikan pengarahan dan masukan dengan sabar kepada penulis selama penyusunan skripsi ini.
3. Bapak Dr. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc selaku Ketua JurusanMatematika Fakultas MIPA Universitas Brawijaya.
4. Bapak ibu Dosen Statistika atas ilmu yang diberikan selama kuliah.
5. Mama, papa, mas Oke', adik iffa, adik lala, Mirza, Linda, Ditta, mbak Rizka, bu Maysaroh dan keluargatercinta untuk kasih sayang, semangat, dukungan serta doa restu yang selalu diberikan.
6. Sahabat terbaikku penghuni kos WG17C, Fian, Dody, Ira, Kartika, Cindy, Witra, Asri, Irma, Simon, Suma, Anggun, Norras, Hasbi, Putri, mbak Nisa', Rizka, Teguh dan semua teman-teman Statsistika 2009 terimakasih atas doa, semangat dan bantuannya selama ini.
7. Seluruh staf dan karyawan Jurusan Matematika Universitas Brawijaya dan semua pihak yang telah membantu penulisan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu-persatu.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan mengingat keterbatasan kemampuan penulis, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan demi tersusunnya penulisan yang lebih baik. Semoga penulisan Skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Malang, Agustus 2013

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN..... ii
LEMBAR PERNYATAAN iii
ABSTRAK iv
ABSTRACT v
KATA PENGANTAR vi
DAFTAR ISI vii
DAFTAR TABEL ix
DAFTAR LAMPIRAN..... x

BAB I PENDAHULUAN
1.1 .Latar belakang 1
1.2. Rumusan Masalah 2
1.3. Tujuan Penelitian..... 3
1.4. Batasan Masalah 3
1.5. Manfaat Penelitian 3

BAB II TINJAUAN PUSTAKA
2.1. Klasifikasi 5
2.2. Pendeteksian Multikolinieritas..... 6
2.3. Regresi Logistik 6
2.3.1. Multikolinieritas dalam Regresi Logistik 8
2.3.2. Pendugaan ParameterRegresi Logistik 9
2.3.3. Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi Logistik 10
2.3.4. Interpretasi Koefisien Regresi Logistik 12
2.3.5. Klasifikasi Pada Regresi Logistik 12
2.4. *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS).. 12
2.4.1. Multikolinieritas dalam MARS 16
2.4.2. Pendugaan Parameter Model MARS 17
2.4.3. Pengujian Signifikansi Parameter Model MARS 18
2.4.4. Pemilihan Model Terbaik MARS 20
2.4.5. Klasifikasi pada MARS 20
2.4.6. Kelebihan dan Kekurangan MARS 21
2.5. Evaluasi Ketepatan Klasifikasi 21

BAB III METODE PENELITIAN

3.1.Data 23
3.2.Metode Penelitian 24

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1.Multikolinieritas..... 29
4.2.Metode Regresi Logistik..... 29
4.2.1. Pendugaan Parameter dan Pengujian Parameter 29
4.2.2. Hasil Klasifikasi 33
4.3.Metode MARS 34
4.3.1. Pemodelan MARS 34
4.3.2. Pendugaan Parameter dan Pengujian Model 34
4.3.3. Pemilihan Model Terbaik 34
4.3.4. Hasil Klasifikasi 38
4.4.Hasil Klasifikasi Regresi Logistik dan MARS 39

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan 41
5.2 Saran..... 41

DAFTAR PUSTAKA..... 43
LAMPIRAN 45

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Tabel Kontingensi..... 5
Tabel 2.2. Tabel Analisis Ragam Uji Simultan 18
Tabel 2.3. Tabel Perhitungan Nilai APER..... 22
Tabel 4.1. Nilai VIF pada Data antarPeubahPrediktor..... 29
Tabel 4.2. Nilai Statistik Uji G 29
Tabel 4.3. Hasilpendugaankoefisien model RegresiLogistik 30
Tabel 4.4. Tabel kontingensi dengan Regresi Logistik 33
Tabel 4.5. Tabel kontingensi dengan MARS 38
Tabel 4.6. HasilklasifikasiAntaraMetodeRegresiLogistikdan MARS 39
Tabel 4.7. Nilai APER MetodeRegresiLogistikdan MARS 39

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data Sekunder…….....	45
Lampiran 2	Uji Multikolinieritas Menggunakan *Software* Minitab …….....	48
Lampiran 3	Hasil Analisis Model Penuh Regresi Logistik Menggunakan SPSS 17.0.....	51
Lampiran 4	Hasil Analisis Regresi Logistik dengan Peubah Prediktor yang Signifikan Terhadap Peubah Respon…….….....	54
Lampiran 5	Pembentukan Model MARS dengan Kombinasi Fungsi Basis (BF), Maksimum Interaksi (MI) dan Minimal Amatan (MO).....	56
Lampiran 6	Hasil Pengujian Signifikansi Pendugaan Parameter Model MARS …….....	67
Lampiran 7	Pemilihan Model Terbaik MARS Berdasar Nilai GCV…….....	82
Lampiran 8	Hasil Klasifikasi dengan Metode MARS.....	84
Lampiran 9	Interpretasi Koefisien Fungsi Basis Model MARS Pada Data.....	85

BAB 1
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Metode klasifikasi merupakan bagian dari analisis statistika yang bertujuan mengelompokkan individu atau objek menjadi anggota suatu kelompok sehingga dapat diketahui suatu individu berada pada kelompok tertentu. Seringkali pada kehidupan sehari-hari proses klasifikasi objek tidak tepat sehingga akan berakibat kesalahan dalam pengambilan keputusan. Ketepatan dalam mengklasifikasi sangat penting dalam proses klasifikasi objek, sehingga perlu dilakukan pemilihan metode klasifikasi yang tepat. Metode klasifikasi yang baik akan menghasilkan sedikit kesalahan klasifikasi atau akan menghasilkan peluang kesalahan alokasi yang kecil (Johnson dan Wichern, 2007).

Dalam ilmu statistika, metode klasifikasi menggunakan pendekatan parametrik yang sering digunakan yaitu analisis regresi logistik. Analisis regresi logistik digunakan untuk menganalisis data dengan peubah respon kategorik (nominal atau ordinal) dengan peubah prediktor kontinyu dan kategorik. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) pada umumnya peubah respon pada analisis regresi logistik bersifat kategori yang memiliki dua kemungkinan yang disebut dengan Regresi Logistik Dikotomus (biner). Metode dengan pendekatan regresi logistik memiliki syarat pemenuhan beberapa asumsi sehingga dalam penggunaannya kurang fleksibel. Sebagai alternatif perlu kajian metode yang lebih tepat. Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan metode klasifikasi yang sering digunakan adalah *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS).

Menurut Mina dan Barrios (2009) model MARS tidak memerlukan asumsi seperti pemodelan parametrik pada umumnya, sehingga penerapannya lebih fleksibel. MARS adalah salah satu kelompok model statistika modern yang juga diterapkan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi dan peramalan dengan peubah prediktor yang banyak. Friedman (1991) menyatakan pada dasarnya MARS merupakan kombinasi yang kompleks dari *spline* dan *Recursive Partitioning Regression* (RPR). Kelemahan dari model RPR adalah model yang diperoleh tidak kontinyu pada *knot*. Kelemahan regresi *spline* terletak pada penentuan banyaknya *knot* dan lokasi *knot* masih harus ditentukan secara manual. Dari permasalahan yang timbul, metode MARS mampu mengatasi kelemahan RPR dan regresi *spline*, yaitu

mampu menghasilkan model yang kontinyu pada *knot* dan secara otomatis mampu menentukan banyaknya *knot* sekaligus penempatannya. Proses pembentukan model MARS tidak mengasumsikan bentuk hubungan fungsional antara peubah respon dengan peubah prediktor, dan mempunyai bentuk fungsional yang fleksibel, sehingga mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat.

Rif'atin (2010) telah meneliti proses klasifikasi objek menggunakan MARS dengan peubah prediktor gabungan kategori dan kontinyu, yang didapatkan nilai kesalahan klasifikasi relatif kecil sebesar 10,53% dengan amatan sebanyak 572, dan kesalahan klasifikasi sebesar 14,29% dengan banyaknya amatan 209. Hasil kesalahan klasifikasi menggunakan MARS cukup kecil sehingga dapat disimpulkan fungsi klasifikasinya dapat digunakan untuk mengelompokkan/ mengklasifikasikan objek berdasarkan peubah prediktor yang mempengaruhi peubah responnya .

Berdasarkan penjelasan tersebut, maka penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan model yang ideal terhadap peubah prediktor yang mempengaruhi peubah respon, kemudian dilakukan perhitungan ketepatan klasifikasi menggunakan analisis Regresi Logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) menggunakan uji Press'Q yang bertujuan untuk mengetahui kestabilan dalam mengelompokkan objek. Nilai APER terkecil digunakan untuk melihat metode manakah yang lebih tepat digunakan dalam proses klasifikasi objek.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana hasil penerapan klasifikasi suatu objek menggunakan regresi logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)?
2. Bagaimana hasil kesalahan klasifikasi menggunakan regresi logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian ini memiliki dua tujuan, yaitu:

1. Mengetahui hasil penerapan klasifikasi suatu objek menggunakan regresi logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)
2. Mengetahui hasil kesalahan klasifikasi suatu objek menggunakan regresi logistik dan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah penelitian ini, yaitu:

1. Data yang digunakan adalah peubah respon biner dan peubah prediktor berupa gabungan kategorik dan kontinyu
2. Data memenuhi asumsi multikolinieritas antar peubah prediktor
3. Fungsi basis yang digunakan adalah antara 2-4 kali banyaknya peubah prediktor, minimal amatan (MO) yang digunakan adalah 0 dan 1 serta maksimum interaksi (MI) yang digunakan yaitu 1, 2 dan 3.

1.5 Manfaat Penelitian

Diharapkan dapat memberikan informasi metode klasifikasi suatu objek menggunakan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) dan regresi logistik

UNIVERSITAS BRAWIJAYA

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan mengelompokkan individu atau objek menjadi anggota suatu kelompok sehingga dapat diketahui suatu individu berasal dari populasi mana. Pada prinsipnya, klasifikasi dilakukan untuk melihat dalam mengelompokkan data untuk digolongkan pada kelompoknya. Metode klasifikasi yang baik akan menghasilkan sedikit kesalahan klasifikasi atau akan menghasilkan peluang kesalahan alokasi yang kecil (Johnson dan Wichern, 2007).

Metode klasifikasi dalam analisis statistika terdapat banyak metode, baik secara parametrik maupun nonparametrik. Dalam metode parametrik dibutuhkan informasi mengenai bentuk kurva, metode parametrik yang sering digunakan untuk klasifikasi salah satunya adalah regresi logistik. Apabila tidak ada informasi mengenai bentuk kurva maka digunakan metode nonparametrik. Beberapa metode nonparametrik dalam mengklasifikasi di antaranya metode *Artificial Neural Network* (ANN), *Classification and Regresssion Trees* (CART), *K-Nearest Neighbours* dan *Multivariate Adaptive Regression* (MARS).

Bila hasil penelitian peubah respon bersifat biner maka proses klasifikasi dapat diketahui melalui tabel kontingensi seperti berikut :

Tabel 2.1. Tabel kontingensi

Hasil amatan (*actual class*)	Hasil Prediksi (*predicted class*)	
	0	1
0	n_{11}	n_{12}
1	n_{21}	n_{22}

di mana:

0 : kejadian gagal

1 : kejadian sukses

n_{11} : banyaknya kejadian gagal dari hasil amatan yang tepat diprediksikan sebagai kejadian gagal

n_{12} : banyaknya kejadian gagal dari hasil amatan yang tepat diprediksikan sebagai kejadian sukses

n_{21} : banyaknya kejadian sukses dari hasil amatan yang tepat diprediksikan sebagai kejadian gagal

n_{22} : banyaknya kejadian sukses dari hasil amatan yang tepat diprediksikan sebagai kejadian sukses

2.2 Pendeteksian Multikolinieritas

Menurut Li (2000), pendeteksian multikolinieritas dapat dilakukan menggunakan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF). Untuk regresi dengan lebih dari 2 peubah, definisi VIF adalah:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \tag{2.1}$$

di mana :

R_j^2 : Koefisien determinasi dari *auxiliary regression*

Auxiliary regression adalah regresi dengan peubah prediktor X_j sebagai peubah respon, dan peubah prediktor X lainnya sebagai peubah prediktor. Nilai R_j^2 berkisar antara 0 sampai dengan 1 sehingga nilai VIF akan naik seiring dengan kenaikan koefisien determinasi dari *auxiliary regression.* Nilai VIF yang lebih dari 10 merupakan bukti cukup untuk mendeteksi adanya multikolinieritas.

2.3 Regresi Logistik

Seperti halnya regresi linier, regresi logistik juga digunakan untuk membangun model persamaan yang terbaik dan sederhana sehingga dapat menggambar kan hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor. Perbedaan dengan regresi linier adalah pada regresi logistik, peubah respon yang digunakan bersifat kategorik sedangkan pada regresi linier peubah responnya bersifat kontinyu.

Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) selain perbedaan pada sifat peubah respon, perbedaan antara model regresi logistik dan regresi linier sederhana terletak pada asumsi dan parameter. Metode analisis regresi logistik mengikuti prinsip umum dalam regresi linier sederhana seperti uji kelinieran oleh karena itu metode dalam analisis regresi linier sederhana akan membantu penyelesaian model regresi logistik. Regresi logistik adalah salah satu model yang digunakan untuk mencari hubungan antara peubah respon kategori dengan satu atau lebih peubah prediktor yang kontinyu ataupun kategori. Peubah respon yang terdiri dari dua kategori yaitu “ya (sukses)” dan “tidak (gagal)”, dan dinotasikan 1=”sukses” dan 0=”gagal”, maka akan mengikuti sebaran Bernoulli.

Agresti (2002) menyatakan bahwa jika terdapat peubah respon Y dengan x adalah peluang sukses, maka didapatkan P(Y=1)=x dan P(Y=0)=1-x. Apabila banyaknya tindakan n=1, maka Y mengikuti sebaran bernoulli, sedangkan untuk n ≥ 2 dan antar objek saling bebas, Y mengikuti sebaran binomial (n, x) dengan fungsi peluang :

$$P(Y = l) = \binom{n}{l} x^l (1-x)^{n-1} \qquad l = 0,1,2,\dots,n \tag{2.2}$$

l : banyak kategorik pada peubah respon (0 dan 1)
n : banyak pengamatan

Peubah respon Y akan dihubungkan dengan beberapa peubah prediktor X_{1i}, X_{2i}, X_{3i}, ...,X_{pi}. kemudian dilakukan analisis untuk mencari hubungan antara peluang respon (π_i) dengan peubah prediktor, sehingga terbentuk model :

$$\hat{\pi}(X_i) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_{i1} + \hat{\beta}_2 X_{i2} + \cdots + \hat{\beta}_p X_{ip} \tag{2.3}$$

Persamaan (2.3) dikenal dengan Model Peluang Linier (MPL). Menurut Agresti (2002) MPL adalah model regresi dengan peubah respon yang memiliki 2 nilai yaitu 0 dan 1. Model ini tidak layak digunakan karena menimbulkan permasalahan berikut :

1. Memungkinkan dihasilkan penduga peluang peubah respon di luar selang yaitu antara 0 hingga 1. Hal ini bertentangan dengan teori peluang sehingga dilakukan transformasi logaritma dan model yang dihasilkan disebut model logistik.
2. Ragam fungsi $\hat{\pi}(X_i)$ tidak konstan sehingga pendugaan parameter menggunakan Metode Kudrat Terkecil (MKT) tidak layak digunakan. Untuk itu sebagai metode pendugaan parameter digunakan metode *Maximum likelihood* (MLE) karena metode ini tidak memerlukan asumsi ragam konstan.

   Agresti (2002), menyatakan model regresi logistik :

$$\pi(X_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip})}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip})}$$

$$\pi(X_i) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \sum_{i=1}^{n} \beta_j X_{ij})}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^{p} \sum_{i=1}^{n} \beta_j X_{ij})} \tag{2.4}$$

di mana :

$\pi(X_i)$ = E(Y | x) : nilai harapan dari Y terhadap x
$X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip}$: peubah-peubah prediktor ke-j
β_0 : intersep

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$: koefisien regresi parsial setiap peubah prediktor $X_{11}, X_{22}, \dots, X_{np}$

n : ukuran contoh

p **:** banyaknya peubah prediktor

i = 1, 2, ..., n

j = 0, 2, ..., p

Hosmers dan Lemeshow (2000) menyatakan transformasi logit terhadap model (2.4) menjadi :

$$\ln\left(\frac{\pi(X_i)}{1-\pi(X_i)}\right) = ln\left(\frac{\left(\frac{\exp(\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\beta_2 X_{i2}+\cdots+\beta_p X_{ip})}{1+\exp(\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\beta_2 X_{i2}+\cdots+\beta_p X_{ip})}\right)}{1-\left(\frac{\exp(\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\beta_2 X_{i2}+\cdots+\beta_p X_{ip})}{1+\exp(\beta_0+\beta_1 X_{i1}+\beta_2 X_{i2}+\cdots+\beta_p X_{ip})}\right)}\right) \tag{2.5}$$

$$g(X_i) = \ln\left(\exp\left(\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip}\right)\right)$$

$$g(X_i) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip} \tag{2.6}$$

$$g(X_i) = \beta_0 + \sum_{j=1}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j X_{ij}$$

Bentuk persamaan (2.5) dan (2.6) memiliki koefisien-koefisien bersifat linier dalam parameter dan peubah, terletak antara -∞ dan ∞ mengikuti wilayah $\pi(X_i)$ yang terletak antara 0 dan 1.

2.3.1 Multikolinieritas dalam Regresi Logistik

Salah satu asumsi klasik dalam analisis regresi adalah bebas multikolinearitas yang berarti antar peubah prediktor tidak terjadi hubungan. Seperti pada regresi linier, model regresi logistik juga sensitif terhadap multikolinieritas. Multikolinieritas adalah adanya hubungan antar beberapa atau semua peubah prediktor yang menjelaskan model regresi. Terdapat dua jenis multikolinieritas yaitu multikolinieritas sempurna yaitu terdapat hubungan linier di antara peubah prediktor di mana satu peubah prediktor adalah fungsi linier dari peubah prediktor yang lain, sedangkan multikolinieritas tidak sempurna terjadi apabila terdapat hubungan linier yang tidak sempurna antar peubah prediktor (Gujarati, 1991).

Beberapa sumber menyebutkan jika korelasi melebihi 80%, masalah multikolinieritas yang terjadi akan menimbulkan salah penafsiran saat menginterpretasikan hasil output yang dihasilkan. Beberapa pendekatan untuk mengatasi masalah multikolinieritas misalnya regresi stepwise, PCR dan PLS.

2.3.2 Pendugaan Parameter Regresi Logistik

Proses pendugaan parameter dari model logit menggunakan metode MLE. Menurut Agresti (2002), metode MLE memberikan nilai pendugaan β untuk memaksimumkan dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood dan mensyaratkan bahwa data harus mengikuti suatu sebaran tertentu yaitu sebaran Bernoulli.

Fungsi likelihood untuk model regresi logistik dikotomus sebagai berikut :

$$L(\beta) = \prod_{i=1}^{n} f(\beta, y) = \prod_{i=1}^{n} \pi(x_i)^{y_i}(1-\pi(x_i))^{1-y_i} \qquad (2.7)$$

memaksimalkan nilai log likelihood, sebagai berikut :

$$\begin{aligned} L(\beta) &= \prod_{i=1}^{n} \pi(x_i)^{y_i}(1-\pi(x_i))^{1-y_i} \\ &= \prod_{i=1}^{n} \pi(x_i)^{y_i}\left[\frac{1-\pi(x_i)}{(1-\pi(x_i))^{y_i}}\right] \\ &= \prod_{i=1}^{n}(1-\pi(x_i)\left[\frac{\pi(x_i)^{y_i}}{(1-\pi(x_i))^{y_i}}\right] \\ &= \prod_{i=1}^{n}(1-\pi(x_i)\left[\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right]^{y_i} \end{aligned} \qquad (2.8)$$

di mana $\pi(X_i) = \frac{\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})}{1+\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})}$

maka 1- $\pi(X_i)$= 1- $\frac{\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})}{1+\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})} = \frac{1}{1+\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})}$

sehingga $L(\beta) = \prod_{i=1}^{n} 1-\pi(x_i)\left[\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right]^{y_i}$

$$= \prod_{i=1}^{n}\left[\frac{1}{1+\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})}\right]\left[\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij})\right]^{y_i} \qquad (2.9)$$

$$\ln L(\beta) = \ln \prod_{i=1}^{n} \left[\frac{1}{1+\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})}\right] \left[\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right]^{y_i}$$

$$= \ln\left[\frac{1}{1+\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})}\right]^{n} + \ln\left[\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right]^{\sum_{i=1}^{n} y_i}$$

$$= n\left[\ln 1 - \ln\left[1 + \exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right]\right] + \sum_{i=1}^{n} y_i \, ln\left[\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right]$$

$$= n \ln 1 - n \ln\left[1 + \exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right] + \sum_{i=1}^{n} y_i \, ln\left[\exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right]$$

$$= - n \ln\left[1 + \exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right] + \sum_{i=1}^{n} y_i \left[(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right]$$

$$= \sum_{i=1}^{n}\left[(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} y_i x_{ij})\right] \beta_j - n \ln\left[1 + \exp(\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} \beta_j x_{ij})\right] \quad (2.10)$$

Agar nilai fungsi $L(\beta)$ mencapai maksimum maka turunan parsial pertama terhadap β_j disamadengankan nol.

$$\frac{\partial L(\beta_j)}{\partial \beta_j} = \frac{\partial\left(\sum_{j=0}^{p}\left[\sum_{i=1}^{n} y_i x_{ij}\right]\beta_{ij} - n\, ln\left[1 + exp\left[\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij}\right]\right]\right)}{\partial \beta_j}$$

$$0 = \sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} y_i x_{ij} - n\sum_{i=1}^{n} x_{ij}\left[\frac{\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij}}{1+\sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n}\beta_j x_{ij}}\right]$$

$$0 = \sum_{j=0}^{p}\sum_{i=1}^{n} y_i x_{ij} - n\sum_{i=1}^{n} x_{ij}\ \pi(x_i) \quad (2.11)$$

Persamaan (2.11) adalah non linier terhadap β_j sehingga membutuhkan metode iterasi Newton-Raphson (Agresti, 2002).

