

**PEMODELAN JARAK PANDANG PASIEN KATARAK PASCA  
OPERASI DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE  
REGRESSION SPLINE***

*(Studi Kasus di RS Mata Masyarakat Jawa Timur)*

**SKRIPSI**



**RISKY FEBRINA PUTRI**

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS AIRLANGGA**

**2016**

**PEMODELAN JARAK PANDANG PASIEN KATARAK PASCA  
OPERASI DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE  
REGRESSION SPLINE***

*(Studi Kasus di RS Mata Masyarakat Jawa Timur)*

**SKRIPSI**



**RISKY FEBRINA PUTRI**

**PROGRAM STUDI S1 STATISTIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS AIRLANGGA**

**2016**

**PEMODELAN JARAK PANDANG PASIEN KATARAK PASCA OPERASI  
DENGAN PENDEKATAN MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION  
SPLINE**

**(STUDI KASUS DI RS MATA MASYARAKAT JAWA TIMUR)**

**SKRIPSI**

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains  
Bidang Statistika di Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Airlangga**

**Oleh :**

**RISKY FEBRINA PUTRI  
NIM. 081211832001**

**Tanggal Lulus : 26 Juli 2016**

**Disetujui oleh :**

**Pembimbing I**



**Drs. Suliyanto, M.Si  
NIP. 19650907 199102 1 001**

**Pembimbing II**



**Ir. Elly Ana, M.Si  
NIP. 19620412 198903 2 001**

## LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**Judul** : **Pemodelan Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (Studi Kasus di RS Mata Masyarakat Jawa Timur)**

**Penyusun** : **Risky Febrina Putri**

**NIM** : **081211832001**

**Pembimbing I** : **Drs. Sulyanto, M.Si**

**Pembimbing II** : **Ir. Elly Ana, M.Si**

**Tanggal Ujian** : **26 Juli 2016**

Disetujui oleh :

Pembimbing I

Pembimbing II



**Drs. Sulyanto, M.Si**  
NIP. 19650907 199102 1 001

**Ir. Elly Ana, M.Si**  
NIP. 19620412 198903 2001

Mengetahui :

**Ketua Departemen Matematika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Airlangga**

**Koordinator Program Studi S-1 Statistika  
Fakultas Sains dan Teknologi  
Universitas Airlangga**



**Badrus Zaman, S.Kom., M.Cs**  
NIP. 197801262006041001



**Drs. EkoTjahjono, M.Si**  
NIP. 19600706 198601 1 001

## **PEDOMAN PENGGUNAAN SKRIPSI**

Skripsi ini tidak dipublikasikan, namun tersedia di perpustakaan dalam lingkungan Universitas Airlangga, diperkenankan untuk dipakai sebagai referensi kepustakaan, tetapi pengutipan harus seijin penulis dan harus menyebutkan sumbernya sesuai kebiasaan ilmiah. Dokumen skripsi ini merupakan hak milik Universitas Airlangga.



## SURAT PERNYATAAN TENTANG ORISINALITAS

Yang bertandatangan dibawah ini, saya:

Nama : Risky Febrina Putri  
NIM : 081211832001  
Program Studi : Statistika  
Fakultas : Sains dan Teknologi Unair  
Jenjang : Sarjana (S1)

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan tindakan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul :

PEMODELAN JARAK PANDANG PASIEN KATARAK PASCA OPERASI  
DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION SPLINE*  
(STUDI KASUS DI RS MATA MASYARAKAT JAWA TIMUR)

Apabila suatu saat nanti terbukti melakukan tindakan plagiat, maka saya menerima sanksi yang telah ditetapkan. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya

Surabaya, Juli 2016



Risky Febrina Putri  
081211832001

## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum wr. wb. Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Pemodelan Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (Studi Kasus Di RS Mata Masyarakat Jawa Timur)". Pada kesempatan ini penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Keluarga saya, Ibu Ina Susanti, Emak Kiptiyah, Kakung Sukardi yang telah mendoakan dan memberikan dukungan serta do'a tiada terkira besarnya.
2. Badrus Zaman, S.Kom., M.Cs selaku Kepala Departemen Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Airlangga dan Drs. Eko Tjahjono, M.Si selaku Koordinator Program Studi Statistika Universitas Airlangga.
3. Drs. Suliyanto, M.Si selaku dosen pembimbing I dan Ir. Elly Ana, M.Si selaku dosen pembimbing II yang dengan tulus dan sabar telah memberikan bimbingannya kepada penulis.
4. Drs. Suliyanto, M.Si selaku dosen wali selama menjadi mahasiswa Statistika Universitas Airlangga yang telah memberikan nasehat, arahan dan saran demi kesuksesan menjadi mahasiswa.
5. Sahabat saya: Redaksi; Andini, Inesia, Putri Pangestika, Arina, Mila, Intan, dan Dian Nastiti yang telah memberi suntikan semangat, teman belajar, serta selalu mendukung saya saat menjalankan perkuliahan selama 4 tahun ini.

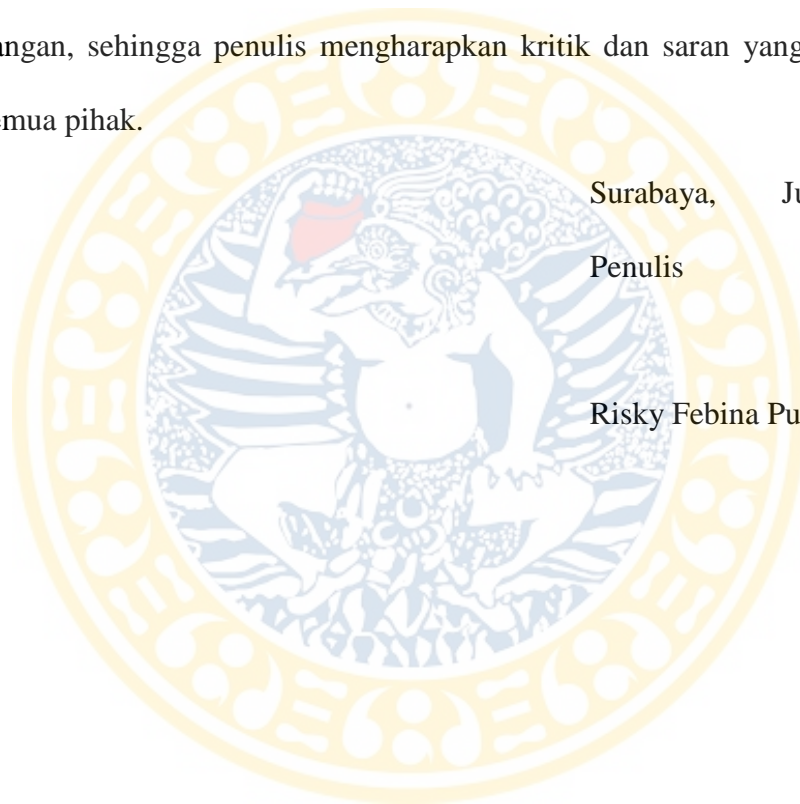
6. Rizki Rahadi Tejokusumo sebagai teman, sahabat, pendamping hidup, serta pengganti sosok Bapak dalam kehidupan saya, terimakasih sudah mendampingi saya.
7. Teman-teman Statistika angkatan 2012, semoga kita semua sukses untuk kehidupan mendatang.

Penulis menyadari bahwa dalam penyusunan skripsi ini masih banyak kekurangan, sehingga penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun dari semua pihak.

Surabaya, Juli 2016

Penulis

Risky Febina Putri





Risky Febrina Putri, 2016. **Pemodelan Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi Menggunakan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (Studi Kasus di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur)**. Skripsi ini dibawah bimbingan Drs. Suliyanto, M.Si, dan Ir. Elly Ana, M.Si, Program Studi S1-Statistika, Departemen Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Airlangga, Surabaya.