2.3.3 Pengujian Signifikansi Parameter Model Regresi Logistik

a. Pengujian secara simultan

Statistik Uji-G merupakan rasio kemungkinan (*likelihood ratio test*) yang digunakan untuk menguji peranan peubah prediktor di dalam model secara bersama-sama (Hosmer dan Lemeshow, 2000). Pengujian simultan berdasarkan hipotesis :

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_j = 0$ (tidak ada pengaruh antara peubah prediktor terhadap peubah respon)

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_j \neq 0$ (ada pengaruh antara peubah prediktor terhadap peubah respon)

dengan j = 1, 2, ..., p

Rumus statistik uji G adalah :

$$-2 \ln \left[\frac{L_0}{L_1}\right] \sim \mathcal{X}^2{}_{(p)} \tag{2.12}$$

di mana L_0 : penduga *likelihood* tanpa peubah prediktor

L_1 : penduga *likelihood* dengan peubah prediktor

Statistik uji-G mengikuti sebaran $\mathcal{X}^2$ dengan derajat bebas sama dengan banyaknya parameter β_j, di mana H_0 akan ditolak jika nilai statistik uji G $\geq \mathcal{X}^2{}_{(p,0.05)}$ dengan tingkat kepercayaan (1-α)100%. Jika H_0 ditolak berarti minimal ada satu $\beta_j \neq 0$.

b. Pengujian secara parsial

Statistik Uji *Wald* digunakan untuk menguji parameter β_j secara parsial (Hosmer dan Lemeshow, 2000) yaitu:

H_0 : $\beta_j = 0$ (tidak ada pengaruh antara masing-masing peubah prediktor terhadap peubah respon)

H_1 : $\beta_j \neq 0$ (ada pengaruh antara masing-masing peubah prediktor terhadap peubah respon)

dengan j = 1, 2,....., p

Rumus statistik uji *Wald* adalah :

$$\left[\frac{\hat{\beta}_j}{Se\ (\hat{\beta}_j)}\right] \sim Z \tag{2.13}$$

Statistik uji-*Wald* mengikuti sebaran normal baku. Hipotesis nol ditolak jika |W| > $Z_{\alpha/2}$ artinya peubah prediktor berpengaruh nyata terhadap peubah respon. Di mana $\hat{\beta}_j$ merupakan penduga β_j dengan $Se(\hat{\beta}_j)$ merupakan penduga galat baku dari β_j.

2.3.4 Interpretasi Koefisien Regresi Logistik

Setelah didapatkan koefisien parameter, maka diinterpretasi dengan menggunakan *Odds Ratio* (OR). *Odds Ratio* merupakan perbandingan peluang suatu kejadian sukses dengan peluang kejadian gagal. Dalam regresi logistik *Odds Ratio* dapat digunakan untuk mempermudah interpretasi model yang dihasilkan.

$$\psi = \frac{\pi(1)/[1-\pi(1)]}{\pi(0)/\,[1-\pi(0)]} = \frac{\pi(1)[1-\pi(0)]}{\pi(0)/\,[1-\pi(1)]} = \frac{e^{\beta_0+\beta_1}}{e^{\beta_0}} = e^{\beta_1} \qquad (2.14)$$

$$\psi = e^{\beta_1}$$

Nilai *Odds Ratio* (ψ) digunakan untuk menunjukkan kecenderungan hubungan suatu peubah prediktor terhadap peubah respon. Misal ψ=1 berarti bahwa x=a mempunyai resiko yang sama dengan x=b untuk menghasilkan Y= j. Bila $1< \psi < \infty$ berarti x=a memiliki resiko lebih tinggi ψ kali dibandingkan x=b untuk menghasilkan Y=j dan sebaliknya untuk $0 <\psi <1$, maka x=a memiliki resiko lebih tinggi 1/ ψ kali dibandingkan x=b untuk menghasilkan Y=j (Hosmer dan Lemeshow, 2000).

2.3.5 Klasifikasi pada Regresi Logistik

Hosmer dan Lemeshow (2000) menyatakan bahwa klasifikasi yang berasal dari peubah respon biner langkah awal yang dilakukan adalah menentukan nilai titik potong. Peubah respon dengan dua kategori (biner) dapat digunakan titik potong sebesar 0,5 dengan ketentuan jika $\pi(x) \geq 0{,}5$ maka hasil prediksi adalah 1, jika $\pi(x) < 0{,}5$ maka hasil prediksi adalah 0. Klasifikasi didasarkan pada pendekatan analisis regresi logistik dengan menggunakan model peluang dengan persamaan sebagai berikut :

$$logit\ \pi(x_i) = \ln\left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \cdots + \beta_p X_{ip} \qquad (2.15)$$

2.4 *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS)

Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) merupakan salah satu regresi nonparametrik yang pertama kali diperkenalkan oleh Jerome Friedman pada tahun 1991. Menurut Mina dan Barrios (2009) MARS merupakan salah satu alternatif dalam mengatasi keterbatasan dari metode regresi logistik, diharapkan sebagai alternatif ketika asumsi yang mendasari peubah respon dan peubah prediktor harus mengikuti sebaran tertentu tidak terpenuhi.

Friedman (1991) menyatakan bahwa pada dasarnya MARS merupakan kombinasi yang kompleks dari *spline* dan *Recursive Partitioning Regression* (RPR). RPR merupakan salah satu pendekatan komputasi yang digunakan sebagai alternatif untuk menyelesaikan kasus dimensi tinggi. Regresi *spline* menghasilkan persamaan bentuk parametrik polinomial *piecewise* atau tersegmen (terbagi dalam beberapa *region*). Beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam menggunakan model MARS yaitu :

a. Pemilihan *knot* pada MARS

Menurut Nash dan Bradford (2001) *knot* adalah sebuah titik yang memisahkan dari akhir satu wilayah data dan awal dari wilayah data yang lain. *Knot* pada MARS ditentukan dengan prosedur pencarian. Abraham dan Steinberg (2002) menyatakan bahwa pemilihan *knot* pada MARS menggunakan *forward stepwise* dan *backward stepwise*. Prosedur pertama yaitu membentuk model dengan banyak *knot* yang *overfit*, kemudian *knot* yang berpengaruh paling sedikit terhadap model menyeluruh dipindahkan. Pemilihan *knot* pada prosedur *forward* akan memasukkan banyak lokasi *knot* yang tidak tepat, tetapi *knot* yang keliru pada akhirnya akan dihapus dari model dengan prosedur pemangkasan *backward*. Langkah penempatan *knot* adalah menentukan banyaknya minimal amatan antar *knot*, sehingga MARS akan mempertimbangkan setiap titik pada ruang peubah prediktor sebagai kandidat lokasi *knot*.

b. *Basis Function* (BF) pada MARS

Basis Function (BF), yaitu suatu fungsi yang dipisahkan oleh titik-titik *knot* digunakan untuk menjelaskan hubungan antara peubah respon dan peubah prediktor. Fungsi basis merupakan fungsi parametrik yang didefinisikan pada tiap *region*. MARS membentuk fungsi basis dengan pencarian prosedur *forward stepwise* dengan meminimumkan nilai *Mean Square Error* (MSE), sehingga penambahan fungsi basis akan selalu mengurangi nilai MSE. Prosedur dimulai dengan sebuah konstanta dalam model dan kemudian menambahkan fungsi basis ke dalam model sampai banyak fungsi basis maksimal yang diperbolehkan telah tercapai. Kebaikan model pada prosedur *forward* diukur dengan nilai MSE. Prosedur *backward stepwise* bertujuan untuk mendapatkan model yang sederhana dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV) (Abraham dan Steinberg, 2002).

Banyak fungsi basis minimal dua kali banyak peubah prediktor. Penetapan fungsi basis yang kecil dapat membatasi ketelitian pendugaan fungsi sedangkan penetapan fungsi basis yang besar memerlukan

perhitungan yang kompleks. Friedman (1991) menyarankan jumlah maksimum BF adalah 2 sampai dengan 4 kali jumlah peubah prediktor. Sedangkan jumlah maksimum interaksi (MI) adalah 1, 2 dan 3 dengan pertimbangan jika lebih dari 3 akan menghasilkan bentuk model yang semakin kompleks.

Menurut Hastie, *et al.* (2009) MARS dapat dinyatakan dalam bentuk perluasan fungsi basis linier tersegmen $(x-t)_+$ dan $(t-x)_+$ dengan t adalah *knot* di mana :

$$(x-t)_+ = \begin{cases} x-t, jika\ x > t \\ 0, \quad selainnya \end{cases} \tag{2.16}$$

dan

$$(t-x)_+ = \begin{cases} t-x, jika\ x < t \\ 0, \quad selainnya \end{cases} \tag{2.17}$$

Dari persamaan (2.16) dan (2.17) bahwa nilai positif saja yang digunakan, jika tidak maka ditetapkan nilai nol. Dua fungsi basis linier tersegmen ini disebut sebagai *reflected pair*.

Kelemahan dari model RPR adalah model yang diperoleh tidak kontinyu pada *knot*. Kelemahan regresi *spline* terletak pada penentuan banyaknya *knot* dan lokasi *knot* yang masih harus ditentukan secara manual. Dari permasalahan tersebut, metode MARS mampu mengatasi kelemahan RPR dan regresi *spline* yaitu mampu menghasilkan model yang kontinyu pada *knot* dan secara otomatis mampu menentukan banyaknya *knot* sekaligus penempatannya, sehingga mampu memberikan hasil klasifikasi yang akurat.

Friedman (1991) menyatakan model MARS sebagai:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^{M} a_m \sum_{k=1}^{K_m} [S_{km}(x_{v(k,m)} - t_{km})] \tag{2.18}$$

di mana:

a_0 : fungsi basis induk
a_m : koefisien dari fungsi basis ke-m
M : maksimum fungsi basis (*nonconstant* fungsi basis)
K_m : derajat interaksi
S_{km} : nilainya ± 1
$x_{v(k,m)}$: peubah independen
t_{km} : nilai *knot* dari peubah independen $x_{v(k,m)}$

Dengan persamaan (2.18), maka model MARS adalah :

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

$$= a_0 + a_m B_m(x) + \varepsilon_i \qquad (2.19)$$

Persamaan (2.19) dapat ditulis dalam bentuk matrik yaitu:

$\mathbf{Y} = \mathbf{B}\,\boldsymbol{a} + \boldsymbol{\varepsilon}$

dengan,

$\mathbf{Y}_{Nx1} = (Y_1, \ldots\ldots, Y_n)^T$, $\boldsymbol{a}_{(M+1)X1} = (a_1, \ldots\ldots, a_M)^T$, $\boldsymbol{\varepsilon}_{nx1} = (\varepsilon_1, \ldots\ldots, \varepsilon_n)^T$, dan

$$\mathbf{B}_{Nx(M+1)} = \begin{pmatrix} 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}(x_{1(1,m)} - t_{1m}) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}(x_{1(M,m)} - t_{Mm}) \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}(x_{2(1,m)} - t_{1m}) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}(x_{2(M,m)} - t_{Mm}) \\ \vdots & \vdots & \vdots\vdots\vdots & \vdots \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}(x_{N(1,m)} - t_{1m}) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}(x_{N(M,m)} - t_{Mm}) \end{pmatrix}$$

Penjabaran dari persamaan (2.19) dapat disajikan sebagai berikut:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{m=1}^{M} a_m [S_{1m}(x_{v(1,m)} - t_{1m})] +$$

$$\sum_{m=1}^{M} a_m [S_{1m}(x_{v(1,m)} - t_{1m})]\,[S_{2m}(x_{v(2,m)} - t_{2m})] +$$

$$\sum_{m=1}^{M} a_m [S_{1m}(x_{v(1,m)} - t_{1m})]\,[S_{2m}(x_{v(2,m)} - t_{2m})]$$

$$[S_{3m}(x_{v(3,m)} - t_{3m})] + \ldots\ldots \qquad (2.20)$$

dan secara umum persamaan (2.20) dituliskan sebagai:

$$\hat{f}(x) = a_0 + \sum_{K_m=1} f_i(x_i) + \sum_{K_m=2} f_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{K_m=3} f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) + \ldots \qquad (2.21)$$

Persamaan (2.21), menunjukkan bahwa penjumlahan pertama meliputi semua fungsi basis untuk satu peubah, penjumlahan kedua meliputi semua fungsi basis untuk interaksi antara dua peubah, penjumlahan ketiga meliputi semua fungsi basis untuk interaksi antara tiga peubah dan seterusnya.

Misalkan V(m) = $\{v(k,m)\}_1^{K_m}$ adalah himpunan dari peubah yang dihubungkan dengan fungsi basis B_m ke-m, maka setiap penjumlahan pertama pada persamaan (2.19) dinyatakan sebagai :

$$f_i(x_i) = \sum_{\substack{K_m=1 \\ i \epsilon V(m)}} a_m B_m(x_i) \qquad (2.22)$$

$f_i(x_i)$ merupakan penjumlahan semua fungsi basis untuk satu peubah X_i dan merupakan *spline* dengan derajat q=1 yang merepresentasikan fungsi *univariate*. Setiap fungsi bivariate pada persamaan (2.21) ditulis sebagai :

$$f_{ij}(x_i, x_j) = \sum_{\substack{K_m=2 \\ (i,j)\epsilon V(m)}} a_m B_m(x_i, x_j) \tag{2.23}$$

yang merepresentasikan penjumlahan semua fungsi basis dua peubah X_i dan X_j. Penambahan ini untuk menghubungkan kontribusi *univariate*, yang dituliskan sebagai:

$$f_{ij}^*(x_i, x_j) = f_i(x_i) + f_j(x_j) + f_{ij}(x_i, x_j) \tag{2.24}$$

untuk fungsi *trivariate* pada penjumlahan yang ketiga diperoleh dengan menjumlahkan semua fungsi basis untuk tiga peubah prediktor, yang dituliskan sebagai:

$$f_{ij}(x_i, x_j, x_k) = \sum_{\substack{K_m=3 \\ (i,j,k)\epsilon V(m)}} a_m B_m(x_i, x_j, x_k) \tag{2.25}$$

persamaan (2.22) dan (2.23) merupakan dekomposisi dari analisis ragam untuk tabel kontingensi, yang dikenal dengan dekomposisi analisis ragam dari model MARS. Interpretasi model MARS melalui dekomposisi ragam adalah mempresentasikan peubah prediktor yang masuk dalam model, baik untuk satu peubah prediktor maupun interaksi lebih dari satu peubah prediktor, selanjutnya merepresentasikan secara grafik (Friedman, 1991).

2.4.1 Multikolinieritas dalam MARS

MARS membangun fungsi basis melalui seleksi *forward*, kemudian seleksi *backward* untuk mendapatkan model yang lebih sederhana. Seleksi *forward* menyebabkan MARS mengalami kondisi multikolinieritas. Jika kedua peubah prediktor berkorelasi dengan prosedur MARS *forward* akan menempatkan *knot* pada salah satu dari dua peubah tersebut, sehingga jika berdasarkan GCV dan *penalized residual sum of square* akan menghasilkan hasil yang kurang akurat (De Veaux dan Ungar, 1994).

Friedman (1991) mengusulkan strategi mengatasi multikolinieritas. Pertama dengan meningkatkan order interaksi dalam model, kemudian membandingkan nilai GCV yang paling minimum, selanjutnya memilih model dengan interaksi terendah. Strategi kedua adalah dengan melibatkan peubah prediktor tertentu pada model,

sehingga mengurangi kolinieritas saat memasukkan peubah prediktor. Namun, menurut De Veaux dan Ungar (1994) tak satupun strategi tersebut mengatasi permasalahan di antara dua peubah yang berkorelasi, tetapi hanya menghalangi agar salah satu tidak menghasilkan nilai optimum.

Tindakan untuk perbaikan multikolinieritas pada MARS dapat dilakukan seperti halnya multikolinieritas pada regresi berganda, yaitu mengeluarkan suatu peubah prediktor dari penelitian, penambahan data baru, melakukan transformasi data, melakukan analisis komponen utama dan lain sebagainya.

2.4.2 Pendugaan Parameter Model MARS

Pendugaan parameter model MARS dengan peubah respon kontinyu dilakukan melalui metode kuadrat terkecil. Sedangkan pendugaan parameter model MARS dengan peubah respon biner dilakukan melalui metode *maximum likelihood*. Menurut Kriner (2007) MARS dengan peubah respon biner maka fungsi kemungkinan yang akan dimaksimalkan sebagai berikut :

$$L(\alpha)= \prod_{i=1}^{N} \pi(x_i)^{y_i}[1-\pi(x_i)]^{1-y_i} = \prod_{i=1}^{N}[1-\pi(x_i)]\left[\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right]^{y_i}$$

$$= \prod_{i=1}^{n}\left[\frac{1}{1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)}\right][\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]^{y_i} \qquad (2.26)$$

Kedua ruas harus dilogaritmakan, agar persamaan (2.26) dapat dimaksimalkan sehingga diperoleh :

$$lnL\ (a) = l\ (a) = \ln \prod_{i=1}^{n}\left[\frac{1}{1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)}\right][\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]^{y_i}$$

$$= \ln\left[\frac{1}{1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)}\right]^{N} + \ln\ [\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]^{\sum_{i=1}^{N} y_i}$$

$$= \mathrm{N}\ [\ln(1)\text{-}\ln[1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]]+ \sum_{i=1}^{N} y_i \ln[\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]$$

$$= \sum_{i=1}^{N} y_i \ln[\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]\text{-N}\ \ln[1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)]$$

$$= \sum_{i=1}^{N} y_i\ (\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)] - \mathrm{N}\ \ln[1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)] \qquad (2.27)$$

Agar nilai persamaan (2.27) mencapai maksimal, turunan parsial pertama terhadap a_m disamakan dengan nol, yaitu $\frac{\partial l(a)}{\partial(a_1)} = 0,\ \frac{\partial l(a)}{\partial(a_2)} = 0, \dots,\ dan\ \frac{\partial l(a)}{\partial(a_M)} = 0.$

$$\frac{\partial l(a)}{\partial(a_m)} = \frac{\partial([\sum_{i=1}^{N} y_i\,(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)] - \mathrm{N}\ln[1+\exp(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)])}{\partial(a_m)}$$

$$0 = \frac{\partial([\sum_{i=1}^{N} y_i(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m)] - \mathrm{N}\,(\sum_{m=1}^{M} a_m B_m))}{\partial(a_m)}$$

$$0 = \sum_{i=1}^{N} y_i \sum_{m=1}^{M} B_m - \mathrm{N}\ \sum_{m=1}^{M} B_m \qquad (2.28)$$

Diperlukan metode iterasi *Newton-Raphson* untuk menyelesaikan turunan parsial pertama persamaan (2.28) karena $\hat{a}_m$ bersifat nonlinier.

2.4.3 Pengujian Signifikansi Parameter Model MARS

Neter *et al.*, (1983) menyatakan bahwa pengujian parameter model dilakukan untuk menduga hubungan antara peubah prediktor dengan peubah respon. Pengujian signifikansi model MARS dilakukan secara simultan maupun parsial.

a. Pengujian secara simultan

Pengujian parameter secara simultan menggunakan uji F melalui tabel analisis ragam. Hipotesis yang digunakan adalah:

H_0 : $a_1 = a_2 = \ldots = a_M = 0$

H_1 : minimal terdapat satu $a_m \neq 0\,; m = 1,2,\ldots.,M$

Rumus statistik uji F sebagai:

$$\frac{KT_{Regresi}}{KT_{sisa}} \sim F_{(M,N-M-1)} \qquad (2.29)$$

Statistik Uji F mengikuti sebaran F. Hipotesis nol ditolak jika nilai statistik uji F $\geq F^{\alpha}_{(M,N-M-1)}$ artinya minimal terdapat satu $a_m \neq 0$.

Tabel 2.2. Tabel Analisis Ragam Uji Simultan

SK	DB	JK	KT	F_{Hitung}
Regresi	M	$\boldsymbol{a'B'Y}$	$\frac{\boldsymbol{a'B'Y}}{\mathrm{M}-1}$	$\frac{\frac{\boldsymbol{a'B'Y}}{\mathrm{M}-1}}{\frac{\boldsymbol{Y'Y}-\boldsymbol{a'B'Y}}{\mathrm{N}-\mathrm{M}}}$
Sisa	N-M-1	$\boldsymbol{Y'Y}-\boldsymbol{a'B'Y}$	$\frac{\boldsymbol{Y'Y}-\boldsymbol{a'B'Y}}{\mathrm{N}-\mathrm{M}}$	
Total	N-1	$\boldsymbol{Y'Y}$		

di mana:

$$\mathbf{Y}_{NX1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_N \end{bmatrix} \qquad \boldsymbol{a}_{(M+1)X1} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_{NX(M+1)} = \begin{pmatrix} 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}\left(x_{1(1,m)} - t_{1m}\right) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}\left(x_{1(M,m)} - t_{Mm}\right) \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}\left(x_{2(1,m)} - t_{1m}\right) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}\left(x_{2(M,m)} - t_{Mm}\right) \\ \vdots & \vdots & \vdots\vdots\vdots & \vdots \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}\left(x_{N(1,m)} - t_{1m}\right) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}\left(x_{N(M,m)} - t_{Mm}\right) \end{pmatrix}$$

N : banyak amatan
M : banyak fungsi basis

b. Pengujian secara parsial

Pengujian parameter secara parsial digunakan untuk memeriksa peranan koefisien fungsi basis dari masing-masing peubah prediktor secara individu. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut :

H_0 : $a_m = 0$
H_1 : $a_m \neq 0$; $m = 1,2,\ldots,M$

Rumus statistik uji t sebagai:

$$\frac{\hat{a}_m}{Se(\hat{a}_m)} \sim t_{(N-M)} \tag{2.30}$$

di mana:

$s.e(\hat{a}_m)$: $\sqrt{var(\hat{a}_m)}$
$var(\hat{a}_m)$: diagonal utama matriks $[\mathbf{B'V^{-1}B}]^{-1}$

$$\mathbf{B}_{NX(M+1)} = \begin{pmatrix} 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}\left(x_{1(1,m)} - t_{1m}\right) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}\left(x_{1(M,m)} - t_{Mm}\right) \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}\left(x_{2(1,m)} - t_{1m}\right) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}\left(x_{2(M,m)} - t_{Mm}\right) \\ \vdots & \vdots & \vdots\vdots\vdots & \vdots \\ 1 & \prod_{k=1}^{K_1} S_{1m}\left(x_{N(1,m)} - t_{1m}\right) & \cdots & \prod_{k=1}^{K_M} S_{Mm}\left(x_{N(M,m)} - t_{Mm}\right) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{V}_{NxN} = \begin{bmatrix} \pi_k(x_1)(1-\pi_k(x_1)) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \pi_k(x_2)(1-\pi_k(x_2)) & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \pi_k(x_N)(1-\pi_k(x_N)) \end{bmatrix}$$

Statistik Uji t mengikuti sebaran t. Hipotesis nol ditolak jika nilai statistik uji t $\geq t_{(N-M)}^{\alpha/2}$ artinya fungsi basis berpengaruh nyata terhadap peubah respon (Neter *et al*., 1983).

2.4.4 Pemilihan Model Terbaik MARS

Pada model MARS, pemilihan model terbaik dilakukan dengan metode *stepwise*. *Forward stepwise* dilakukan untuk mendapatkan fungsi dengan jumlah fungsi basis maksimum. Kriteria pemilihan fungsi basis pada *forward* yakni dengan meminimumkan *Average Sum Square Residual* (ASR). Untuk memenuhi konsep model sederhana, dilakukan *backward stepwise* yaitu memilih fungsi basis yang dihasilkan dari *forward stepwise* dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV). Nilai GCV didefinisikan sebagai:

$$\text{LOF}\ (\hat{f}_M) = \text{GCV (M)} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2}{[1-\frac{\widetilde{C}(M)}{N}]^2} \tag{2.31}$$

di mana:

LOF : Loss of Function

N : banyaknya pengamatan

C(M) : Trace[B(B'B)-1B']+1 adalah banyaknya parameter yang diduga

$\widetilde{C}(M$: C(M)+d.M, nilai d yang terbaik berada dalam interval 2≤ d ≤4 (Friedman, 1991)

2.4.5 Klasifikasi pada MARS

Menurut Hastie, *et al.*(2009) menyatakan bahwa untuk memasukkan dua kemungkinan klasifikasi dengan MARS, yang pertama berhubungan dengan dengan pasangan klasifikasi dengan output yang dikodekan 0 dan 1 (biner). Pada model MARS, klasifikasi didasarkan pada pendekatan analisis regresi dengan menggunakan model peluang dengan persamaan sebagai:

$$\pi = \frac{e^{f(x_i)}}{1+e^{f(x_i)}} \text{ dan } \{1-\pi\} = \frac{1}{1+e^{f(x_i)}} \tag{2.32}$$

di mana:

π : peluang kejadian sukses

$\{1-\pi\}$: peluang kejadian gagal

Peubah respon Y merupakan respon biner dengan m fungsi basis **x** = $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ maka model MARS sebagai:

$$logit\ \pi(x_i) = \ln\left(\frac{\pi(x_i)}{1-\pi(x_i)}\right) = a_0 + \sum_{m=1}^{M} a_m \prod_{k=1}^{K_m}\left[S_{km}(x_{v(k,m)} - t_{km}\right] \tag{2.33}$$

Apabila peubah respon memiliki dua kategori (biner), maka dapat digunakan titik potong sebesar 0,5 dengan ketentuan jika $\pi(x) \geq 0{,}5$ maka hasil prediksi adalah 1, jika $\pi(x) < 0{,}5$ maka hasil prediksi adalah 0.

2.4.6 Kelebihan dan Kekurangan MARS

Menurut Mina dan Barrios (2009) MARS mempunyai kelebihan dan kekurangan, beberapa kelebihan MARS adalah:

1. MARS menghasilkan model yang kontinu pada *knot* dan memberikan cara yang lebih efektif untuk memodelkan nonlinieritas dibandingkan RPR
2. Secara otomatis dapat menentukan banyaknya *knot* beserta penempatannya, sehingga lebih efisien dibandingkan model regresi *spline*.
3. Mampu mengidentifikasi besar kontribusi peubah prediktor terhadap peubah respon
4. Pengaruh aditif dan interaksi dari peubah prediktor diperbolehkan untuk menjelaskan peubah respon serta dapat divisualisasikan ke dalam grafik sehingga dapat dengan mudah dipahami
5. Metode yang berguna untuk menyederhanakan masalah data berdimensi tinggi dengan banyak peubah prediktor
6. MARS mempunyai kemampuan dalam menangani data hilang

Namun MARS mempunyai kekurangan, di antaranya sebagai:

1. Beresiko *overfitting* pada saat mengidentifikasi nonlinieritas dan interaksi.
2. Dalam hal pengklasifikasian, MARS terbatas pada data dengan peubah respon yang bersifat biner.

2.5 Evaluasi Ketepatan Klasifikasi

Beberapa ukuran digunakan untuk mengukur prediksi pengklasifikasian objek, nilai ukuran tersebut akan diperoleh nilai ketepatan klasifikasi dari regresi logistik dan MARS.

Press'Q adalah ukuran yang digunakan untuk mengetahui kestabilan dalam pengklasifikasian atau sejauh mana kelompok-kelompok tersebut dapat dipisahkan. Uji statistik *Press'Q* dituliskan sebagai:

$$\frac{[N-(nK)]^2}{N\,(K-1)} \sim \mathcal{X}^2{}_{(1)} \tag{2.34}$$

di mana :
N : banyaknya total pengamatan
n : banyaknya individu yang tepat diklasifikasikan
K : banyaknya kelompok

Press'Q membandingkan antara jumlah ketepatan klasifikasi dengan total pengamatan dan banyaknya kelompok. Jika nilai *Press'Q* lebih besar dari nilai khi kuadrat, maka klasifikasi dianggap konsisten secara statistik (Hair *et al*., 2006)

APER (*Apparent Error Rate)* merupakan suatu nilai yang digunakan untuk melihat peluang kesalahan dalam mengklasifikasi objek. Menurut Johnson dan Wichern (2007) APER adalah prosedur evaluasi klasifikasi yang tidak tergantung pada bentuk populasi induk. Nilai APER menyatakan proporsi sampel yang salah diklasifikasikan. Metode terbaik adalah metode yang memiliki nilai APER terkecil sehingga metode tersebut memiliki ketepatan klasifikasi yang terbesar.

Tabel 2.3. Tabel Perhitungan nilai APER

Hasil amatan (*actual class*)	Hasil Prediksi (*predicted class*)		Total
	0	1	
0	n_{11}	n_{12}	$n_{11}+n_{12}$
1	n_{21}	n_{22}	$n_{21}+n_{22}$
Total	$n_{11}+n_{21}$	$n_{12}+n_{22}$	$n_{11}+n_{12}+n_{21}+n_{22}$

di mana:
n_{11} dan n_{22} : banyaknya objek yang secara benar terklasifikasi
n_{12} dan n_{21} : banyaknya objek yang salah terklasifikasi

Perhitungan nilai APER sebagai berikut :

$$\text{APER} = \frac{n12 + n21}{n11+n12+n21+n22} \text{X } 100\% \qquad (2.35)$$

BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder dengan uraian sebagai:

1. Data 1

   Sumber : Isnayni. 2011. Analisis Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR)

   Y : Tingkat pengembalian angsuran (Nominal)
   1 : angsuran kredit lancar
   0 : angsuran kredit menunggak

   X_1 : Tingkat pendidikan (ordinal)
   1 : Lulus SD
   2 : Lulus SMP
   3 : Lulus SMA
   4 : Lulus S1

   X_2 : jumlah anggota keluarga (rasio)
   X_3 : Jumlah pinjaman (rasio)
   X_4 : Jangka waktu peminjaman (rasio)
   X_5 : Omzet usaha (rasio)
   X_6 : Laba usaha (rasio)
   X_7 : pinjaman lain (nominal)
   1 : ada
   0 : tidak

2. Data 2

   Sumber : Darmawi. 2011. Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keungan Mikro (LKM) Prima Tani.

   Y : Keputusan (Nominal)
   1 : Kredit diterima
   0 : Kredit ditolak

   X_1 : Usia petani (rasio)
   X_2 : Tingkat pendidikan (ordinal)
   1 : Lulus SD
   2 : Lulus SMP
   3 : Lulus SMA
   4 : Lulus S1

X_3 : jumlah anggota keluarga (rasio)
X_4 : Luas kepemilikan lahan (rasio)
X_5 : pekerjaan sampingan (nominal)
1 : memiliki pekerjaan sampingan
0 : tidak memiliki pekerjaan sampingan

3. Data 3
Sumber : Utama. 2012. Analisis Faktor- faktor yang Mempengaruhi Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat.
Y : Keputusan (nominal)
1 : Keputusan kredit diterima
0 : Keputusan kredit ditolak
X_1 : Tingkat pendidikan (ordinal)
1 : Lulus SD
2 : Lulus SMP
3 : Lulus SMA
4 : Lulus Diploma
5 : Lulus S1
X_2 : Jumlah tanggungan keluarga (rasio)
X_3 : Lama Usaha (rasio)
X_4 : Laba Usaha (rasio)
X_5 : Jumlah Pinjaman (rasio)
X_6 : Jangka waktu Pinjaman (rasio)

3.2 Metode Penelitian

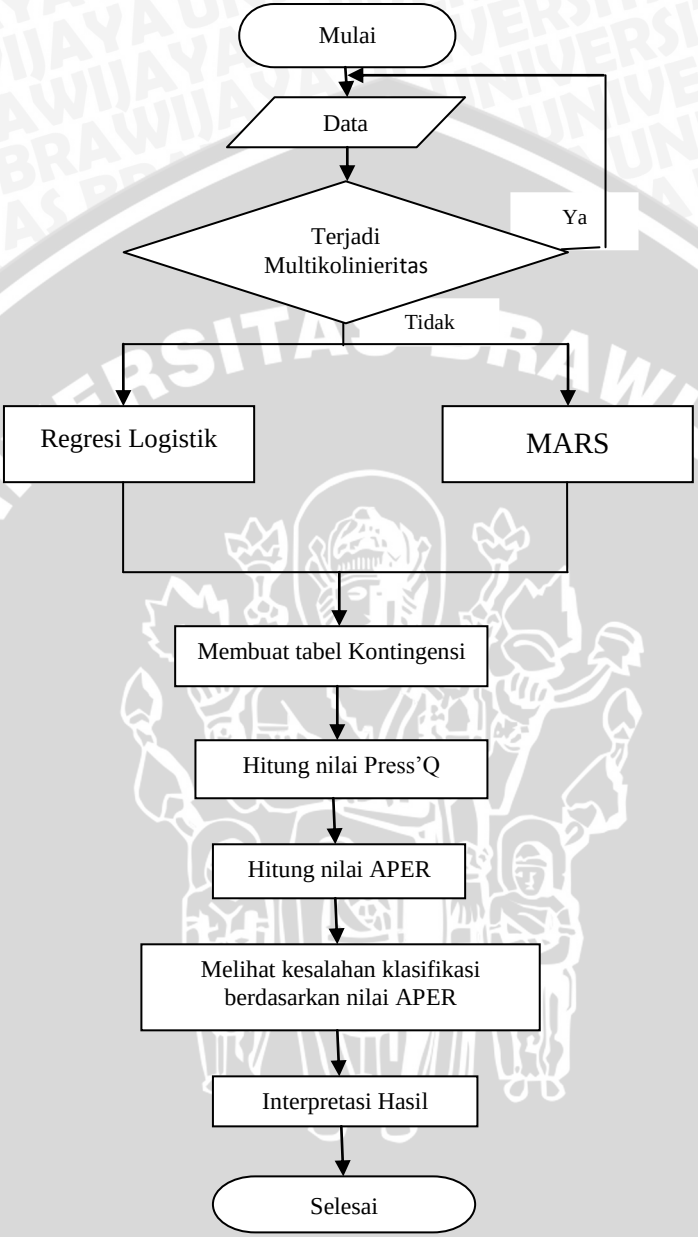
Prosedur dalam penelitian ini adalah:

1. Pemeriksaan terjadinya multikolinieritas antara peubah prediktor dengan nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) sesuai dengan persamaan 2.1.
2. Ketepatan klasifikasi menggunakan regresi logistik dengan prosedur:
   a. Mengidentifikasi peubah respon dan peubah prediktor
   b. Membentuk model logistik dengan semua peubah prediktor
   c. Melakukan pengujian signifikansi parameter secara simultan dan parsial
   d. Membentuk model logistik dengan peubah prediktor yang berpengaruh signifikan terhadap peubah respon

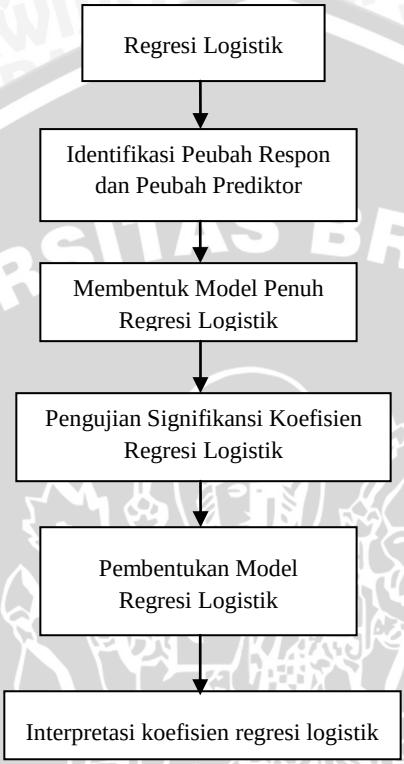
e. Menginterpretasi koefisien regresi logistik
f. Menghitung klasifikasi berdasarkan model yang telah didapat.

3. Ketepatan klasifikasi menggunakan MARS dengan prosedur:
   a. Mengkombinasi nilai fungsi basis (BF), minimal amatan (MO), dan maksimal interaksi (MI). Fungsi basis yang digunakan adalah antara 2-4 kali banyaknya peubah prediktor, minimal amatan (MO) yang digunakan adalah 0 dan 1 serta maksimum interaksi (MI) yang digunakan yaitu 1,2 dan 3.
   b. Membentuk model dengan metode pendugaan parameter *maximum likelihood* dan pengujian parameter secara simultan dan parsial
   c. Mengukur nilai GCV dari masing-masing model yang terbentuk
   d. Memilih model terbaik dengan nilai GCV minimal
   e. Menginterpretasi model terbaik yang sudah didapatkan
   f. Menghitung klasifikasi berdasarkan model terbaik
4. Menghitung signifikansi ketepatan klasifikasi dengan kriteria Press'Q dari kedua model dengan regresi logistik dan MARS
5. Melakukan perhitungan nilai APER dari klasifikasi model menggunakan pendekatan regresi logistik dan MARS untuk menentukan metode mana yang mempunyai kesalahan klasifikasi yang lebih kecil.
6. Interpretasi hasil

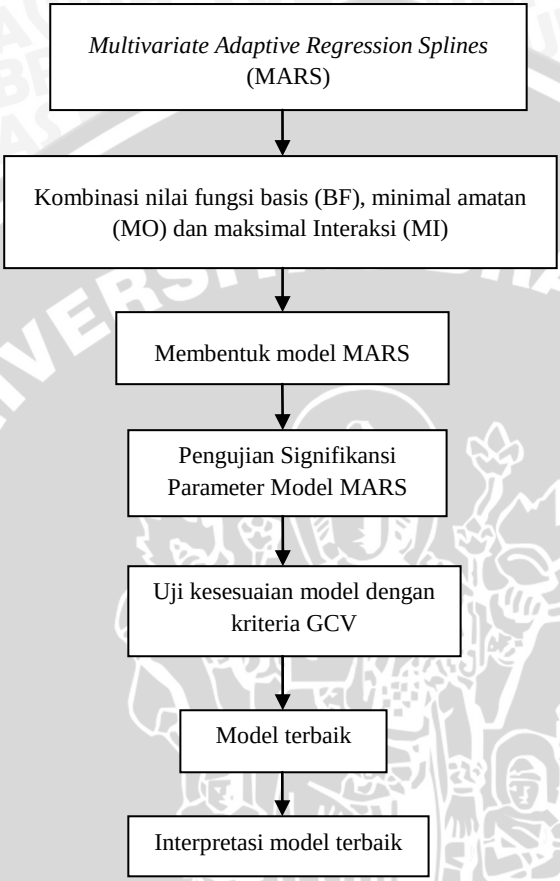
Perhitungan pada penelitian ini menggunakan bantuan *software* Minitab, SPSS 17.0 dan MARS 2.0. Secara sistematis prosedur analisis dalam penelitian dapat dilihat pada Gambar 3.1, Gambar 3.2 dan Gambar 3.3.



Gambar 3.1 Diagram Alir Metode Penelitian



Gambar 3.2 Alur Metode Regresi Logistik



Gambar 3.3 Alur Metode MARS

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Multikolinieritas

Pendeteksian awal bertujuan untuk mengetahui apakah antar peubah prediktor terdapat multikolinieritas atau tidak. Pemeriksaan terjadinya multikolinieritas antara peubah prediktor dengan melihat nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) (Li, 2000).

Tabel 4.1. Nilai VIF pada Data antar Peubah Prediktor

Nilai VIF	Peubah						
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
Data 1	-	1.055	2.304	1.256	2.512	2.688	-
Data 2	1.351	-	1.358	1.037	-	-	-
Data 3	-	1.031	1.044	1.119	1.185	1.126	-

Tabel 4.1 menjelaskan bahwa diantara peubah prediktor dari ketiga data memiliki nilai VIF lebih kecil dari 10, dengan demikian dapat disimpulkan pada ketiga data tidak terdapat multikolinieritas diantara peubah prediktor.

4.2 Metode Regresi Logistik

4.2.1 Pendugaan Parameter dan Pengujian Parameter

Pengujian signifikansi koefisien dilakukan secara simultan dan secara parsial dari hasil analisis menggunakan Regresi Logistik. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000) pengujian signifikansi secara simultan menggunakan uji G dan pengujian signifikansi secara parsial menggunakan uji *Wald* yang secara ringkas disajikan pada Lampiran 3.

Tabel 4.2. Nilai Statistik Uji G

Data	Nilai Uji G	Tabel χ^2	Keputusan
1	24.64	16.919	Tolak H_0
2	71.175	12.592	Tolak H_0
3	93.623	16.919	Tolak H_0

Hasil pengujian signifikansi koefisien secara simultan didasarkan pada statistik uji G secara ringkas pada Tabel 4.2 untuk data 1, 2 dan 3 menunjukkan secara simultan peubah prediktor memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon.

Hasil pengujian signifikansi koefisien regresi secara parsial didasarkan pada statistik uji *Wald* tersaji pada Lampiran 3. Nilai statistik uji *Wald* pada data 1 untuk peubah prediktor X_2, X_5, X_6 dan $X_{7(1)}$ secara berurutan adalah 3.079; 6.701; 7.290 dan 2.018 masing-masing lebih besar dari $Z_{0.025} = 1.96$. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_2, X_5, X_6 dan $X_{7(1)}$ memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Pada data 2 nilai statistik uji *Wald* untuk peubah prediktor X_1 dan X_3 secara berurutan adalah 12.766 dan 5.532 lebih besar dari nilai kritis Z, dapat disimpulkan secara parsial peubah prediktor X_1 dan X_3 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon. Pada data 3, peubah prediktor X_2, X_3, X_4 dan X_5 secara berurutan nilai statistik uji *Wald* adalah 2.593; 5.171; 8.055 dan 3.139 lebih besar dari nilai kritis Z. Hal ini menunjukkan secara parsial peubah prediktor X_2, X_3, X_4 dan X_5 memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah respon sedangkan peubah prediktor X_{1_1}, X_{1_2}, X_{1_3}, X_{1_4} dan X_6 tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap peubah. Hasil pendugaan parameter model regresi logistik dengan peubah prediktor yang signifikan dianalisis lagi untuk memperoleh model regresi logistik.