---

---

### ABSTRAK

Mata merupakan alat penting untuk melihat dan mengetahui keadaan di sekitar sehingga kesehatan mata harus dijaga dengan baik. Apabila kesehatan mata tidak diperhatikan, hal itu dapat merugikan manusia karena mengakibatkan gangguan penglihatan yang akan mempengaruhi kualitas hidup manusia. Gangguan penglihatan merupakan suatu hambatan pada mata yang ditandai dengan penurunan tajam penglihatan ataupun menurunnya luas jangkauan pandang, yang dapat mengakibatkan kebutaan. Katarak merupakan penyebab kebutaan pertama di seluruh dunia. Katarak terjadi akibat adanya kekeruhan pada lensa mata, sehingga pasien katarak seolah-olah melihat adanya bayangan besar yang menghalangi penglihatan. Pemodelan jarak pandang pasien katarak pasca operasi terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi dapat dianalisis dengan menggunakan metode analisis regresi nonparametrik multivariat. Salah satu analisis regresi nonparametrik multivariate untuk mengetahui hubungan antar variable adalah pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) dengan variabel respon mengalami perubahan terhadap jarak pandang pasca operasi atau tidak pada pasien katarak. Variabel prediktornya adalah usia ( $X_1$ ), jenis kelamin ( $X_2$ ), jarak pandang sebelum operasi ( $X_3$ ), jenis katarak ( $X_4$ ), hipertensi ( $X_5$ ), diabetes mellitus ( $X_6$ ), dan rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ). Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa rekam medis pasien katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur dan diperoleh sampel sebesar 100 data. Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh faktor yang berpengaruh secara signifikan yaitu jarak pandang sebelum operasi, jenis katarak, hipertensi, dan rata-rata tekanan bola mata. Nilai ketepatan klasifikasi dengan metode pendekatan MARS ini diperoleh sebesar 82,25%.

**KataKunci:** Katarak, Regresi Logistik Biner, *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS).

Risky Febrina Putri, 2016. **Binary Logistics Regression Visibility Postoperative Cataract Patients Using Multivariate Adaptive Regression Spline (Case Study at Community Eye Hospital East Java)**. This thesis is under advised by Drs. Suliyanto, M.Si, dan Ir. Elly Ana, M.Si, Study Programme Bachelor of Statistics, Mathematics Department, Faculty of Sciene and Technology, Airlangga University, Surabaya

---

---

### ABSTRACT

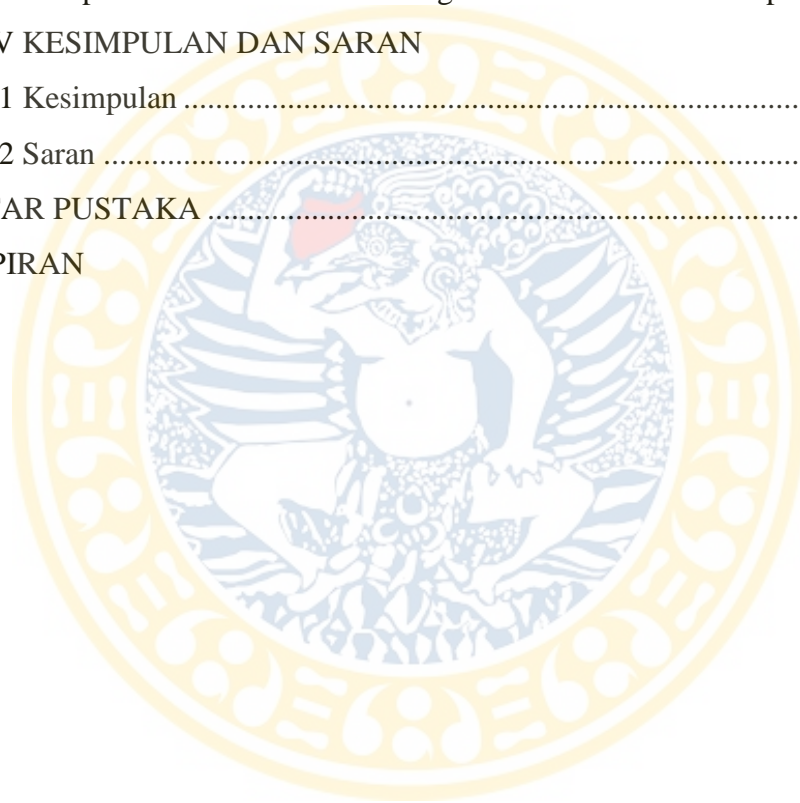
The eye are important to see and know the circumstances surrounding the making of eye health should be maintained properly. If the eyes health is not observed, it can be detrimental to humans because the visual impairment that would affect the quality of human life. Impaired vision is an obstacle in the eye characterized by decreased visual acuity or decrease wide range of view, which can lead to blindness. Cataract is the first cause of blindness worldwide. Cataracts occur due to cloudiness in the lens of the eye, so that the cataract patient as if seeing the huge shadow that blocks vision. Modelling visibility postoperative cataract patients on the factors that influence can be analyzed using nonparametric regression multivariate analysis method. One of the multivariate nonparametric regression analysis to determine the relationship between variables is the approach Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) with variable response to changing visibility or no postoperative cataract patients. Variable predictor is age ( $X_1$ ), gender ( $X_2$ ), visibility before surgery ( $X_3$ ), cataracts ( $X_4$ ), hypertension ( $X_5$ ), diabetes mellitus ( $X_6$ ), and the average eye pressure ( $X_7$ ). The data used in this study a cataract patient's medical record in Community Eye Hospital East Java and obtained a sample of 100 data. Based on the research results, obtained significantly influential factor is visibility before surgery, cataracts, hypertension, and average eye pressure. Rated accuracy of the classification method MARS approach is obtained 82.25%.