Tabel 4.3. Hasil pendugaan koefisien model Regresi Logistik

Data 1			
Peubah	Koefisien	Salah baku	Statistik Uji *Wald*
Konstanta	2.271	1.416	2.570
X_2	-0.875	0.442	3.923
X_5	-1.945 E-7	7.623 E-8	6.513
X_6	2.025 E-6	7.265 E-7	7.767
$X_7(1)$	-1.874	1.156	2.629
Data 2			
Peubah	Koefisien	Salah baku	Statistik Uji *Wald*
Konstanta	-13.162	3.142	17.550
X_1	0.244	0.066	13.554
X_3	1.032	0.419	6.070
Data 3			
Peubah	Koefisien	Salah baku	Statistik Uji *Wald*
Konstanta	-11.30	3.620	9.742
X_2	-0.429	0.335	1.639
X_3	1.887	0.655	8.307
X_4	1.399 E-5	4.613 E-6	9.204
X_5	-1.015 E-7	4.539 E-8	4.999

Dari Tabel 4.3 dapat dibentuk model regresi logistik dengan peubah prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap peubah respon. Berdasarkan model yang diperoleh, model regresi tersebut dapat diinterpretasi. Interpretasi dilakukan berdasarkan nilai *Odds ratio* dari model yang ditemukan. Interpretasi dilakukan terhadap peubah prediktor yang signifikan dalam model.

1. Data 1. Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR)

$$g(x_i) = 2.271 - 0.875\ X_2 - 1.945\ E\text{-}7\ X_5 + 2.025\ E\text{-}6\ X_6 - 1.874\ X_{7(1)}$$

Interpretasi model regresi logistik pada data 1, faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas angsuran kredit berdasarkan masing-masing peubah prediktor, sebagai:

- Peubah X_2

  Setiap responden dengan jumlah anggota keluarga lebih banyak satu orang dibanding responden yang lain, maka dengan nilai odds ratio $e^{-0.875}$=0.417 maka akan menurunkan kecenderungan kualitas angsuran responden masuk ke dalam kategori lancar sebesar 1/ 0.417 = 2.398 kali.
- Peubah X_5

  Nilai odds ratio peubah omzet usaha sebesar $e^{-1.945E-7}$=1 maka nilai odds ratio menunjukkan bahwa responden dengan omzet usaha lebih banyak Rp. 1,00 maka kualitas responden dengan omzet usaha yang lebih sedikit Rp. 1,00 adalah sama.
- Peubah X_6

  Responden dengan laba usaha lebih banyak Rp. 1,00 akan meningkatkan kualitas responden sebesar $e^{2.025}$=7.576 kali dibanding dengan responden dengan laba usaha lebih sedikit Rp. 1,00.
- Peubah X_7

  Kualitas responden dengan memiliki pinjaman di tempat lain akan menurunkan kecenderungan kualitas angsuran kategori lancar dengan odds ratio sebesar $e^{-1.874}$=0.153 yaitu 1/0.153=6.535 kali dibandingkan dengan responden yang tidak memiliki pinjaman di tempat lain.

2. Data 2. Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keungan Mikro (LKM) Prima Tani

$$g(x_i) = -13.162 + 0.244\ X_1 + 1.032\ X_3$$

Interpretasi masing-masing koefisien peubah prediktor pada data 2 adalah:

- Peubah X_1

  Setiap bertambahnya usia petani satu tahun akan meningkatkan kecenderungan sebesar $e^{0.244}$=1.276 kali, keputusan kredit diterima oleh pihak LKM Prima Tani.

- Peubah X_3

  Nilai Odds ratio untuk peubah jumlah anggota keluarga (x3) sebesar $e^{1.032}$=2.807, artinya setiap penambahan satu orang anggota keluarga akan meningkatkan kecenderungan keputusan kredit diterima oleh LKM Prima Tani sebesar 2.807 kali.

3. Data 3. Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat.

$$g(x_i) = -11.30 - 0.429\ X_2 + 1.887 X_3 + 1.399\ E\text{-}5\ X_4 - 1.015\ E\text{-}7\ X_5$$

Masing-masing koefisien peubah prediktor pada data 3 diinterpretasi berdasarkan nilai odds ratio, sebagai:

- Peubah X_2

  Jika jumlah tanggungan keluarga responden lebih banyak satu orang dibanding responden lain, maka menurunkan kecenderungan kredit akan diterima sebesar 1/ 0.651= 1.536 kali ($e^{-0.429}$=0.651).

- Peubah X_3

  Responden dengan perbedaan lama usaha satu tahun lebih lama dibanding responden yang lain akan meningkatkan kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{1.887}$=6.599 kali.

- Peubah X_4

  Jika responden memiliki laba usaha lebih banyak Rp. 1,00 dibanding responden yang memiliki laba usaha lebih sedikit maka kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{1.399E\text{-}5}$= 1 adalah sama.

- Peubah X_5

  Nilai odds ratio peubah jumlah pinjaman sebesar $e^{-1.015}$=0.362, maka jumlah pinjaman responden yang lebih banyak Rp. 1,00 dibanding dengan responden dengan jumlah pinjaman lebih sedikit maka akan menurunkan kecenderungan kredit akan diterima sebesar 1/0.362= 2.762 kali.

4.2.2 Hasil Klasifikasi

Berdasarkan model Regresi Logistik diperoleh hasil klasifikasi yang secara ringkas tertera pada tabel berikut:

Tabel 4.4. Tabel kontingensi dengan Regresi Logistik

Data	Hasil Amatan	Hasil Prediksi		Total
		y=0	y=1	
1	y=0	11	19	30
	y=1	6	54	60
	Total	17	73	90
2	y=0	29	2	31
	y=1	2	38	40
	Total	31	40	71
3	y=0	25	2	27
	y=1	3	59	62
	Total	28	61	89

Pada data 1, menurut model regresi logistik dari 90 responden terdapat 25 responden yang mengalami salah klasifikasi, yang terdiri dari 19 responden yang seharusnya masuk kategori kualitas kredit lancar tetapi masuk kategori kualitas kredit menunggak dan 6 responden seharusnya masuk kategori kualitas kredit menunggak tetapi masuk kategori kualitas kredit lancar. Pada data 2 dan data 3 secara berturut-turut terdapat 4 dari 71 responden dan 5 dari total 89 responden yang mengalami salah klasifikasi. Kesalahan dalam proses klasifikasi dapat mengakibatkan kurang tepatnya pengambilan keputusan. Sehingga model regresi logistik yang terbentuk dapat digunakan sebagai pedoman pengambilan keputusan dalam proses klasifikasi.

Dari tabel kontingensi dapat diketahui kestabilan dalam mengklasifikasi dan melihat peluang kesalahan dari nilai Press'Q dan APER. Nilai statistik uji Press'Q dari ketiga data secara berurutan adalah 17.77; 55.90 dan 70.12 menunjukkan nilai yang lebih besar dari nilai $X^2_{(1,0.05)}$= 3.84 maka dapat dikatakan dalam mengklasifikasi objek menggunakan regresi logistik adalah konsisten. Adapun peluang kesalahan dalam mengklasifikasi pada data 1 sebesar 27.77% data 2 sebesar 5.63% dan pada data 3 sebesar 5.62%.

4.3 Metode MARS

4.3.1 Pemodelan MARS

Pembentukan model menggunakan *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS) dengan kombinasi fungsi basis yang digunakan adalah antara 2-4 kali banyaknya peubah prediktor, minimal amatan (MO) yang digunakan adalah 0 dan 1 serta maksimum interaksi (MI) yang digunakan yaitu 1, 2 dan 3. Sesuai dengan Friedman (1991) menyarankan batas fungsi basis (BF) antara 2-4 kali jumlah peubah prediktor, serta maksimum interaksi (MI) adalah 1,2 dan 3. Sehingga terbentuk 18 model dari kombinasi di setiap data yang hasilnya tercantum dalam Lampiran 5.

4.3.2 Pendugaan Parameter dan Pengujian Model

Pengujian signifikansi parameter dilakukan secara simultan dan secara parsial. Neter *et. al.* (1983) menyatakan bahwa pengujian signifikansi parameter secara simultan menggunakan uji F dan secara parsial menggunakan uji t. Dari hasil pengujian parameter menunjukkan bahwa parameter yang terbentuk baik secara simultan maupun parsial telah signifikan pada $\alpha = 0.05$. Hal ini dapat dilihat pada Lampiran 6, yang telah tercantum pengujian signifikansi parameter secara simultan dan secara parsial untuk 18 model yang terbentuk dari data 1,2 dan 3.

4.3.3 Pemilihan Model Terbaik

Menurut Friedman (1991), model MARS dengan GCV yang minimal merupakan model yang terbaik karena semakin kecil nilai GCV semakin penting peubah prediktor yang terdapat pada fungsi basis terhadap model yang dibangun. Fungsi basis terbentuk dari beberapa peubah prediktor yang saling berinteraksi, model MARS menghasilkan bentuk model yang kompleks sehingga untuk interpretasi lebih rumit. Dari 18 model yang telah dibentuk, model MARS dengan GCV minimal dipilih sebagai model yang terbaik.

Berdasarkan hasil perhitungan nilai GCV yang dapat dilihat pada lampiran 7 diperoleh model terbaik pada data 1 terlihat pada kombinasi BF=18, MI=3, MO=1 dengan diperoleh nilai GCV sebesar 0.212 sehingga model yang terbentuk adalah:

$BF1 = \max(0, X_2 - 2);$
$BF5 = (X_{1_1} = 0);$
$BF8 = \max(0, 5000000 - X_3) * BF5;$
$BF11 = \max(0, X_2 - 1) * BF8;$

$Y = 0.738 - 0.738 * BF1 - 0.457190E-06 * BF11;$

Interpretasi masing-masing koefisien fungsi basis pada data 1 adalah:

- Koefisien BF1

  Responden dengan jumlah anggota keluarga (X_2) lebih dari 2 orang akan menurunkan kecenderungan masuk ke dalam kategori pengembalian angsuran kredit lancar dengan nilai odds ratio sebesar $e^{-0.738}$= 0.478 yaitu 1/0.478= 2.092 kali daripada responden dengan jumlah anggota keluarga kurang dari 2 orang.
- Koefisien BF11

  Responden yang memiliki jumlah anggota keluarga (X_2) lebih dari 1 orang, jumlah pinjaman kurang dari Rp. 5000000,00 (X_3) dengan tingkat pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}) akan menurunkan kecenderungan dapat mengembalikan angsuran kredit secara lancar sebesar $e^{-0.457190E-06}$= 0.999 kali dibandingkan jumlah anggota keluarga kurang dari 1 orang, jumlah pinjaman lebih dari Rp. 5000000,00 dengan tingkat pendidikan selain lulusan SD.

Pada data 2 model terbaik dengan BF=24, MI=3, dan MO=1 didapatkan nilai GCV sebesar 0.053, sehingga model yang terbentuk adalah :

$BF1 = max(0, X_1 - 44);$
$BF5 = max(0, X_3 - 3);$
$BF7 = max(0, X_1 - 32) * BF5;$
$BF9 = max(0, X_1 - 42) * BF5;$
$BF11 = max(0, X_1 - 41) * BF5;$
$BF13 = max(0, X_1 - 43) * BF5;$
$BF15 = max(0, X_1 - 26) * BF5;$
$BF19 = max(0, X_1 - 31);$

$$Y = -0.031 - 0.081 * BF1 - 0.099 * BF7 + 0.457 * BF9 - 0.207 * BF11 - 0.212 * BF13 + 0.062 * BF15 + 0.077 * BF19;$$

Interpretasi masing-masing koefisien fungsi basis pada data 2 adalah:

- Koefisien BF1

  Responden dengan usia (X_1) lebih dari 44 tahun, akan menurunkan kecenderungan kredit akan diterima dengan odds ratio sebesar $e^{-0.081}$= 0.922 yaitu 1/0.922= 1.085 kali dibanding dengan responden dengan usia dibawah 44 tahun.

- Koefisien BF7

  Responden dengan usia (X_1) lebih dari 32 tahun, jumlah anggota keluarga (X_3) lebih dari 3 orang akan menurunkan kecenderungan kredit diterima dengan odds ratio sebesar $e^{-0.099}$=0.905 yaitu 1/0.905= 1.105 kali dibandingkan responden dengan usia kurang dari 32 tahun, jumlah anggota keluarga kurang dari 3 orang.
- Koefisien BF9

  Kredit akan diterima jika responden memiliki usia (X_1) lebih dari 42 tahun dan jumlah anggota keluarga (X_3) lebih dari 3 orang dengan meningkatkan kecenderungan sebesar $e^{0.457}$=1.579 kali dibanding responden memiliki usia kurang dari 42 tahun dan jumlah anggota keluarga kurang dari 3 orang.
- Koefisien BF11

  Responden memiliki usia (X_1) lebih dari 41 tahun dan jumlah anggota keluarga (X_3) lebih dari 3 orang dengan menurunkan kecenderungan sebesar ($e^{-0.207}$=0.813) 1/0.813=1.23 kali dibanding responden memiliki usia kurang dari 41 tahun dan jumlah anggota keluarga kurang dari 3 orang.
- Koefisien BF13

  Responden memiliki usia (X_1) lebih dari 43 tahun dan jumlah anggota keluarga (X_3) lebih dari 3 orang dengan menurunkan kecenderungan sebesar ($e^{-0.212}$=0.808) 1/0.808=1.237 kali dibanding responden memiliki usia kurang dari 43 tahun dan jumlah anggota keluarga kurang dari 3 orang.
- Koefisien BF15

  Kredit akan diterima jika responden memiliki usia (X_1) lebih dari 26 tahun dan jumlah anggota keluarga (X_3) lebih dari 3 orang dengan meningkatkan kecenderungan sebesar $e^{0.062}$=1.064 kali dibanding responden memiliki usia kurang dari 26 tahun dan jumlah anggota keluarga kurang dari 3 orang.
- Koefisien BF19

  Responden dengan usia (X_1) lebih dari 31 akan meningkatkan kecenderungan sebesar $e^{0.077}$=1.080 kali dibanding responden memiliki usia kurang dari 31 tahun.

Pada data 3 diperoleh model terbaik dengan BF=36, MI=3, dan MO=1 dengan nilai GCV sebesar 0.023 di mana model yang terbentuk sebagai:

BF1 = max(0, X_4 - 800000);
BF2 = max(0, 800000 - X_4);
BF4 = max(0, 7- X_3) * BF2;
BF5 = max(0, X_4 - 300000);
BF8 = max(0, 3- X_3) * BF5;
BF9 = (X_{1_1} = 0) * BF2;
BF13 = max(0, X_6 - 24) * BF9;
BF14 = max(0, 24- X_6) * BF9;
BF17 = max(0, X_2 - 2) * BF9;
BF18 = max(0, 2 - X_2) * BF9;
BF19 = max(0, X_2 - 3) * BF9;
BF22 = max(0, 15000000 - X_5) * BF4;
BF23 = max(0, X_5 - 4000001) * BF2;
BF24 = max(0, 4000001 - X_5) * BF2;
BF27 = max(0, X_4 - 650000);
BF30 = max(0, 2- X_3);
BF31 = (X_{1_4} = 0) * BF2;
BF34 = max(0, 2- X_3) * BF31;
BF36 = max(0, 4- X_3) * BF23;

Y = -2.389 - 0.458102E-05 * BF1 + 0.483653E-05 * BF2 – 0.850432E-06 * BF4 + 0.769050E-05 * BF5 - 0.258602E-05 * BF8 + 0.277313E-07 * BF13 - 0.987641E-07 * BF14 – 0.103415E-05 * BF17 - 0.619108E-06 * BF18 + 0.102696E-05 * BF19 + 0.753102E-13 * BF22 - 0.460862E-12 * BF24 – 0.310407E-05 * BF27 + 1.029 * BF30 + 0.152991E-05 * BF31 – 0.149430E-05 * BF34 + 0.111942E-12 * BF36;

Pada data 3, interpretasi masing-masing koefisien fungsi basis dapat dilihat pada Lampiran 9.

4.3.4 Hasil Klasifikasi

Berdasarkan model yang diperoleh dengan MARS hasil klasifikasi secara ringkas disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5. Tabel kontingensi dengan MARS

Data	Hasil Amatan	Hasil Prediksi		Total
		y=0	y=1	
1	y=0	9	21	30
	y=1	1	59	60
	Total	10	80	90
2	y=0	30	1	31
	y=1	1	39	40
	Total	31	40	71
3	y=0	27	0	27
	y=1	0	62	62
	Total	27	62	89

Dari tabel kontingensi, data 1 terdapat kesalahan klasifikasi yaitu dari total 90 responden terdapat 22 responden yang mengalami salah klasifikasi. Pada data 2 model persamaan MARS masih menunjukkan adanya kesalahan klasifikasi yaitu terdapat 2 dari 71 responden yang mengalami salah klasifikasi, 1 responden yang seharusnya masuk kategori kredit diterima tetapi masuk kategori kredit ditolak, dan 1 responden seharusnya masuk ke dalam kategori kredit ditolak tetapi masuk ke dalam kategori kredit diterima. Pada data 3 terdapat 89 responden di mana tidak ada responden yang mengalami salah klasifikasi, model MARS dapat digunakan untuk proses klasifikasi antara hasil amatan dengan hasil prediksi.

Kestabilan dalam mengklasifikasi dan peluang kesalahan dalam mengklasifikasi dapat dihitung melalui nilai Press'Q dan APER. Nilai titik kritis $X^2_{(1,0.05)}$= 3.84, maka nilai statistik uji Press'Q dari ketiga data secara berurutan 23.51; 63.22 dan 89 menunjukkan nilai yang lebih besar dari nilai titik kritis artinya hasil klasifikasi objek menggunakan MARS adalah konsisten. Adapun peluang kesalahan dalam mengklasifikasi pada data 1 sebesar 24.44% data 2 sebesar 2.82% dan pada data 3 sebesar 0%.

4.4 Hasil Klasifikasi Regresi Logistik dan MARS

Tabel 4.6. Hasil klasifikasi Antara Metode Regresi Logistik dan MARS

Data	Regresi Logistik			MARS		
	Tepat	Salah	Total	Tepat	Salah	Total
1	65	25	90	68	22	90
2	67	4	71	69	2	71
3	84	5	89	89	0	89

Hasil klasifikasi dengan metode regresi logistik dan MARS pada Tabel 4.6 menunjukkan bahwa ketiga data dengan metode regresi logistik lebih banyak menghasilkan salah klasifikasi dibanding dengan metode MARS. Proses klasifikasi bertujuan mengelompokkan individu atau objek hasil pengamatan, kemudian diprediksi berdasarkan model persamaan yang ideal. Sehingga kesalahan klasifikasi menunjukkan bahwa responden terklasifikasi tidak sesuai dengan data asli hasil pengamatan. Sesuai dengan pernyataan Johnson and Wichern (2007) metode klasifikasi yang baik akan menghasilkan sedikit kesalahan klasifikasi.

Tabel 4.7. Nilai APER Metode Regresi Logistik dan MARS

Data	Regresi Logistik		MARS	
	Press'Q	APER	Press'Q	APER
1	17.77 (konsisten)	27.77%	23.51(konsisten)	**24.44%**
2	55.90 (konsisten)	5.63%	63.22(konsisten)	**2.82%**
3	70.12 (konsisten)	5.62%	89 (konsisten)	**0%**

Tabel 4.7 menunjukkan hasil dari metode regresi logistik dan MARS bersifat konsisten dalam mengklasifikasi. Pada ketiga data yang digunakan metode MARS menghasilkan nilai APER lebih kecil daripada regresi logistik. Selisih nilai APER dari metode MARS dan regresi logistik tidak lebih dari 10%. Peubah prediktor yang mempunyai pengaruh signifikan terhadap peubah respon dari model regresi logistik dan model MARS dapat mempengaruhi hasil klasifikasi. Metode MARS menghasilkan kesalahan klasifikasi lebih kecil daripada regresi logistik, karena pada saat penyeleksian peubah prediktor metode MARS dilakukan melalui prosedur pencarian *forward stepwise* dan *backward stepwise*. *Forward stepwise* dilakukan untuk mendapatkan fungsi dengan jumlah fungsi basis maksimum dengan meminimumkan *Average Sum Square Residual* (ASR). *Backward stepwise* yaitu memilih

fungsi basis yang dihasilkan dari *forward stepwise* dengan meminimumkan nilai *Generalized Cross Validation* (GCV).

Dari model yang terbentuk metode regresi logistik dan MARS, selanjutnya dapat dijadikan sebagai acuan pengambilan keputusan pada masalah yang serupa dengan data dalam penelitian ini. Misal pada data 3, peubah prediktor yang signifikan pada kedua metode berbeda untuk pengambilan keputusan kredit diterima atau ditolak oleh Lembaga Kredit Usaha Rakyat. Dengan metode regresi logistik peubah prediktor yang digunakan adalah jumlah tanggungan keluarga (X_2), lama usaha (X_3), laba usaha (X_4), dan jumlah pinjaman (X_5). Sedangkan metode MARS peubah prediktor terdapat dalam fungsi basis yang signifikan adalah tingkat pendidikan lulusan SD (X_{1_1}), tingkat pendidikan lulusan diploma (X_{1_4}), jumlah tanggungan keluarga (X_2) lama usaha (X_3), laba usaha (X_4), jumlah pinjaman (X_5) dan jangka waktu pinjaman (X_6). Sehingga model dari kedua metode tersebut dapat dipilih dan selanjutnya dapat dijadikan acuan pengambilan keputusan oleh Lembaga Kredit Usaha Rakyat agar tidak mengalami salah klasifikasi memasukkan responden dalam kategori kredit diterima atau ditolak.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dapat diambil beberapa kesimpulan:

1. Peubah prediktor yang mempunyai pengaruh secara signifikan terhadap peubah respon dari model regresi logistik dan MARS mempengaruhi hasil klasifikasi. Nilai uji Press'Q menunjukkan bahwa kedua metode konsisten dalam mengklasifikasi.
2. Selisih nilai APER yang dihasilkan dari kedua metode yaitu tidak lebih dari 10%, metode MARS menghasilkan nilai APER lebih kecil dibanding regresi logistik. Hal tersebut menunjukkan model MARS lebih baik digunakan untuk proses klasifikasi sehingga diperoleh keputusan yang tepat.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan pada penelitian ini adalah:

1. Sebaiknya pada pembentukan model MARS memilih lebih banyak kombinasi fungsi basis maksimal, minimal amatan antar *knot* dan maksimal interaksi untuk mendapatkan nilai GCV minimum.
2. Metode MARS menghasilkan kesalahan klasifikasi yang lebih kecil dibanding regresi logistik, namun model regresi logistik lebih mudah diinterpretasi daripada metode MARS yang menghasilkan model yang lebih kompleks, untuk penelitian selanjutnya pemilihan metode antara regresi logistik dan MARS tergantung tujuan penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

Abraham. A. and Steinberg. D. 2002. *MARS : Still an Alien Planet in Sof Computing?*. In: International Conference on Computational Science (Proceedings). Part II. vol. 2. 235-244. Springer. San Francisco. California. USA. http://salfordsystems.com/doc/isdagasfurnace.pdf. Tanggal akses : 24 Februari 2013

Agresti. A. 2002. *Categorical Data Analysis 2nd edition*. John Wiley and Sons. New York.

Darmawi. W. 2011. *Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Pengambilan Keputusan Petani Dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keuangan Mikro (LKM) Prima Tani*. Fakultas Pertanian Universitas Brawijaya. Malang.

De Veaux. R.D. and Ungar. L.H. 1994. *Multicollinearity: a Tale of Two Nonparametric Regressions*. Princenton University. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.33.2345&rep=rep1&type=pdf. Tanggal akses : 1 Maret 2013

Friedman. J.H. 1991. *Multivariate Adaptive Regression Splines*. The Annals of Statistics 1991. Vol. 19 No. 1. 1-14

Gujarati. D. 1991. *Ekonometrika Dasar*. Terjemahan Sumarno Zain. Penerbit Erlangga: Jakarta.

Hair. J.F., Black. W.C., Babin. B.J. and Anderson R.E. 2006. *Multivariate Data Analysis. Seventh Edition.* Pearson Education Prentice Hall. Inc

Hastie. T., Tibshirani. R. and Friedman. J.H. 2009. *The Elements of Statistical Learning: Data Mining. Inference and Prediction Second Edition*. Springer Science Business Media. New York.

Hosmer. D.W and Lemeshow. S. 2000. *Applied Logistic Regressin 2nd Edition*. John Wiley & Sons. Inc. New York.

Isnayni. N. 2011. *Analisis Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR).* Fakultas Ekonomi Universitas Brawijaya. Malang.

Johnson. R.A and Wichern. D.W. 2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis. Sixth Edition*. Prentice Hall International Inc. New Jersey

Kriner. M. 2007. *Survival Analysis with Multivariate Adaptive Regression Splines*. Disertasi Fakultas Matematika. Informatika. dan Statistika Universitas Munchen. http://edoc.ub.uni-muenchen.de/7369/1/ Kriner_Monika.pdf. Tanggal akses: 1 Maret 2013

Li. F. 2000. *Multicollinearity*. Department of Statistics. Stockholm University.http://people.su.se/~fli/teaching/ econometrics/slides/ F7-Multicollinearity.pdf. Tanggal akses: 1 Maret 2013.

Mina. C. D. and Barrios. E.B. 2009. *Profiling Poverty with Multivariate Adaptive Regression Splines*. Makati City. http://dirp3.pids.gov.ph/ ris/dps/pidsdps0929. pdf. Tanggal akses : 21 Januari 2013

Nash. M.S and Bradford D.F. 2001. *Parametric and Non Parametric Logistic Regression for Prediction of Precense/ Absence of an Ampibhian.* Las Vegas. Nevada. http://epa.gov/esd/landsci/pdf/ 008leb02.pdf. Tanggal akses 20 Januari 2013

Neter. J., Wasserman. W.. and Kutner. M.H. 1983. *Applied Linear Regression Models*. Richard D. Irwin. INC. USA.

Rif'atin. K. 2010. *Studi Klasifikasi Objek dengan Metode Pohon Klasifikasi dan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) Pada Data Respon Biner.* Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Brawijaya. Malang.

Utama. M.P. 2012 *Analisis Faktor-faktor yang Mempengaruhi Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat (KUR).* Fakultas Ekonomi dan Bisnis Universitas Brawijaya. Malang.

Lampiran 1. Data Sekunder

Data 1. Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR)

no	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
1	1	3	2	5000000	24	17500000	2400000	1
2	1	1	1	3000000	24	6500000	1500000	0
3	1	1	2	5000000	24	7500000	1800000	0
4	1	1	1	4000000	24	7500000	1500000	0
5	1	1	2	5000000	24	18750000	2550000	0
6	1	3	2	5000000	24	17000000	2250000	0
7	1	3	2	5000000	24	9000000	1800000	0
8	1	1	1	5000000	24	6250000	1500000	0
9	1	4	2	5000000	24	12000000	4500000	0
10	1	4	1	3000000	12	5500000	1200000	0
11	1	1	2	2000000	24	5000000	1050000	0
12	1	1	2	5000000	24	9000000	1800000	0
13	1	1	2	5000000	24	9500000	1350000	0
:	...	...	...	...	...	...	...	...
:	...	...	...	...	...	...	...	...
87	0	1	1	5000000	24	15500000	1200000	0
88	0	1	1	5000000	12	7500000	1500000	0
89	0	2	3	10000000	24	18750000	2400000	0
90	0	2	3	5000000	36	12000000	1200000	0

Y :Tingkat pengembalian angsuran (Nominal)
1 : angsuran kredit lancar
0 : angsuran kredit menunggak

X_1 : Tingkat pendidikan (ordinal)
1 : Lulus SD
2 : Lulus SMP
3 : Lulus SMA
4 : Lulus S1

X_2 :jumlah anggota keluarga (rasio)

X_3 : Jumlah pinjaman (rasio)

X_4 : Jangka waktu peminjaman (rasio)

X_5 : Omzet usaha (rasio)

X_6 : Laba usaha (rasio)

X_7 : pinjaman lain (nominal)
1 : ada 0 : tidak

Data 2. Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keuangan Mikro (LKM) Prima Tani

no	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
1	1	46	1	4	0.25	1
2	1	52	1	7	0.5	1
3	1	48	1	6	1	1
4	1	43	1	4	1	1
5	1	43	3	4	0.5	0
6	1	43	1	4	0.75	0
7	1	58	1	5	0.25	1
8	1	59	2	4	0.5	0
9	1	57	1	4	0.5	0
10	1	59	2	5	1.5	0
11	1	58	2	6	1	1
12	1	32	2	5	0.3	1
:	...	...	...	...	...	...
:	...	...	...	...	...	...
67	0	27	3	3	0.5	1
68	0	51	1	4	0.25	0
69	0	34	1	2	0.4	0
70	0	23	1	2	0.25	0
71	0	31	1	3	0.06	0

Y : Keputusan (Nominal)
1 : mengambil kredit di LKM Prima Tani
0 : tidak mengambil kredit di LKM Prima Tani

X_1 : Usia petani (rasio)

X_2:Tingkat pendidikan (ordinal)
1 : Lulus SD
2 : Lulus SMP
3 : Lulus SMA
4 : Lulus S1

X_3 : jumlah anggota keluarga (rasio)

X_4 : Luas kepemilikan lahan (rasio)

X_5 : pekerjaan sampingan (nominal)
1 : memiliki pekerjaan sampingan
0 : tidak memiliki pekerjaan sampingan

Data 3. Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat.

No	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6
1	1	3	3	3	750000	5000000	12
2	1	1	1	5	750000	5000000	12
3	1	1	0	10	450000	5000000	12
4	1	3	3	6	2900000	20000000	36
5	1	5	4	5	2000000	20000000	36
6	1	3	2	3	600000	10000000	36
7	1	3	2	6	675000	75000000	18
8	1	5	2	3	600000	2000000	24
9	1	3	5	4	750000	10000000	24
10	1	4	2	14	1700000	15000000	24
11	1	1	4	5	2450000	10000000	24
12	1	1	2	4	950000	5000000	24
:	...	...	...	...	...	...	...
:	...	...	...	...	...	...	...
85	0	5	3	2	600000	10000000	36
86	0	4	3	1	460000	15000000	36
87	0	5	2	3	410000	10000000	12
88	0	3	5	4	250000	5000000	18
89	0	1	7	1	700000	5000000	12

Y : Keputusan (nominal)
1 : keputusan kredit diterima
0 : keputusan kredit ditolak

X_1 : Tingkat pendidikan (ordinal)
1 : Lulus SD
2 : Lulus SMP
3 : Lulus SMA
4 : Lulus Diploma
5 : Lulus S1

X_2 : Jumlah tanggungan keluarga (rasio)

X_3 : Lama Usaha (rasio)

X_4 : Laba Usaha (rasio)

X_5 : Jumlah Pinjaman (rasio)

X_6 : Jangka waktu Pinjaman (rasio)

Lampiran 2. Uji Multikolinieritas Menggunakan *Software* Minitab

Data 1. Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR)

Regression Analysis: X_2 versus X_1; X_3; X_4; X_5; X_6; X_7

The regression equation is
$X_2 = 1.50 - 0.0721\ X_1 - 0.000000\ X_3 + 0.0052\ X_4 + 0.000000\ X_5 - 0.000000\ X_6 - 0.004\ X_7$

S = 0.608717 R-Sq = 5.2% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: X_3 versus X_1; X_2; X_4; X_5; X_6; X_7

The regression equation is
$X_3 = -\ 210079 + 148740\ X_1 - 45790\ X_2 + 108529\ X_4 + 0.0947\ X_5 + 0.735\ X_6 - 933096\ X_7$

S = 1301236 R-Sq = 56.6% R-Sq(adj) = 53.4%

Regression Analysis: X_4 versus X_1; X_2; X_3; X_5; X_6; X_7

The regression equation is
$X_4 = 18.1 + 0.144\ X_1 + 0.359\ X_2 + 0.000002\ X_3 - 0.000000\ X_5 - 0.000002\ X_6 + 1.03\ X_7$

S = 5.07630 R-Sq = 20.4% R-Sq(adj) = 14.6%

Regression Analysis: X_5 versus X_1; X_2; X_3; X_4; X_6; X_7

The regression equation is
$X_5 = -\ 896805 + 17558\ X_1 + 1272202\ X_2 + 1.01\ X_3 - 60195\ X_4 + 3.46\ X_6 + 492961\ X_7$

S = 4251245 R-Sq = 60.2% R-Sq(adj) = 57.3%

Regression Analysis: X_6 versus X_1; X_2; X_3; X_4; X_5; X_7

The regression equation is
$X_6 = 976159 + 46478\ X_1 - 134818\ X_2 + 0.186\ X_3 - 35670\ X_4 + 0.0820\ X_5 + 231190\ X_7$

S = 654697 R-Sq = 62.8% R-Sq(adj) = 60.1%

Data 2. Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keungan Mikro (LKM) Prima Tani

Regression Analysis: X_1 versus X_2; X_3; X_4; X_5

The regression equation is
$X_1 = 22.9 - 0.35\ X_2 + 3.49\ X_3 + 1.49\ X_4 + 3.53\ X_5$

S = 10.9087 R-Sq = 26.0% R-Sq(adj) = 21.5%

Regression Analysis: X_3 versus X_1; X_2; X_4; X_5

The regression equation is
$X_3 = 2.32 + 0.0599\ X_1 - 0.387\ X_2 + 0.015\ X_4 + 0.326\ X_5$

S = 1.42962 R-Sq = 26.4% R-Sq(adj) = 21.9%

Regression Analysis: X_4 versus X_1; X_2; X_3; X_5

The regression equation is
$X_4 = 0.186 + 0.00310\ X_1 + 0.144\ X_2 + 0.0018\ X_3 - 0.041\ X_5$

S = 0.497700 R-Sq = 3.6% R-Sq(adj) = 0.0%

Data 3 . Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat.

Regression Analysis: X_2 versus X_1; X_3; X_4; X_5; X_6

The regression equation is
$X_2 = 3.00 - 0.104\ X_1 - 0.0352\ X_3 - 0.000000\ X_4 + 0.000000\ X_5 + 0.0110\ X_6$

S = 1.60491 R-Sq = 3.0% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: X_3 versus X_1; X_2; X_4; X_5; X_6

The regression equation is
$X_3 = 6.78 - 0.377\ X_1 - 0.323\ X_2 + 0.000001\ X_4 + 0.000000\ X_5 - 0.0178\ X_6$

S = 4.85910 R-Sq = 4.2% R-Sq(adj) = 0.0%

Regression Analysis: X_4 versus X_1; X_2; X_3; X_5; X_6

The regression equation is
$X_4 = 451501 - 26023\ X_1 - 30321\ X_2 + 21758\ X_3 + 0.0191\ X_5 + 13217\ X_6$

S = 769542 R-Sq = 10.6% R-Sq(adj) = 5.2%

Regression Analysis: X_5 versus X_1; X_2; X_3; X_4; X_6

The regression equation is
$X_5 = - 2984726 + 1053216\ X_1 + 464503\ X_2 + 24040\ X_3 + 2.45\ X_4 + 266702\ X_6$

S = 8709484 R-Sq = 15.6% R-Sq(adj) = 10.5%

Regression Analysis: X_6 versus X_1; X_2; X_3; X_4; X_5

The regression equation is
$X_6 = 21.4 + 0.359\ X_1 + 0.276\ X_2 - 0.049\ X_3 + 0.000001\ X_4 + 0.000000\ X_5$

S = 8.04819 R-Sq = 11.2% R-Sq(adj) = 5.9%

Lampiran 3. Hasil Analisis Model Penuh Regresi Logistik Menggunakan SPSS 17.0

Data 1. Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR)

Iteration History[a,b,c]

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients Constant
Step 0	1	114.587	.667
	2	114.573	.693
	3	114.573	.693

a. Constant is included in the model.

b. Initial -2 Log Likelihood: 114.573

c. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than .001.

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	89.933[a]	.239	.333

a. Estimation terminated at iteration number 6 because parameter estimates changed by less than .001.

Variables in the Equation

		B	S.E.	*Wald*	df	Exp(B)
Step 1[a]	$X_{1_1(1)}$	.612	1.269	.233	1	1.845
	$X_{1_2(1)}$	-.045	1.434	.001	1	.956
	$X_{1_3(1)}$	-.240	1.290	.035	1	.787
	X_2	-.799	.455	3.079	1	.450
	X_3	-1.548 E-7	2.193 E-7	.499	1	1.000
	X_4	.061	.053	1.342	1	1.063
	X_5	-2.147E-7	8.292 E-8	6.701	1	1.000
	X_6	2.312 E-6	8.562 E-7	7.290	1	1.000
	X7(1)	-1.720	1.211	2.018	1	.179
	Constant	.951	3.289	.084	1	2.589

Data 2. Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keungan Mikro (LKM) Prima Tani

Iteration History[a.b.c]

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	97.283	.254
	2	97.283	.255
	3	97.283	.255

a. Constant is included in the model.

b. Initial -2 Log Likelihood: 97.283

c. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than .001.

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	26.108[a]	.633	.849

a. Estimation terminated at iteration number 7 because parameter estimates changed by less than .001.

Variables in the Equation

		B	S.E.	*Wald*	df	Exp(B)
Step 1[a]	X_1	.237	.066	12.766	1	1.267
	$X_{2_1(1)}$	1.390	1.773	.615	1	4.016
	$X_{2_2(1)}$	1.007	1.806	.311	1	2.737
	X_3	1.318	.560	5.532	1	3.735
	X_4	1.504	1.435	1.098	1	4.498
	$X_{5(1)}$	-1.042	1.179	.781	1	.353
	Constant	-15.628	4.611	11.486	1	.000

Data 3. Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat.

Iteration History[a.b.c]

Iteration		-2 Log likelihood	Coefficients
			Constant
Step 0	1	109.275	.787
	2	109.237	.831
	3	109.237	.831

a. Constant is included in the model.

b. Initial -2 Log Likelihood: 109.237

c. Estimation terminated at iteration number 3 because parameter estimates changed by less than .001.

Model Summary

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	15.614[a]	.651	.921

a. Estimation terminated at iteration number 12 because parameter estimates changed by less than .001.

Variables in the Equation

		B	S.E.	*Wald*	df	Exp(B)
Step 1[a]	$X_{1\ 1(1)}$	-5.990	4.788	1.565	1	.003
	$X_{1\ 2(1)}$	-1.928	2.522	.584	1	.145
	$X_{1\ 3(1)}$	.176	2.040	.007	1	1.192
	$X_{1\ 4(1)}$	13.645	102.827	.018	1	842860.675
	X_2	-.939	.583	2.593	1	.391
	X_3	3.207	1.410	5.171	1	24.698
	X_4	1.819 E-5	6.408 E-6	8.055	1	1.000
	X_5	-1.288 E-7	7.271 E-8	3.139	1	1.000
	X_6	.033	.109	.094	1	1.034
	Constant	-23.891	103.634	.053	1	.000

a. Variable(s) entered on step 1: x1_1. x1_2. x1_3. x1_4. x2. x3. x4. x5. x6.

Lampiran 4. Hasil Analisis Regresi Logistik dengan Peubah Prediktor yang Signifikan Terhadap Peubah Respon

Data 1. Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR)

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Exp(B)
Step 1[a]	X_2	-.875	.442	3.923	1	.417
	X_5	-1.945 E-7	7.623 E-8	6.513	1	1.000
	X_6	2.025 E-6	7.265 E-7	7.767	1	1.000
	$X_{7(1)}$	-1.874	1.156	2.629	1	.153
	Constant	2.271	1.416	2.570	1	9.686

a. Variable(s) entered on step 1: X2, X5, X6, X7.

Classification Table[a]

			Predicted		
			Y		Percentage Correct
	Observed		.00	1.00	
Step 1	Y	.00	25	2	92.6
		1.00	3	59	95.2
	Overall Percentage				94.4

a. The cut value is ,500

Data 2. Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keungan Mikro (LKM) Prima Tani

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Exp(B)
Step 1[a]	X_1	.244	.066	13.554	1	1.276
	X_3	1.032	.419	6.070	1	2.806
	Constant	-13.162	3.142	17.550	1	.000

a. Variable(s) entered on step 1: X1, X3.

Classification Table[a]

Observed			Predicted		
			Y		Percentage Correct
			.00	1.00	
Step 1	Y	.00	29	2	93.5
		1.00	2	38	95.0
	Overall Percentage				94.4

a. The cut value is ,500

Data 3. Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat.

Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	df	Exp(B)
Step 1[a]	X_2	-.429	.335	1.639	1	.651
	X_3	1.887	.655	8.307	1	6.598
	X_4	1.399 E-5	4.613 E-6	9.204	1	1.000
	X_5	-1.015 E-7	4.539 E-8	4.999	1	1.000
	Constant	-11.300	3.620	9.742	1	.000

a. Variable(s) entered on step 1: X2, X3, X4, X5.