**Keywords:** *Binary Logistic Regression, Cataracts, Multivariate Adaptive Regression Splines(MARS).*

## DAFTAR ISI

	<b>Halaman</b>
HALAMAN JUDUL.....	i
LEMBAR PERNYATAAN.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
LEMBAR PENGGUNAAN SKRIPSI.....	iv
LEMBAR ORISINALITAS.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
ABSTRAK.....	viii
ABSTRACT.....	ix
DAFTAR ISI.....	x
DAFTAR GAMBAR.....	xii
DAFTAR TABEL.....	xiii
DAFTAR LAMPIRAN.....	xiv
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	5
1.4 Manfaat Penelitian.....	5
1.5 Batasan Masalah.....	6
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Katarak.....	7
2.2 Jarak Pandang Mata.....	8
2.3 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jarak Pandang Pasien Katarak.....	8
2.4 Regresi Logistik Biner.....	11
2.5 Regresi Spline.....	16
2.6 Model Aditif.....	17
2.7 <i>Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)</i> .....	18
2.8 MARS dengan Variabel Respon Biner.....	20
2.9 <i>Software MARS</i> .....	28

<b>BAB III METODE PENELITIAN</b>	
3.1 Data dan Sumber Data .....	32
3.2 Variabel Penelitian.....	32
3.3 Langkah-Langkah Analisis Data.....	34
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Deskriptif Statistik Pasien Katarak .....	39
4.2 Pemodelan Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi .....	42
4.3 Intrepretasi Model Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi .....	48
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan .....	61
5.2 Saran .....	63
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>64</b>
<b>LAMPIRAN</b>	



**DAFTAR GAMBAR**

<b>Nomor</b>	<b>Judul Gambar</b>	<b>Halaman</b>
2.1	Tampilan GUI <i>Software</i> MARS	29
4.1	Diagram Lingkaran Jenis Kelamin pada Pasien Katarak	39
4.2	Diagram Lingkaran Jenis Katarak pada Pasien Katarak	40
4.3	Diagram Lingkaran Hipertensi pada Pasien Katarak	41
4.4	Diagram Lingkaran Diabetes Melitus pada Pasien Katarak	41
4.6	Grafik <i>Cut Point</i> terhadap Ketepatan Klasifikasi	52

## DAFTAR TABEL

<b>Nomor</b>	<b>Judul Tabel</b>	<b>Halaman</b>
2.1	Kontingensi Penentuan Kesalahan Klasifikasi	27
3.1	Variabel Penelitian	32
4.1	Model pada Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan MARS (BF=14)	42
4.2	Model pada Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan MARS (BF=21)	43
4.3	Model pada Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan MARS (BF=28)	44
4.4	Tingkat Kepentingan Variabel Prediktor	45
4.5	Uji Parsial atau Individu Model MARS	48
4.6	<i>Odds Ratio</i> pada Fungsi Basis	51
4.7	Ketepatan Klasifikasi Model MARS pada Data <i>In Sample</i>	54
4.8	Ketepatan Kalsifikasi Model MARS pada Data <i>Out Sample</i>	57