Classification Table[a]

Observed			Predicted		
			Y		Percentage Correct
			.00	1.00	
Step 1	Y	.00	25	2	92.6
		1.00	3	59	95.2
	Overall Percentage				94.4

a. The cut value is ,500

Lampiran 5. Pembentukan Model MARS dengan Kombinasi Fungsi Basis (BF), Maksimum Interaksi (MI) dan Minimal Amatan (MO)

DATA 1				
No.	BF	MI	MO	Model MARS
1	18	1	0	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
2	18	2	0	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
3	18	3	0	BF1 = max(0, X2 - 2); BF5 = (X1_1 = 0); BF8 = max(0, 5000000- X3) * BF5; BF9 = max(0, X2 - 1) * BF8; Y = 0.738 - 0.738 * BF1 - 0.457190E-06 * BF9;
4	27	1	0	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
5	27	2	0	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
6	27	3	0	BF1 = max(0, X2 - 2); BF5 = (X1_1 = 0); BF8 = max(0, 5000000 - X3) * BF5; BF9 = max(0, X2 - 1) * BF8; Y = 0.738 - 0.738 * BF1 - 0.457190E-06 * BF9;
7	36	1	0	BF1 = max(0, X2 - 2.000); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
8	36	2	0	BF1 = max(0, X2 - 2.000); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
9	36	3	0	BF1 = max(0, X2 - 2); BF5 = (X1_1 = 0); BF8 = max(0, 5000000- X3) * BF5; BF9 = max(0, X2 - 1) * BF8; Y = 0.738 - 0.738 * BF1 - .457190E-06 * BF9;
10	18	1	1	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
11	18	2	1	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;

12	18	3	1	BF1 = max(0, X2 - 2); BF5 = (X1_1 = 0); BF8 = max(0, 5000000- X3) * BF5; BF11 = max(0, X2 - 1) * BF8; Y = 0.738 - 0.738 * BF1 - 0.457190E-06 * BF11;
13	27	1	1	BF1 = max(0, X2 - 2); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
14	27	2	1	BF1 = max(0, X2 - 2.000); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
15	27	3	1	BF1 = max(0, X2 - 2); BF5 = (X1_1 = 0); BF8 = max(0, 5000000- X3) * BF5; BF11 = max(0, X2 - 1) * BF8; Y = 0.738 - 0.738 * BF1 - 0.457190E-06 * BF11;
16	36	1	1	BF1 = max(0, X2 - 2.000); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
17	36	2	1	BF1 = max(0, X2 - 2.000); Y = 0.706 - 0.706 * BF1;
18	36	3	1	BF1 = max(0, X2 - 2); BF5 = (X1_1 = 0); BF6 = (X1_1 = 1); BF8 = max(0, 5000000- X3) * BF5; BF11 = max(0, X2 - 1) * BF8; BF16 = max(0, X3 - 4000000.250) * BF6; BF27 = max(0, X6 - 750000.063) * BF16; Y = 0.840 - 0.753 * BF1 - 0.538984E-06 * BF11 – 0.481824E-06 * BF16+0.756198E-13 * BF27;

DATA 2				
No.	BF	MI	MO	Model MARS
1	12	1	0	BF4 = max(0, 6- X3); BF7 = max(0, X1 - 36); BF11 = max(0, X1 - 33); Y = 0.337-0.090*BF4-0.212*BF7+0.216*BF11;
2	12	2	0	BF2 = max(0, 44- X1); BF3 = max(0, X3 - 4) * BF2; BF4 = max(0, 4- X3) * BF2; BF8 = max(0, 6- X3); BF10 = max(0, 31- X1) * BF8; Y = 0.964 - 0.065 * BF2 + 0.025 * BF3 - 0.009 * BF4 + 0.023 * BF10;

3	12	3	0	BF2 = max(0, 44 - X1); BF3 = max(0, X3 - 4) * BF2; BF4 = max(0, 4- X3) * BF2; BF8 = max(0, 6- X3); BF10 = max(0, 31- X1) * BF8; Y = 0.964 - 0.065 * BF2 + 0.025 * BF3 - 0.009 * BF4 + 0.023 * BF10;
4	18	1	0	BF3 = max(0, X3 - 6); BF7 = max(0, X1 - 36); BF11 = max(0, X1 - 33); BF15 = max(0, X3 - 3); Y = -0.318682E-03 - 0.419 * BF3 - 0.244 * BF7 + 0.244 * BF11+ 0.145 * BF15;
5	18	2	0	BF2 = max(0, 44 - X1); BF3 = max(0, X3 - 4) * BF2; BF8 = max(0, 6- X3); BF10 = max(0, 31- X1) * BF8; Y = 0.952 - 0.068 * BF2 + 0.028 * BF3 + 0.015 * BF10;
6	18	3	0	BF2 = max(0, 44- X1); BF3 = max(0, X3 - 4) * BF2; BF8 = max(0, 6- X3); BF10 = max(0, 31- X1) * BF8; Y = 0.952 - 0.068*BF2+0.028*BF3+0.015*BF10;
7	24	1	0	BF3 = max(0, X3 - 6); BF7 = max(0, X1 - 36); BF11 = max(0, X1 - 33); BF15 = max(0, X3 - 3); Y = -0.318682E-03 - 0.419 * BF3 - 0.244 * BF7 + 0.244 * BF11 + 0.145 * BF15;
8	24	2	0	BF1 = max(0, X1 - 44); BF2 = max(0, 44- X1); BF8 = max(0, 6- X3); BF9 = max(0, X1 - 31) * BF8; BF10 = max(0, 31- X1) * BF8; BF13 = max(0, X3 - 1) * BF1; BF20 = max(0, X1 - 36); Y = 1.669 - 0.075 * BF2 - 0.242 * BF8 + 0.021 * BF9 + 0.026 * BF10 + 0.021 * BF13 - 0.101 * BF20;

9	24	3	0	BF1 = max(0, X1 - 44); BF2 = max(0, 44- X1); BF8 = max(0, 6- X3); BF9 = max(0, X1 - 31) * BF8; BF10 = max(0, 31- X1) * BF8; BF13 = max(0, X3 - 1) * BF1; BF23 = max(0, X1 - 36); Y = 1.669 - 0.075 * BF2 - 0.242 * BF8 + 0.021 * BF9+0.026*BF10 +0.021*BF13-0.101*BF23;
10	12	1	1	BF4 = max(0, 6 - X3); BF5 = max(0, X1 - 25); BF11 = max(0, X1 - 46); Y = 0.268 - 0.106*BF4+0.041*BF5 - 0.043*BF11;
11	12	2	1	BF2 = max(0, 44- X1); BF4 = max(0, 3- X3) * BF2; BF5 = max(0, X3 - 3); BF6 = max(0, 3- X3); BF7 = max(0, X1 - 32) * BF5; BF9 = max(0, X1 - 42) * BF5; Y = 0.940 - 0.064 * BF2 + 0.048 * BF4 + 0.270 * BF5 - 0.736 *BF6- 0.029 * BF7 + 0.032*BF9;
12	12	3	1	BF2 = max(0, 44- X1); BF4 = max(0, 3- X3) * BF2; BF5 = max(0, X3 - 3); BF6 = max(0, 3- X3); BF7 = max(0, X1 - 32) * BF5; BF9 = max(0, X1 - 42) * BF5; Y = 0.940 - 0.064 * BF2 + 0.048 * BF4 + 0.270 * BF5 - 0.736 * BF6 - 0.029 * BF7+0.032*BF9;
13	18	1	1	BF4 = max(0, 6- X3); BF13 = max(0, X1 - 36); BF15 = max(0, X1 - 34); Y = 0.335-0.085*BF4-0.329*BF13+0.333*BF15;
14	18	2	1	BF2 = max(0, 44- X1); BF5 = max(0, X3 - 3); BF7 = max(0, X1 - 32) * BF5; BF9 = max(0, X1 - 42) * BF5; BF15 = max(0, X1 - 26) * BF5; Y = 0.836 - 0.049 * BF2 - 0.081 * BF7 + 0.035 * BF9 + 0.050 * BF15;

15	18	3	1	BF2 = max(0, 44 - X1); BF5 = max(0, X3 - 3); BF7 = max(0, X1 - 32) * BF5; BF9 = max(0, X1 - 42) * BF5; BF15 = max(0, X1 - 26) * BF5; Y = 0.836 - 0.049 * BF2 - 0.081 * BF7 + 0.035 * BF9 + 0.050 * BF15;
16	24	1	1	BF3 = max(0, X3 - 6); BF13 = max(0, X1 - 36); BF15 = max(0, X1 - 34); BF23 = max(0, X3 - 3); Y = 0.016 - 0.419 * BF3 - 0.378 * BF13 + 0.377 * BF15 + 0.140 * BF23;
17	24	2	1	BF1 = max(0, X1 - 44); BF5 = max(0, X3 - 3); BF7 = max(0, X1 - 32) * BF5; BF9 = max(0, X1 - 42) * BF5; BF11 = max(0, X1 - 41) * BF5; BF13 = max(0, X1 - 43) * BF5; BF15 = max(0, X1 - 26) * BF5; BF19 = max(0, X1 - 31); Y = -0.031 - 0.081 * BF1 - 0.099 * BF7 + 0.457 * BF9 - 0.207 * BF11 - 0.212 * BF13 + 0.062 * BF15 + 0.077 * BF19;
18	24	3	1	BF1 = max(0, X1 - 44); BF5 = max(0, X3 - 3); BF7 = max(0, X1 - 32) * BF5; BF9 = max(0, X1 - 42) * BF5; BF11 = max(0, X1 - 41) * BF5; BF13 = max(0, X1 - 43) * BF5; BF15 = max(0, X1 - 26) * BF5; BF19 = max(0, X1 - 31); Y = -0.031 - 0.081 * BF1 - 0.099 * BF7 + 0.457 * BF9 - 0.207 * BF11- 0.212 * BF13 + 0.062 * BF15 + 0.077 * BF19;

DATA 3

No.	BF	MI	MO	Model MARS
1	18	1	0	BF1 = max(0, X4 - 760000); BF4 = max(0, 3 - X3); BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5); BF7 = (X1_1 = 0); BF9 = max(0, X4 - 450000);

				Y = 0.505 - .202585E-05 * BF1 - 0.282 * BF4 + .270432E-07 * BF6 - 0.201 * BF7 + 0.201162E-05 * BF9;
2	18	2	0	BF2 = max(0, 760000- X4); BF4 = max(0, 3 - X3); BF6 = max(0,0.100000E+08 - X5) * BF2; BF8 = max(0, 3 - X3) * BF2; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF11 = (X1_2 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X2 - 4) * BF2; BF15 = max(0, X2 - 2) * BF2; Y = 1.029 - 0.716 * BF4 + 0.190269E-12 * BF6 + 0.177876E-05 * BF8 - 0.180140E-05 * BF9 – 0.850386E-06 * BF11 + 0.826234E-06 * BF13 - 0.456914E-06 * BF15;
3	18	3	0	BF2 = max(0, 760000- X4); BF4 = max(0, 3- X3); BF5 = max(0, X5 - 0.100000E+08) * BF2; BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5) * BF2; BF8 = max(0, 3- X3) * BF2; BF9 = max(0, X6 - 24) * BF6; BF11 = (X1_1 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X6 - 12) * BF11; BF14 = max(0, X3 - 3) * BF11; BF16 = max(0, X3 - 5) * BF11; BF18 = max(0, X5 - 1000000) * BF11; Y = 1.005 - 0.746 * BF4 + 0.441757E-12 * BF5 + 0.178100E-05 * BF8- 0.284194E-13 * BF9 + 0.553074E-07 * BF13 - .443449E-06 * BF14 +0 .930454E-06*BF16-0.407665E-12*BF18;
4	27	1	0	BF1 = max(0, X4 - 760000); BF4 = max(0, 3 - X3); BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5); BF7 = (X1_1 = 0); BF9 = max(0, X4 - 450000.031); Y = 0.505 - 0.202585E-05 * BF1 - 0.282 * BF4 + 0.270432E-07 * BF6 - 0.201 * BF7 + 0.201162E-05 * BF9;
5	27	2	0	BF2 = max(0, 760000 - X4); BF4 = max(0, 3- X3); BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5) * BF2; BF8 = max(0, 3- X3) * BF2; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF11 = (X1_2 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X2 - 4) * BF2; BF15 = max(0, X2 - 2) * BF2;

				Y = 1.029 - 0.716 * BF4 + 0.190269E-12 * BF6 + 0.177876E-05 * BF8 - 0.180140E-05 * BF9 – 0.850386E-06 * BF11 + 0.826234E-06 * BF13 - 0.456914E-06 * BF15;
6	27	3	0	BF1 = max(0, X4 - 760000); BF2 = max(0, 760000- X4); BF4 = max(0, 3- X3); BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5) * BF2; BF8 = max(0, 3- X3) * BF2; BF9 = max(0, X6 - 24) * BF6; BF11 = (X1_1 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X6 - 12) * BF11; BF15 = max(0, 3- X3) * BF11; BF21 = max(0, X4 - 600000); BF22 = max(0, 600000- X4); BF24 = max(0, 0.100000E+08 - X5) * BF22; Y = 1.646 + 0.397883E-05 * BF1 - 0.361926E-05 * BF2 - 1.279 * BF4+ 0.127295E-04 * BF8 – 0.228316E-13 * BF9 - 0.178735E-05 * BF11 + 0.477041E-07 *BF13-0.933468E-05* BF15 –0.398392E-05*BF21+0.536591E-12*BF24;
7	36	1	0	BF1 = max(0, X4 - 760000); BF4 = max(0, 3- X3); BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5); BF7 = (X1_1 = 0); BF9 = max(0, X4 - 450000.031); Y = 0.505 - 0.202585E-05 * BF1 - 0.282 * BF4 + 0.270432E-07 * BF6 - 0.201 * BF7 + 0.201162E-05 * BF9;
8	36	2	0	BF2 = max(0, 760000 - X4); BF4 = max(0, 3 - X3); BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5) * BF2; BF8 = max(0, 3 - X3) * BF2; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF11 = (X1_2 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X2 - 4) * BF2; BF15 = max(0, X2 - 2) * BF2; Y = 1.029 - 0.716 * BF4 + 0.190269E-12 * BF6 + 0.177876E-05 * BF8 - 0.180140E-05 * BF9 – 0.850386E-06 * BF11 + .826234E-06 * BF13 - 0.456914E-06 * BF15;
9	36	3	0	BF2 = max(0, 760000- X4); BF4 = max(0, 3- X3); BF5 = max(0, X5 - 0.100000E+08) * BF2; BF6 = max(0, 0.100000E+08 - X5) * BF2;

				BF8 = max(0, 3- X3) * BF2; BF9 = max(0, X6 - 24) * BF6; BF11 = (X1_1 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X6 - 12) * BF11; BF14 = max(0, X3 - 3) * BF11; BF16 = max(0, X3 - 5) * BF11; BF18 = max(0, X5 - 1000000) * BF11; Y = 1.005 - 0.746 * BF4 + 0.441757E-12 * BF5 + 0.178100E-05 * BF8- 0.284194E-13 * BF9 + 0.553074E-07 * BF13 - 0.443449E-06 * BF14 + 0.930454E-06 * BF16 - 0.407665E-12 * BF18;
10	18	1	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000- X4); BF3 = max(0, X3 - 3); BF5 = max(0, X4 - 250000); BF8 = max(0, 0.125000E+08 - X5); BF11 = max(0, X3 - 2); BF13 = max(0, X4 - 550000); Y = -2.916 - 0.491874E-05 * BF1 + 0.421551E-05 * BF2 - 0.482 * BF3 +0.681425E-05 * BF5 + 0.211944E-07 * BF8 + 0.493 * BF11 - 0.185279E-05 * BF13;
11	18	2	1	BF2 = max(0, 800000- X4); BF5 = max(0, X4 - 300000.031); BF8 = max(0, 3- X3) * BF5; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF12 = max(0, 0.200000E+08 - X5) * BF2; BF13 = (X1_2 = 0) * BF2; BF16 = max(0, 2- X3); BF17 = max(0, X4 - 620000); Y = 0.105 + 0.284979E-05 * BF5 - 0.226184E-05 * BF8 - 0.114177E-05 * BF9 + 0.102244E-12 * BF12 - 0.608887E-06 * BF13 + 0.489 * BF16 - 0.285970E-05 * BF17;
12	18	3	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000- X4); BF5 = max(0, X4 - 300000.031); BF8 = max(0, 3- X3) * BF5; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF12 = max(0, 0.200000E+08 - X5) * BF9; BF14 = max(0, 24 - X6) * BF9; Y = -0.779 - 0.377837E-05 * BF1 + 0.343452E-05 * BF2 + 0.372674E-05 * BF5 - 0.135414E-05 * BF8 - 0.245681E-05 * BF9 + 0.686745E-13*BF12 - 0.731730E-07 *BF14

13	27	1	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000- X4); BF3 = max(0, X3 - 3); BF5 = max(0, X4 - 250000); BF9 = (X1_1 = 0); BF11 = max(0, X3 - 2); Y = -2.414 - 0.570622E-05 * BF1 + 0.404099E-05 * BF2 - 0.524 * BF3+ 0.563800E-05 * BF5 – 0.199 * BF9 + 0.531 * BF11;
14	27	2	1	BF2 = max(0, 800000- X4); BF5 = max(0, X4 - 300000.031); BF8 = max(0, 3- X3) * BF5; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF12 = max(0, 0.200000E+08 - X5) * BF2; BF13 = (X1_2 = 0) * BF2; BF16 = max(0, 2- X3); BF17 = max(0, X4 - 620000); BF18 = max(0, 620000- X4); BF19 = max(0, X5 - 1000000) * BF18; Y = -0.509 + 0.464056E-05 * BF5 - 0.211545E-05 * BF8 - 0.136221E-05 * BF9+ 0.163665E-12 * BF12 - 0.721684E-06 * BF13 + 0.383 * BF16 - 0.462665E-05*BF17+0.152468E-12 * BF19;
15	27	3	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000- X4); BF5 = max(0, X4 - 300000.031); BF8 = max(0, 3- X3) * BF5; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF11 = max(0, X5 - 0.200000E+08) * BF9; BF14 = max(0, 24- X6) * BF9; BF17 = max(0, X2 - 2) * BF9; BF19 = max(0, X2 - 3) * BF9; BF23 = max(0, X5 - 4000001) * BF2; BF26 = max(0, 3- X2) * BF23; Y = -1.333 - 0.484531E-05 * BF1 + 0.446598E-05 * BF2 + 0.480345E-05 * BF5- 0.112906E-05 * BF8 + 0.211249E-12 * BF11- 0.130693E-06 *BF14- 0.144154E-05*BF17 + 0.145444E-05 * BF19 - 0.655999E-13*BF23- 0.899978E-13 * BF26;
16	36	1	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000- X4); BF3 = max(0, X3 - 3); BF5 = max(0, X4 - 250000); BF11 = max(0, X3 - 2);

				Y = -2.470 - 0.543119E-05 * BF1 +0.381934E-05 * BF2 - 0.546 * BF3+ 0.538738E-05 * BF5 + 0.554 * BF11;
17	36	2	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000- X4); BF5 = max(0, X4 - 300000.031); BF8 = max(0, 3- X3) * BF5; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF12 = max(0, 0.200000E+08 - X5) * BF2; BF13 = (X1_2 = 0) * BF2; BF16 = max(0, 2- X3); BF18 = max(0, 620000- X4); BF23 = max(0, 5- X2) * BF18; BF24 = max(0, X2 - 2) * BF18; BF30 = max(0, X2 - 3) * BF18; BF32 = max(0, X6 - 12) * BF18; BF33 = max(0, X5 - 0.150000E+08) * BF18; Y = -2.365 - 0.677533E-05 * BF1 + 0.660991E-05 * BF2 + 0.676483E-05 * BF5- 0.208429E-05 * BF8 - 0.162465E-05 * BF9 + 0.138292E-12 * BF12 - 0.769087E-06 * BF13 + 0.520 * BF16 - 0.725976E-06 * BF23 - 0.351413E-05 * BF24 + 0.347233E-05 * BF30 + 0.679450E-07*BF32 + 0.671297E-12 * BF33;

18	36	3	1	BF1 = max(0, X4 - 800000); BF2 = max(0, 800000.000 - X4); BF4 = max(0, 7.000 - X3) * BF2; BF5 = max(0, X4 - 300000.031); BF8 = max(0, 3- X3) * BF5; BF9 = (X1_1 = 0) * BF2; BF13 = max(0, X6 - 24) * BF9; BF14 = max(0, 24- X6) * BF9; BF17 = max(0, X2 - 2) * BF9; BF18 = max(0, 2.000 - X2) * BF9; BF19 = max(0, X2 - 3) * BF9; BF22 = max(0, 0.150000E+08 - X5) * BF4; BF23 = max(0, X5 - 4000001) * BF2; BF24 = max(0, 4000001- X5) * BF2; BF27 = max(0, X4 - 650000); BF30 = max(0, 2- X3); BF31 = (X1_4 = 0) * BF2; BF34 = max(0, 2- X3) * BF31; BF36 = max(0, 4- X3) * BF23; Y = -2.389 - 0.458102E-05 * BF1 + 0.483653E-05 * BF2 - 0.850432E-06 * BF4 + 0.769050E-05 * BF5 - 0.258602E-05 * BF8 + 0.277313E-07 * BF13- 0.987641E-07*BF14 - 0.103415E-05 * BF17-0.619108E-06 * BF18+0.102696E-05 * BF19 + 0.753102E-13*BF22-0.460862E-12 * BF24 - 0.310407E-05 * BF27 + 1.029 * BF30 + 0.152991E-05*BF31-0.149430E-05 * BF34 + 0.111942E-12 * BF36;

Lampiran 6. Hasil Pengujian Signifikansi Pendugaan Parameter Model MARS

DATA 1	
Model ke-i	ANOVA
1	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
2	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
3	N: 90.000 R-SQUARED: 0.192 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.173 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.731 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.738 0.048 15.334 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.738 0.199 -3.715 .358657E-03 Basis Function 9 | -.457191E-06 .162054E-06 -2.821 0.006 F-STATISTIC = 10.310 S.E. OF REGRESSION = 0.431 P-VALUE = .958613E-04 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 16.168 [MDF,NDF] = [2, 87] REGRESSION SUM OF SQUARES = 3.832
4	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353

5	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
6	N: 90.000 R-SQUARED: 0.192 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.173 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.731 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.738 0.048 15.334 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.738 0.199 -3.715 .358657E-03 Basis Function 9 | -.457191E-06 .162054E-06 -2.821 0.006 F-STATISTIC = 10.310 S.E. OF REGRESSION = 0.431 P-VALUE = .958613E-04 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 16.168 [MDF,NDF] = [2, 87] REGRESSION SUM OF SQUARES = 3.832
7	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
8	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
9	N: 90.000 R-SQUARED: 0.192 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.173 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.731 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.738 0.048 15.334 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.738 0.199 -3.715 .358657E-03 Basis Function 9 | -.457191E-06 .162054E-06 -2.821 0.006 F-STATISTIC = 10.310 S.E. OF REGRESSION = 0.431 P-VALUE = .958613E-04 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 16.168 [MDF,NDF] = [2, 87] REGRESSION SUM OF SQUARES = 3.832

10	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE --- Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 --- F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
11	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE --- Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 --- F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
12	N: 90.000 R-SQUARED: 0.192 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.173 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.731 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE --- Constant | 0.738 0.048 15.334 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.738 0.199 -3.715 .358657E-03 Basis Function 11 | -.457191E-06 .162054E-06 -2.82 0.006 --- F-STATISTIC = 10.310 S.E. OF REGRESSION = 0.431 P-VALUE = .958613E-04 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 16.168 [MDF,NDF] = [2, 87] REGRESSION SUM OF SQUARES = 3.832
13	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE --- Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 --- F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
14	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE --- Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 --- F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353

15	N: 90.000 R-SQUARED: 0.192 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.173 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.731 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.738 0.048 15.334 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.738 0.199 -3.715 .358657E-03 Basis Function 11 | -.457191E-06 .162054E-06 -2.821 0.006 F-STATISTIC = 10.310 S.E. OF REGRESSION = 0.431 P-VALUE = .958613E-04 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 16.168 [MDF,NDF] = [2, 87] REGRESSION SUM OF SQUARES = 3.832
16	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
17	N: 90.000 R-SQUARED: 0.118 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.108 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.706 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.706 0.049 14.533 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.706 0.206 -3.425 .934720E-03 F-STATISTIC = 11.733 S.E. OF REGRESSION = 0.448 P-VALUE = .934720E-03 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 17.647 [MDF,NDF] = [1, 88] REGRESSION SUM OF SQUARES = 2.353
18	N: 90.000 R-SQUARED: 0.329 MEAN DEP VAR: 0.667 ADJ R-SQUARED: 0.297 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.776 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.840 0.052 16.278 .999201E-15 Basis Function 1 | -0.753 0.183 -4.107 .918915E-04 Basis Function 11 | -.538985E-06 .150902E-06 -3.572 .586803E-03 Basis Function 16 | -.481825E-06 .116027E-06 -4.153 .778243E-04 Basis Function 27 | .756199E-13 .200843E-13 3.765 .305712E-03 F-STATISTIC = 10.397 S.E. OF REGRESSION = 0.397 P-VALUE = .665852E-06 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 13.429 [MDF,NDF] = [4, 85] REGRESSION SUM OF SQUARES = 6.571

DATA 2	
Model ke-i	ANOVA
1	N: 71.000 R-SQUARED: 0.758 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.747 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.894 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.337 0.085 3.947 .192471E-03 Basis Function 4 | -0.090 0.026 -3.434 0.001 Basis Function 7 | -0.212 0.040 -5.245 .172071E-05 Basis Function 11 | 0.216 0.036 5.965 .102220E-06 ---------- F-STATISTIC = 69.941 S.E. OF REGRESSION = 0.251 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 4.227 [MDF,NDF] = [3, 67] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.238
2	N: 71.000 R-SQUARED: 0.816 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.805 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.920 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.964 0.038 25.383 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.065 0.005 -13.035 .999201E-15 Basis Function 3 | 0.025 0.005 5.565 .515573E-06 Basis Function 4 | -0.009 0.003 -2.546 0.013 Basis Function 10 | 0.023 0.005 4.619 .183747E-04 ---------- F-STATISTIC = 73.350 S.E. OF REGRESSION = 0.220 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.207 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 14.258
3	N: 71.000 R-SQUARED: 0.816 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.805 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.920 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.964 0.038 25.383 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.065 0.005 -13.035 .999201E-15 Basis Function 3 | 0.025 0.005 5.565 .515573E-06 Basis Function 4 | -0.009 0.003 -2.546 0.013 Basis Function 10 | 0.023 0.005 4.619 .183747E-04 ---------- F-STATISTIC = 73.350 S.E. OF REGRESSION = 0.220 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.207 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 14.258
4	N: 71.000 R-SQUARED: 0.779 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.766 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.904 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | -.321454E-03 0.048 -0.007 0.995 Basis Function 3 | -0.419 0.126 -3.332 0.001 Basis Function 7 | -0.244 0.040 -6.074 .688552E-07 Basis Function 11 | 0.244 0.036 6.820 .337606E-08 Basis Function 15 | 0.145 0.034 4.323 .530507E-04 ---------- F-STATISTIC = 58.158 S.E. OF REGRESSION = 0.242 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.860 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.605

5	N: 71.000 R-SQUARED: 0.798 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.789 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.912 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.952 0.039 24.284 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.068 0.005 -13.414 .999201E-15 Basis Function 3 | 0.028 0.005 6.082 .637417E-07 Basis Function 10 | 0.015 0.004 3.732 .394164E-03 ---------- F-STATISTIC = 88.407 S.E. OF REGRESSION = 0.229 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.522 [MDF,NDF] = [3, 67] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.943
6	N: 71.000 R-SQUARED: 0.798 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.789 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.912 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.952 0.039 24.284 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.068 0.005 -13.414 .999201E-15 Basis Function 3 | 0.028 0.005 6.082 .637417E-07 Basis Function 10 | 0.015 0.004 3.732 .394164E-03 ---------- F-STATISTIC = 88.407 S.E. OF REGRESSION = 0.229 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.522 [MDF,NDF] = [3, 67] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.943
7	N: 71.000 R-SQUARED: 0.779 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.766 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.904 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | -.321454E-03 0.048 -0.007 0.995 Basis Function 3 | -0.419 0.126 -3.332 0.001 Basis Function 7 | -0.244 0.040 -6.074 .688552E-07 Basis Function 11 | 0.244 0.036 6.820 .337606E-08 Basis Function 15 | 0.145 0.034 4.323 .530507E-04 ---------- F-STATISTIC = 58.158 S.E. OF REGRESSION = 0.242 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.860 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.605
8	N: 71.000 R-SQUARED: 0.832 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.816 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.927 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 1.669 0.156 10.701 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.075 0.011 -6.715 .586007E-08 Basis Function 8 | -0.242 0.033 -7.325 .498876E-09 Basis Function 9 | 0.021 0.004 5.139 .280648E-05 Basis Function 10 | 0.026 0.005 5.176 .244257E-05 Basis Function 13 | 0.021 0.006 3.612 .597583E-03 Basis Function 20 | -0.101 0.025 -4.126 .108482E-03 ---------- F-STATISTIC = 52.882 S.E. OF REGRESSION = 0.214 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 2.931 [MDF,NDF] = [6, 64] REGRESSION SUM OF SQUARES = 14.533

9

```
N: 71.000                                   R-SQUARED: 0.832
 MEAN DEP VAR: 0.563                      ADJ R-SQUARED: 0.816
                     UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.927

    PARAMETER                    ESTIMATE         S.E.       T-RATIO    P-VALUE
 ---------------------------------------------------------------------------------
 Constant                |          1.669        0.156        10.701 .999201E-15
 Basis Function 2        |         -0.075        0.011        -6.715 .586007E-08
 Basis Function 8        |         -0.242        0.033        -7.325 .498876E-09
 Basis Function 9        |          0.021        0.004         5.139 .280648E-05
 Basis Function 10       |          0.026        0.005         5.176 .244257E-05
 Basis Function 13       |          0.021        0.006         3.612 .597583E-03
 Basis Function 23       |         -0.101        0.025        -4.126 .108482E-03
 ---------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  52.882                        S.E. OF REGRESSION =  0.214
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  2.931
   [MDF,NDF] = [ 6, 64 ]                 REGRESSION SUM OF SQUARES =  14.533
```

10

```
N: 71.000                                   R-SQUARED: 0.746
 MEAN DEP VAR: 0.563                      ADJ R-SQUARED: 0.735
                     UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.889

    PARAMETER                    ESTIMATE         S.E.       T-RATIO    P-VALUE
 ---------------------------------------------------------------------------------
 Constant                |          0.268        0.095         2.808      0.007
 Basis Function 4        |         -0.106        0.026        -4.087 .119180E-03
 Basis Function 5        |          0.041        0.005         7.432 .254489E-09
 Basis Function 11       |         -0.043        0.013        -3.402      0.001
 ---------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  65.635                        S.E. OF REGRESSION =  0.257
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  4.434
   [MDF,NDF] = [ 3, 67 ]                 REGRESSION SUM OF SQUARES =  13.031
```

11

```
N: 71.000                                   R-SQUARED: 0.746
 MEAN DEP VAR: 0.563                      ADJ R-SQUARED: 0.735
                     UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.889

    PARAMETER                    ESTIMATE         S.E.       T-RATIO    P-VALUE
 ---------------------------------------------------------------------------------
 Constant                |          0.268        0.095         2.808      0.007
 Basis Function 4        |         -0.106        0.026        -4.087 .119180E-03
 Basis Function 5        |          0.041        0.005         7.432 .254489E-09
 Basis Function 11       |         -0.043        0.013        -3.402      0.001
 ---------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  65.635                        S.E. OF REGRESSION =  0.257
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  4.434
   [MDF,NDF] = [ 3, 67 ]                 REGRESSION SUM OF SQUARES =  13.031
```

12

```
N: 71.000                                   R-SQUARED: 0.827
 MEAN DEP VAR: 0.563                      ADJ R-SQUARED: 0.811
                     UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.924

    PARAMETER                    ESTIMATE         S.E.       T-RATIO    P-VALUE
 ---------------------------------------------------------------------------------
 Constant                |          0.940        0.067        13.982 .999201E-15
 Basis Function 2        |         -0.064        0.006       -11.609 .999201E-15
 Basis Function 4        |          0.048        0.012         3.883 .246814E-03
 Basis Function 5        |          0.270        0.043         6.318 .287989E-07
 Basis Function 6        |         -0.736        0.235        -3.132      0.003
 Basis Function 7        |         -0.029        0.006        -5.173 .247538E-05
 Basis Function 9        |          0.032        0.007         4.528 .265711E-04
 ---------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  50.980                        S.E. OF REGRESSION =  0.217
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  3.022
   [MDF,NDF] = [ 6, 64 ]                 REGRESSION SUM OF SQUARES =  14.443
```

13	N: 71.000 R-SQUARED: 0.760 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.750 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.895 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.335 0.085 3.945 .193544E-03 Basis Function 4 | -0.085 0.027 -3.218 0.002 Basis Function 13 | -0.329 0.059 -5.561 .504635E-06 Basis Function 15 | 0.333 0.055 6.046 .737125E-07 F-STATISTIC = 70.824 S.E. OF REGRESSION = 0.250 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 4.187 [MDF,NDF] = [3, 67] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.278
14	N: 71.000 R-SQUARED: 0.798 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.786 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.912 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.836 0.069 12.026 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.049 0.005 -10.133 .444089E-14 Basis Function 7 | -0.081 0.014 -5.872 .153832E-06 Basis Function 9 | 0.035 0.008 4.487 .296380E-04 Basis Function 15 | 0.050 0.008 6.217 .389430E-07 F-STATISTIC = 65.278 S.E. OF REGRESSION = 0.231 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.524 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.941
15	N: 71.000 R-SQUARED: 0.798 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.786 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.912 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.836 0.069 12.026 .999201E-15 Basis Function 2 | -0.049 0.005 -10.133 .444089E-14 Basis Function 7 | -0.081 0.014 -5.872 .153832E-06 Basis Function 9 | 0.035 0.008 4.487 .296380E-04 Basis Function 15 | 0.050 0.008 6.217 .389430E-07 F-STATISTIC = 65.278 S.E. OF REGRESSION = 0.231 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.524 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.941
16	N: 71.000 R-SQUARED: 0.783 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.769 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.905 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.016 0.047 0.339 0.736 Basis Function 3 | -0.419 0.125 -3.363 0.001 Basis Function 13 | -0.378 0.059 -6.449 .152423E-07 Basis Function 15 | 0.377 0.054 6.955 .194869E-08 Basis Function 23 | 0.140 0.033 4.176 .887413E-04 F-STATISTIC = 59.387 S.E. OF REGRESSION = 0.240 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 3.797 [MDF,NDF] = [4, 66] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.667

17	N: 71.000 R-SQUARED: 0.901 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.890 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.957 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -0.031 0.032 -0.939 0.351 Basis Function 1 | -0.081 0.016 -5.160 .267122E-05 Basis Function 7 | -0.099 0.013 -7.785 .849841E-10 Basis Function 9 | 0.457 0.094 4.885 .742050E-05 Basis Function 11 | -0.207 0.056 -3.697 .459328E-03 Basis Function 13 | -0.212 0.053 -4.031 .152390E-03 Basis Function 15 | 0.062 0.007 9.537 .769385E-13 Basis Function 19 | 0.077 0.007 10.869 .999201E-15 F-STATISTIC = 81.507 S.E. OF REGRESSION = 0.166 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1.737 [MDF,NDF] = [7, 63] REGRESSION SUM OF SQUARES = 15.728
18	N: 71.000 R-SQUARED: 0.901 MEAN DEP VAR: 0.563 ADJ R-SQUARED: 0.890 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.957 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -0.031 0.032 -0.939 0.351 Basis Function 1 | -0.081 0.016 -5.160 .267122E-05 Basis Function 7 | -0.099 0.013 -7.785 .849841E-10 Basis Function 9 | 0.457 0.094 4.885 .742050E-05 Basis Function 11 | -0.207 0.056 -3.697 .459328E-03 Basis Function 13 | -0.212 0.053 -4.031 .152390E-03 Basis Function 15 | 0.062 0.007 9.537 .769385E-13 Basis Function 19 | 0.077 0.007 10.869 .999201E-15 F-STATISTIC = 81.507 S.E. OF REGRESSION = 0.166 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1.737 [MDF,NDF] = [7, 63] REGRESSION SUM OF SQUARES = 15.728

DATA 3	
Model ke-i	ANOVA

1

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.700
MEAN DEP VAR: 0.697                      ADJ R-SQUARED: 0.682
UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.909

PARAMETER                    ESTIMATE          S.E.       T-RATIO      P-VALUE
-----------------------------------------------------------------------------
Constant                |        0.505        0.090         5.607  .262592E-06
Basis Function 1        | -.202587E-05  .282214E-06        -7.178  .273700E-09
Basis Function 4        |       -0.282        0.053        -5.301  .932804E-06
Basis Function 6        |  .270432E-07  .103639E-07         2.609         0.011
Basis Function 7        |       -0.201        0.072        -2.799         0.006
Basis Function 9        |  .201164E-05  .255211E-06         7.882  .111569E-10
-----------------------------------------------------------------------------
F-STATISTIC =  38.816                       S.E. OF REGRESSION =  0.261
P-VALUE =  .999201E-15              RESIDUAL SUM OF SQUARES =  5.634
[MDF,NDF] = [ 5, 83 ]               REGRESSION SUM OF SQUARES =  13.175
```

2

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.872
MEAN DEP VAR: 0.697                      ADJ R-SQUARED: 0.861
UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.961

PARAMETER                    ESTIMATE          S.E.       T-RATIO      P-VALUE
-----------------------------------------------------------------------------
Constant                |        1.029        0.025        41.862  .999201E-15
Basis Function 4        |       -0.716        0.072        -9.892  .133227E-14
Basis Function 6        |  .190270E-12  .234047E-13         8.130  .417288E-11
Basis Function 8        |  .177876E-05  .253868E-06         7.007  .654794E-09
Basis Function 9        | -.180140E-05  .174689E-06       -10.312  .999201E-15
Basis Function 11       | -.850386E-06  .151507E-06        -5.613  .270120E-06
Basis Function 13       |  .826234E-06  .239642E-06         3.448  .899183E-03
Basis Function 15       | -.456914E-06  .120258E-06        -3.799  .279397E-03
-----------------------------------------------------------------------------
F-STATISTIC =  78.780                       S.E. OF REGRESSION =  0.172
P-VALUE =  .999201E-15              RESIDUAL SUM OF SQUARES =  2.409
[MDF,NDF] = [ 7, 81 ]               REGRESSION SUM OF SQUARES =  16.400
```

3

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.884
 MEAN DEP VAR: 0.697                     ADJ R-SQUARED: 0.872
                    UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.965

    PARAMETER                    ESTIMATE          S.E.       T-RATIO     P-VALUE
 -----------------------------------------------------------------------------
 Constant                |        1.005        0.023        43.898 .999201E-15
 Basis Function 4        |       -0.746        0.071       -10.571 .999201E-15
 Basis Function 5        |  .441759E-12  .469046E-13         9.418 .132117E-13
 Basis Function 8        |  .178100E-05  .224694E-06         7.926 .112731E-10
 Basis Function 9        | -.284195E-13  .426512E-14        -6.663 .312360E-08
 Basis Function 13       |  .553078E-07  .141825E-07         3.900 .199325E-03
 Basis Function 14       | -.443450E-06  .105068E-06        -4.221 .638727E-04
 Basis Function 16       |  .930456E-06  .236269E-06         3.938 .174422E-03
 Basis Function 18       | -.407666E-12  .330489E-13       -12.335 .999201E-15
 -----------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  76.235                       S.E. OF REGRESSION =  0.165
     P-VALUE =  .999201E-15              RESIDUAL SUM OF SQUARES =  2.181
   [MDF,NDF] = [ 8, 80 ]               REGRESSION SUM OF SQUARES =  16.628
```

4	N: 89.000 R-SQUARED: 0.700 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.682 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.909 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.505 0.090 5.607 .262592E-06 Basis Function 1 | -.202587E-05 .282214E-06 -7.178 .273700E-09 Basis Function 4 | -0.282 0.053 -5.301 .932804E-06 Basis Function 6 | .270432E-07 .103639E-07 2.609 0.011 Basis Function 7 | -0.201 0.072 -2.799 0.006 Basis Function 9 | .201164E-05 .255211E-06 7.882 .111569E-10 ---------- F-STATISTIC = 38.816 S.E. OF REGRESSION = 0.261 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 5.634 [MDF,NDF] = [5, 83] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.175
5	N: 89.000 R-SQUARED: 0.872 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.861 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.961 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 1.029 0.025 41.862 .999201E-15 Basis Function 4 | -0.716 0.072 -9.892 .133227E-14 Basis Function 6 | .190270E-12 .234047E-13 8.130 .417288E-11 Basis Function 8 | .177876E-05 .253868E-06 7.007 .654794E-09 Basis Function 9 | -.180140E-05 .174689E-06 -10.312 .999201E-15 Basis Function 11 | -.850386E-06 .151507E-06 -5.613 .270120E-06 Basis Function 13 | .826234E-06 .239642E-06 3.448 .899183E-03 Basis Function 15 | -.456914E-06 .120258E-06 -3.799 .279397E-03 ---------- F-STATISTIC = 78.780 S.E. OF REGRESSION = 0.172 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 2.409 [MDF,NDF] = [7, 81] REGRESSION SUM OF SQUARES = 16.400
6	N: 89.000 R-SQUARED: 0.899 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.886 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.969 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 1.646 0.107 15.418 .999201E-15 Basis Function 1 | .397989E-05 .734055E-06 5.422 .639223E-06 Basis Function 2 | -.361992E-05 .524587E-06 -6.901 .121742E-08 Basis Function 4 | -1.279 0.118 -10.839 .999201E-15 Basis Function 8 | .127324E-04 .232668E-05 5.472 .520313E-06 Basis Function 9 | -.228328E-13 .383438E-14 -5.955 .705941E-07 Basis Function 11 | -.178724E-05 .302993E-06 -5.899 .893392E-07 Basis Function 13 | .477083E-07 .124168E-07 3.842 .246961E-03 Basis Function 15 | -.933719E-05 .206523E-05 -4.521 .216274E-04 Basis Function 21 | -.398497E-05 .725026E-06 -5.496 .471898E-06 Basis Function 24 | .536636E-12 .480330E-13 11.172 .999201E-15 ---------- F-STATISTIC = 69.382 S.E. OF REGRESSION = 0.156 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1.901 [MDF,NDF] = [10, 78] REGRESSION SUM OF SQUARES = 16.908
7	N: 89.000 R-SQUARED: 0.700 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.682 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.909 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE ---------- Constant | 0.505 0.090 5.607 .262592E-06 Basis Function 1 | -.202587E-05 .282214E-06 -7.178 .273700E-09 Basis Function 4 | -0.282 0.053 -5.301 .932804E-06 Basis Function 6 | .270432E-07 .103639E-07 2.609 0.011 Basis Function 7 | -0.201 0.072 -2.799 0.006 Basis Function 9 | .201164E-05 .255211E-06 7.882 .111569E-10 ---------- F-STATISTIC = 38.816 S.E. OF REGRESSION = 0.261 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 5.634 [MDF,NDF] = [5, 83] REGRESSION SUM OF SQUARES = 13.175

8

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.872
MEAN DEP VAR: 0.697                      ADJ R-SQUARED: 0.861
UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.961

PARAMETER                  ESTIMATE          S.E.       T-RATIO      P-VALUE
-------------------------------------------------------------------------------
Constant                |      1.029        0.025        41.862  .999201E-15
Basis Function 4        |     -0.716        0.072        -9.892  .133227E-14
Basis Function 6        |  .190270E-12  .234047E-13       8.130  .417288E-11
Basis Function 8        |  .177876E-05  .253868E-06       7.007  .654794E-09
Basis Function 9        | -.180140E-05  .174689E-06     -10.312  .999201E-15
Basis Function 11       | -.850386E-06  .151507E-06      -5.613  .270120E-06
Basis Function 13       |  .826234E-06  .239642E-06       3.448  .899183E-03
Basis Function 15       | -.456914E-06  .120258E-06      -3.799  .279397E-03
-------------------------------------------------------------------------------
F-STATISTIC =  78.780                       S.E. OF REGRESSION =  0.172
P-VALUE =  .999201E-15                 RESIDUAL SUM OF SQUARES =  2.409
[MDF,NDF] = [ 7, 81 ]                  REGRESSION SUM OF SQUARES =  16.400
```

9

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.884
 MEAN DEP VAR: 0.697                     ADJ R-SQUARED: 0.872
                     UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.965