## DAFTAR LAMPIRAN

<b>Nomor</b>	<b>Judul Lampiran</b>
1	Data Sekunder Rekam Medis Pasien Katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur ( <i>in sample</i> )
2	Data Sekunder Rekam Medis Pasien Katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur ( <i>out sample</i> )
3	<i>Output</i> Model Optimal Program MARS dengan Fungsi Basis 14
4	<i>Output</i> Model Optimal Program MARS dengan Fungsi Basis 21
5	<i>Output</i> Model Optimal Program MARS dengan Fungsi Basis 28
6	<i>Threshold</i> (Titik Potong/ <i>Cut Point</i> ) pada Program MARS
7	<i>Output</i> Perhitungan Manual pada Data <i>in sample</i> dengan <i>Microsoft Office Excel</i>
8	<i>Output</i> Perhitungan Manual pada Data <i>out sample</i> dengan <i>Microsoft Office Excel</i>

## BAB I

### PENDAHULUAN

#### 1.1 Latar Belakang

Mata adalah salah satu indera yang penting bagi manusia, melalui mata manusia menyerap informasi visual yang digunakan untuk melaksanakan berbagai kegiatan. Namun gangguan yang berat dapat mengakibatkan kebutaan (Kemenkes, 2014). Penyebab umum kebutaan yang banyak diketahui antara lain katarak, glaukoma, *Age Related Macular* (AMD), kekeruhan kornea, gangguan refraksi, trachoma, dan retinopati diabetik.

*Global data on visual impairment* tahun 2010 yang dilakukan oleh *World Health Center* (WHO) menyatakan bahwa penyebab global kebutaan adalah katarak sebesar 51%, glaukoma 8%, AMD 5%, kekeruhan kornea 4%, gangguan fraksi 3%, trachoma 3%, retinopati diabetik 1%, dan penyakit lainnya sebesar 21%. Dari data yang disajikan oleh WHO diketahui bahwa penyebab kebutaan terbesar di dunia adalah katarak, untuk Indonesia prevalensi katarak sebesar 1,8% berdasarkan sampel dari 1.027.763 orang dengan kategori semua umur (Risksdas 2013). Hasil studi kasus di RS Mata Masyarakat Jawa Timur didapatkan bahwa setiap tahunnya angka kejadian katarak terus meningkat dan pada tahun 2015 terdapat kenaikan sebesar 20% kunjungan pasien katarak yang melakukan operasi dibandingkan tahun sebelumnya.



Katarak merupakan salah satu jenis penyakit mata dimana lensa mata yang biasanya jernih dan bening menjadi keruh. Penyakit katarak tidak dapat dilakukan pencegahan, penyakit ini hanya bisa dilakukan pembedahan dan diobati. Seseorang yang terkena penyakit katarak seolah olah melihat benda yang ditutupi kabut dan apabila katarak bertambah tebal maka lensa mata akan menjadi keruh seperti kaca jendela yang berkabut. Kekeruhan pada pada lensa yang relatif kecil tidak banyak mengganggu penglihatan, akan tetapi bila tingkat kekeruhannya tebal maka akan mengganggu penglihatan (Ilyas, 2006).

Penelitian yang dilakukan Tritias (2012) menyatakan variabel yang berpengaruh terhadap kejadian katarak di Rumah Sakit Budi Asih Jakarta adalah faktor usia, hipertensi dan diabetes militus. Penelitian sebelumnya juga dilakukan oleh Mawati (2009) di RS Mata “Dr. YAP” Yogyakarta untuk mencari hubungan faktor riwayat diabetes, trauma mata, riwayat keluarga, komplikasi operasi mata, paparan sinar UV, dan kebiasaan merokok terhadap kejadian katarak dengan pendekatan *cross sectional*. Selanjutnya penelitian yang dilakukan oleh Firdaus (2012) tentang faktor-faktor yang berpengaruh terhadap penyakit mata katarak bagi pasien di klinik mata utama gresik menunjukkan bahwa faktor yang mempengaruhi terhadap hasil operasi katarak sebelah kanan adalah jenis kelamin, sedangkan untuk hasil operasi katarak sebelah kiri faktor yang berpengaruh adalah kondisi bola mata. Penelitian terbaru yang dilakukan Oleh Enggal (2016) tentang tingkatan stadium penyakit katarak dengan pendekatan model regresi logistik ordinal dan faktor yang berpengaruh adalah usia, hipertensi, dan diabetes melitus.