   PARAMETER                   ESTIMATE          S.E.       T-RATIO    P-VALUE
-------------------------------------------------------------------------------
 Constant                 |       1.005        0.023        43.898 .999201E-15
 Basis Function 4         |      -0.746        0.071       -10.571 .999201E-15
 Basis Function 5         | .441759E-12  .469046E-13        9.418 .132117E-13
 Basis Function 8         | .178100E-05  .224694E-06        7.926 .112731E-10
 Basis Function 9         | -.284195E-13  .426512E-14      -6.663 .312360E-08
 Basis Function 13        | .553078E-07  .141825E-07        3.900 .199325E-03
 Basis Function 14        | -.443450E-06  .105068E-06      -4.221 .638727E-04
 Basis Function 16        | .930456E-06  .236269E-06        3.938 .174422E-03
 Basis Function 18        | -.407666E-12  .330489E-13     -12.335 .999201E-15
-------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  76.235                       S.E. OF REGRESSION =  0.165
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  2.181
   [MDF,NDF] = [ 8, 80 ]                  REGRESSION SUM OF SQUARES =  16.628
```

10

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.884
 MEAN DEP VAR: 0.697                     ADJ R-SQUARED: 0.872
                     UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.965

   PARAMETER                   ESTIMATE          S.E.       T-RATIO    P-VALUE
-------------------------------------------------------------------------------
 Constant                 |       1.005        0.023        43.898 .999201E-15
 Basis Function 4         |      -0.746        0.071       -10.571 .999201E-15
 Basis Function 5         | .441759E-12  .469046E-13        9.418 .132117E-13
 Basis Function 8         | .178100E-05  .224694E-06        7.926 .112731E-10
 Basis Function 9         | -.284195E-13  .426512E-14      -6.663 .312360E-08
 Basis Function 13        | .553078E-07  .141825E-07        3.900 .199325E-03
 Basis Function 14        | -.443450E-06  .105068E-06      -4.221 .638727E-04
 Basis Function 16        | .930456E-06  .236269E-06        3.938 .174422E-03
 Basis Function 18        | -.407666E-12  .330489E-13     -12.335 .999201E-15
-------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  76.235                       S.E. OF REGRESSION =  0.165
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  2.181
   [MDF,NDF] = [ 8, 80 ]                  REGRESSION SUM OF SQUARES =  16.628
```

11	N: 89.000 R-SQUARED: 0.773 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.753 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.931 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -2.917 0.665 -4.389 .340727E-04 Basis Function 1 | -.492019E-05 .115460E-05 -4.261 .544796E-04 Basis Function 2 | .421709E-05 .113571E-05 3.713 .374530E-03 Basis Function 3 | -0.482 0.082 -5.904 .794251E-07 Basis Function 5 | .681616E-05 .134683E-05 5.061 .255976E-05 Basis Function 8 | .211920E-07 .756705E-08 2.801 0.006 Basis Function 11 | 0.493 0.080 6.123 .313083E-07 Basis Function 13 | -.185325E-05 .694223E-06 -2.670 0.009 F-STATISTIC = 39.293 S.E. OF REGRESSION = 0.230 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 4.279 [MDF,NDF] = [7, 81] REGRESSION SUM OF SQUARES = 14.530
12	N: 89.000 R-SQUARED: 0.896 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.887 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.968 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | 0.105 0.139 0.754 0.453 Basis Function 5 | .284999E-05 .409779E-06 6.955 .823772E-09 Basis Function 8 | -.226186E-05 .192733E-06 -11.736 .999201E-15 Basis Function 9 | -.114170E-05 .191559E-06 -5.960 .626953E-07 Basis Function 12 | .102246E-12 .104918E-13 9.745 .266454E-14 Basis Function 13 | -.608869E-06 .130057E-06 -4.682 .112868E-04 Basis Function 16 | 0.489 0.092 5.337 .839997E-06 Basis Function 17 | -.285990E-05 .408215E-06 -7.006 .656997E-09 F-STATISTIC = 99.421 S.E. OF REGRESSION = 0.156 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1.961 [MDF,NDF] = [7, 81] REGRESSION SUM OF SQUARES = 16.848
13	N: 89.000 R-SQUARED: 0.860 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.848 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.958 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -0.779 0.378 -2.058 0.043 Basis Function 1 | -.377904E-05 .773385E-06 -4.886 .510065E-05 Basis Function 2 | .343516E-05 .781990E-06 4.393 .335708E-04 Basis Function 5 | .372741E-05 .768143E-06 4.852 .582328E-05 Basis Function 8 | -.135413E-05 .162521E-06 -8.332 .166267E-11 Basis Function 9 | -.245679E-05 .277714E-06 -8.846 .159872E-12 Basis Function 12 | .686697E-13 .148969E-13 4.610 .148547E-04 Basis Function 14 | -.731698E-07 .259415E-07 -2.821 0.006 F-STATISTIC = 71.372 S.E. OF REGRESSION = 0.180 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 2.624 [MDF,NDF] = [7, 81] REGRESSION SUM OF SQUARES = 16.185

14	N: 89.000 R-SQUARED: 0.758 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.740 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.927 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -2.415 0.625 -3.866 .220764E-03 Basis Function 1 | -.570754E-05 .117281E-05 -4.867 .542279E-05 Basis Function 2 | .404222E-05 .110205E-05 3.668 .433338E-03 Basis Function 3 | -0.524 0.076 -6.880 .109705E-08 Basis Function 5 | .563931E-05 .116497E-05 4.841 .599929E-05 Basis Function 9 | -0.200 0.064 -3.115 0.003 Basis Function 11 | 0.531 0.075 7.079 .450116E-09 F-STATISTIC = 42.797 S.E. OF REGRESSION = 0.236 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 4.553 [MDF,NDF] = [6, 82] REGRESSION SUM OF SQUARES = 14.256
15	N: 89.000 R-SQUARED: 0.908 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.899 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.972 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -0.509 0.228 -2.233 0.028 Basis Function 5 | .464153E-05 .666528E-06 6.964 .832926E-09 Basis Function 8 | -.211544E-05 .187271E-06 -11.296 .999201E-15 Basis Function 9 | -.136218E-05 .192777E-06 -7.066 .529473E-09 Basis Function 12 | .163691E-12 .210870E-13 7.763 .235537E-10 Basis Function 13 | -.721696E-06 .127445E-06 -5.663 .220333E-06 Basis Function 16 | 0.383 0.092 4.159 .797803E-04 Basis Function 17 | -.462761E-05 .659799E-06 -7.014 .667904E-09 Basis Function 19 | .152523E-12 .462104E-13 3.301 0.001 F-STATISTIC = 98.981 S.E. OF REGRESSION = 0.147 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1.726 [MDF,NDF] = [8, 80] REGRESSION SUM OF SQUARES = 17.083
16	N: 89.000 R-SQUARED: 0.904 MEAN DEP VAR: 0.697 ADJ R-SQUARED: 0.892 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.971 PARAMETER ESTIMATE S.E. T-RATIO P-VALUE Constant | -1.333 0.325 -4.107 .981473E-04 Basis Function 1 | -.484620E-05 .660878E-06 -7.333 .182015E-09 Basis Function 2 | .446683E-05 .654512E-06 6.825 .169503E-08 Basis Function 5 | .480434E-05 .657031E-06 7.312 .199507E-09 Basis Function 8 | -.112904E-05 .140329E-06 -8.046 .767519E-11 Basis Function 11 | .211245E-12 .299259E-13 7.059 .608343E-09 Basis Function 14 | -.130692E-06 .221765E-07 -5.893 .913651E-07 Basis Function 17 | -.144164E-05 .187678E-06 -7.681 .388647E-10 Basis Function 19 | .145454E-05 .219937E-06 6.613 .424339E-08 Basis Function 23 | -.655944E-13 .152468E-13 -4.302 .485533E-04 Basis Function 26 | -.900003E-13 .139111E-13 -6.470 .789226E-08 F-STATISTIC = 73.684 S.E. OF REGRESSION = 0.152 P-VALUE = .999201E-15 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1.800 [MDF,NDF] = [10, 78] REGRESSION SUM OF SQUARES = 17.009

17

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.940
 MEAN DEP VAR: 0.697                     ADJ R-SQUARED: 0.930
                   UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.982

    PARAMETER                    ESTIMATE          S.E.        T-RATIO    P-VALUE
 ---------------------------------------------------------------------------------
 Constant                |        -2.366         0.339         -6.988 .978461E-09
 Basis Function 1        | -.677737E-05  .671253E-06        -10.097 .122125E-14
 Basis Function 2        |  .661214E-05  .813801E-06          8.125 .689981E-11
 Basis Function 5        |  .676688E-05  .671779E-06         10.073 .144329E-14
 Basis Function 8        | -.208429E-05  .163133E-06        -12.777 .999201E-15
 Basis Function 9        | -.162473E-05  .184091E-06         -8.826 .319522E-12
 Basis Function 12       |  .138297E-12  .162131E-13          8.530 .116829E-11
 Basis Function 13       | -.769074E-06  .127728E-06         -6.021 .593304E-07
 Basis Function 16       |         0.520         0.084          6.202 .278476E-07
 Basis Function 23       | -.726146E-06  .121809E-06         -5.961 .760838E-07
 Basis Function 24       | -.351488E-05  .415662E-06         -8.456 .161515E-11
 Basis Function 30       |  .347307E-05  .480458E-06          7.229 .345278E-09
 Basis Function 32       |  .679676E-07  .169425E-07          4.012 .141312E-03
 Basis Function 33       |  .671418E-12  .133678E-12          5.023 .334942E-05
 ---------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  90.985                       S.E. OF REGRESSION =  0.122
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  1.122
   [MDF,NDF] = [ 13, 75 ]                REGRESSION SUM OF SQUARES =  17.687
```

18

```
N: 89.000                                   R-SQUARED: 0.976
 MEAN DEP VAR: 0.697                     ADJ R-SQUARED: 0.971
                   UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.993

    PARAMETER                    ESTIMATE          S.E.        T-RATIO     P-VALUE
 ---------------------------------------------------------------------------------
 Constant                |        -2.390         0.271         -8.831 .481726E-12
 Basis Function 1        | -.458368E-05  .577630E-06         -7.935 .220398E-10
 Basis Function 2        |  .483923E-05  .549897E-06          8.800 .549449E-12
 Basis Function 4        | -.850487E-06  .608700E-07        -13.972 .999201E-15
 Basis Function 5        |  .769355E-05  .559747E-06         13.745 .999201E-15
 Basis Function 8        | -.258610E-05  .122864E-06        -21.048 .999201E-15
 Basis Function 13       | -.277495E-07  .793825E-08          3.496 .819280E-03
 Basis Function 14       | -.987689E-07  .138179E-07         -7.148 .628387E-09
 Basis Function 17       | -.103420E-05  .100629E-06        -10.277 .111022E-14
 Basis Function 18       | -.619156E-06  .740217E-07         -8.365 .352585E-11
 Basis Function 19       |  .102695E-05  .126910E-06          8.092 .112903E-10
 Basis Function 22       |  .753198E-13  .541634E-14         13.906 .999201E-15
 Basis Function 24       | -.461124E-12  .674140E-13         -6.840 .230259E-08
 Basis Function 27       | -.310446E-05  .339307E-06         -9.149 .124345E-12
 Basis Function 30       |         1.029         0.101         10.165 .177636E-14
 Basis Function 31       |  .153005E-05  .173318E-06          8.828 .488165E-12
 Basis Function 34       | -.149426E-05  .271944E-06         -5.495 .577209E-06
 Basis Function 36       |  .111952E-12  .100008E-13         11.194 .999201E-15
 ---------------------------------------------------------------------------------
 F-STATISTIC =  171.757                      S.E. OF REGRESSION =  0.079
     P-VALUE =  .999201E-15                RESIDUAL SUM OF SQUARES =  0.447
   [MDF,NDF] = [ 17, 71 ]                REGRESSION SUM OF SQUARES =  18.362
```

Lampiran 7. Pemilihan Model Terbaik MARS Berdasar Nilai GCV

Data 1					Data 2				
Model ke-	BF	MI	MO	GCV	Model ke-	BF	MI	MO	GCV
1	18	1	0	0.213	1	12	1	0	0.077
2	18	2	0	0.216	2	12	2	0	0.066
3	18	3	0	0.213	3	12	3	0	0.066
4	27	1	0	0.214	4	18	1	0	0.078
5	27	2	0	0.217	5	18	2	0	0.067
6	27	3	0	0.216	6	18	3	0	0.067
7	36	1	0	0.214	7	24	1	0	0.078
8	36	2	0	0.217	8	24	2	0	0.080
9	36	3	0	0.216	9	24	3	0	0.080
10	18	1	1	0.212	10	12	1	1	0.081
11	18	2	1	0.215	11	12	2	1	0.076
12	18	3	1	**0.212**	12	12	3	1	0.076
13	27	1	1	0.213	13	18	1	1	0.077
14	27	2	1	0.216	14	18	2	1	0.075
15	27	3	1	0.214	15	18	3	1	0.075
16	36	1	1	0.213	16	24	1	1	0.077
17	36	2	1	0.217	17	24	2	1	0.053
18	36	3	1	0.213	18	24	3	1	**0.053**

Data 3				
Model ke-	BF	MI	MO	GCV
1	18	1	0	0.088
2	18	2	0	0.047
3	18	3	0	0.046
4	27	1	0	0.090
5	27	2	0	0.047
6	27	3	0	0.050
7	36	1	0	0.091
8	36	2	0	0.046
9	36	3	0	0.046
10	18	1	1	0.075
11	18	2	1	0.038
12	18	3	1	0.049
13	27	1	1	0.077
14	27	2	1	0.038
15	27	3	1	0.044
16	36	1	1	0.081
17	36	2	1	0.046
18	36	3	1	**0.023**

Lampiran 8. Hasil Klasifikasi dengan Metode MARS

Data 1. Kualitas Angsuran Kredit Peserta Program Kredit Usaha Rakyat (KUR) (BF=18, MI=3, MO=1)

```
      Actual          Predicted Class          Actual
       Class            0            1           Total
 ---------------------------------------------------
          0          9.000       21.000       30.000
          1          1.000       59.000       60.000
 ---------------------------------------------------
 Pred. Tot.         10.000       80.000       90.000
 Correct             0.300        0.983
 Success Ind.       -0.033        0.317
 Tot. Correct        0.756
     Sensitivity:        0.300     Specificity:        0.983
 False Reference:        0.100  False Response:        0.263
 Reference = Class 0, Response = Class 1
```

Data 2. Keputusan Petani dalam Pemanfaatan Kredit Lembaga Keuangan Mikro (LKM) Prima Tani (BF=24, MI=2, MO=1)

```
      Actual          Predicted Class          Actual
       Class            0            1           Total
 ---------------------------------------------------
          0         30.000        1.000       31.000
          1          1.000       39.000       40.000
 ---------------------------------------------------
 Pred. Tot.         31.000       40.000       71.000
 Correct             0.968        0.975
 Success Ind.        0.531        0.412
 Tot. Correct        0.972
     Sensitivity:        0.968     Specificity:        0.975
 False Reference:        0.032  False Response:        0.025
 Reference = Class 0, Response = Class 1
```

Data 3. Keputusan Pemberian Kredit Usaha Rakyat (BF=36, MI=3, MO=1)

```
      Actual          Predicted Class          Actual
       Class            0            1           Total
 ---------------------------------------------------
          0         27.000        0.000       27.000
          1          0.000       62.000       62.000
 ---------------------------------------------------
 Pred. Tot.         27.000       62.000       89.000
 Correct             1.000        1.000
 Success Ind.        0.697        0.303
 Tot. Correct        1.000
     Sensitivity:        1.000     Specificity:        1.000
 False Reference:        0.000  False Response:        0.000
 Reference = Class 0, Response = Class 1
```

Lampiran 9. Interpretasi Koefisien Fungsi Basis Model MARS Pada Data 3.

- Koefisien BF1

  Responden dengan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00 akan menurunkan kecenderungan kredit diterima sebesar ($e^{-0.458102E-05}$= 0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibandingkan dengan responden dengan laba usaha kurang dari Rp. 800.000,00
- Koefisien BF2

  Responden dengan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan menaikkan kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{-0.483653E-05}$= 1 kali dibandingkan dengan responden dengan laba usaha lebih dari Rp. 800.000,00 atau memiliki kesempatan yang sama.
- Koefisien BF4

  Responden dengan lama usaha (X3) kurang dari 7 tahun dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan menurunkan kecenderungan kredit diterima sebesar ($e^{-0.850432E-06}$=0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding dengan responden yang lama usaha lebih dari 7 tahun dan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00
- Koefisien BF5

  Responden dengan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 300.000,00 akan menaikkan kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{0.769050E-05}$= 1 kali dibandingkan dengan Responden dengan laba usaha kurang dari Rp. 300.000,00 atau mempunyai kesempatan yang sama.
- Koefisien BF8

  Responden dengan lama usaha (X3) kurang dari 3 tahun dan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 300.000,00 akan menurunkan kecenderungan kredit diterima sebesar ($e^{-0.258602E-05}$=0.999) 1/0.999=1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding dengan responden yang lama usaha lebih dari 3 tahun dan laba usaha kurang dari Rp. 300.000,00

- Koefisien BF13

  Responden dengan jangka waktu pinjaman (X_6) lebih dari 24 bulan, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 maka akan meningkatkan kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{0.277313E-07}$= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dengan responden dengan jangka waktu pinjaman (X_6) kurang dari 24 bulan, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), dan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00.
- Koefisien BF14

  Responden dengan jangka waktu pinjaman (X_6) kurang dari 24 bulan, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 maka akan menurunkan kecenderungan kredit diterima sebesar ($e^{-0.987641E-07}$= 0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding responden dengan jangka waktu pinjaman (X_6) lebih dari 24 bulan, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), dan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00.
- Koefisien BF17

  Responden dengan jumlah tanggungan keluarga (X_2) lebih dari 2 orang, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan menurunkan kecenderungan sebesar ($e^{-0.103415E-05}$= 0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding responden dengan jumlah tanggungan keluarga kurang dari 2 orang, pendidikan selain lulusan SD, laba usaha lebih dari Rp. 800.000,00.
- Koefisien BF18

  Responden dengan jumlah tanggungan keluarga (X_2) kurang dari 2 orang, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan menurunkan kecenderungan sebesar ($e^{-0.619108E-06}$= 0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding responden dengan jumlah tanggungan keluarga

lebih dari 2 orang, pendidikan selain lulusan SD, laba usaha lebih dari Rp. 800.000,00.

- Koefisien BF19

  Responden dengan jumlah tanggungan keluarga (X_2) lebih dari 3 orang, pendidikan selain lulusan SD (X_{1_1}), laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan menaikkan kecenderungan sebesar $e^{0.102696E-05}$= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama yaitu responden dengan jumlah tanggungan keluarga kurang dari 3 orang, pendidikan selain lulusan SD, laba usaha lebih dari Rp. 800.000,00.

- Koefisien BF22

  Responden dengan jumlah pinjaman (X_5) kurang dari Rp. 15.000.000,00, lama usaha (X_3) kurang dari 7 tahun dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan meningkatkan kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{0.753102E-13}$= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dengan responden yang jumlah pinjaman lebih dari Rp. 15.000.000,00, lama usaha kurang dari 7 tahun dan laba usaha kurang dari Rp. 800.000,00.

- Koefisien BF24

  Responden dengan jumlah pinjaman (X_5) kurang dari Rp. 4.000.001,00, laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 akan menurunkan kecenderungan kredit diterima sebesar $e^{-0.460862E-12}$= 1 atau mempunyai kesempatan yang sama dengan responden yang jumlah pinjaman lebih dari Rp. 4.000.001,00, laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00

- Koefisien BF27

  Kecenderungan kredit diterima responden dengan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 650.000,00 akan menurunkan sebesar ($e^{-0.310407E-05}$= 0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding responden dengan laba usaha kurang dari Rp. 650.000,00

- Koefisien BF30

  Responden dengan lama usaha (X_3) kurang dari 2 tahun akan meningkatkan kecenderungan kredit diterima sebesar e1.029= 2.798 kali dibanding responden lama usaha lebih dari 2 tahun.
- Koefisien BF31

  Responden dengan pendidikan selain lulusan diploma (X_{1_4}), dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 kecenderungan kredit diterima akan meningkat sebesar $e^{0.152991E-05}$= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dengan responden dengan pendidikan selain lulusan diploma (X_{1_4}), dan laba usaha lebih dari Rp. 800.000,00.
- Koefisien BF34

  Responden dengan lama usaha (X_3) kurang dari 2 tahun, pendidikan selain lulusan diploma (X_{1_4}), dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 kecenderungan kredit diterima akan menurun sebesar ($e^{-0.149430E-05}$= 0.999) 1/0.999= 1 kali atau mempunyai kesempatan yang sama dibanding responden dengan lama usaha (X_3) lebih dari 2 tahun, pendidikan selain lulusan diploma (X_{1_4}), dan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00.
- Koefisien BF36

  Kecenderungan kredit akan diterima responden dengan lama usaha (X_3) kurang dari 4 tahun, jumlah pinjaman (X_5) lebih dari Rp. 4.000.001, dan laba usaha (X_4) kurang dari Rp. 800.000,00 sebesar $e^{0.111942E-12}$=1 kali atau memiliki kesempatan yang sama dengan responden yang lama usaha (X_3) lebih dari 4 tahun, jumlah pinjaman (X_5) kurang dari Rp. 4.000.001, dan laba usaha (X_4) lebih dari Rp. 800.000,00.