Pada penelitian ini akan dibahas mengenai pemodelan jarak pandang pasien katarak pasca operasi. Analisis statistika yang dapat menghubungkan antara variabel respon dan prediktor adalah analisis regresi. Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika yang dapat menggambarkan ketergantungan atau mencari hubungan fungsional antara satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor, sehingga analisis regresi tepat untuk memodelkan risiko jarak pandang pasien katarak dengan variabel respon berskala nominal yang mempunyai dua kategori yaitu perubahan jarak pandang pada pasien katarak pasca operasi tetap atau negatif dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi ( $Y = 0$ ) dan perubahan positif pada jarak pandang pasien katarak pasca operasi dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi ( $Y = 1$ ), sedangkan variabel prediktornya adalah faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jarak pandang pasien katarak pasca operasi adalah usia, jenis kelamin, jarak pandang sebelum operasi, rata-rata tekanan bola mata, hipertensi, diabetes melitus dan jenis operasi yang dilakukan.

Misalkan  $Y$  adalah variabel respon dan  $X$  adalah variabel prediktor, untuk  $n$  buah pengamatan,  $f(x_i)$  adalah suatu fungsi yang tidak diketahui bentuknya atau yang biasa disebut kurva regresi. Apabila tidak diketahui mengenai bentuk dari  $f(x_i)$  maka pendekatan yang bisa dilakukan adalah regresi nonparametrik. Metode *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS) termasuk dalam model regresi nonparametrik, yaitu metode yang tidak mengasumsikan bentuk hubungan fungsional antara variabel respon dan prediktor, dan mempunyai bentuk fungsional yang fleksibel. Metode ini adalah implementasi teknik-teknik untuk

menyelesaikan masalah regresi, dengan tujuan untuk memprediksi variabel respon berdasarkan beberapa variabel prediktor. Pada pembentukan model dengan metode MARS dapat digunakan variabel bebas yang banyak jumlahnya dan memungkinkan diperoleh model yang melibatkan interaksi antar variabel bebas yang digunakan. Oleh karena itu diharapkan nantinya model yang terbentuk mempunyai ketepatan prediksi yang cukup tinggi.

Oleh sebab itu, pada penelitian ini dengan menggunakan metode MARS diharapkan dapat memperoleh model untuk jarak pandang pasien katarak pasca operasi serta mendapatkan faktor – faktor yang berpengaruh pada jarak pandang pasien katarak pasca operasi.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dikemukakan sebelumnya, maka rumusan masalah yang dibahas dalam penelitian ini antara lain:

1. Bagaimana deskripsi data pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur?
2. Bagaimana pemodelan jarak pandang pasien katarak pasca operasi di RS Mata Masyarakat Jawa Timur menggunakan metode MARS?
3. Bagaimana menganalisis dan menginterpretasikan model berdasarkan faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jarak pandang pasien katarak pasca operasi dengan menggunakan metode *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS)?

### 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah di atas, maka tujuan dari usulan penelitian ini adalah:

1. Mengetahui deskripsi pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur.
2. Memodelkan jarak pandang pasien katarak pasca operasi di RS Mata Masyarakat Jawa Timur menggunakan metode MARS.
3. Menganalisis dan menginterpretasikan model berdasarkan faktor yang berpengaruh signifikan terhadap jarak pandang pasien katarak pasca operasi dengan menggunakan metode *Multivariate Adaptive Regression Spline* (MARS).

### 1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dari usulan penelitian ini antara lain:

1. Bagi Pemerintah, sebagai dasar pengambilan kebijakan bagi pemerintah dan instansi terkait untuk menanggulangi angka pasien katarak dalam hal peningkatan kualitas kesehatan masyarakat Indonesia.
2. Bagi Masyarakat, memberikan informasi mengenai faktor-faktor resiko yang berhubungan dengan kejadian katarak.
3. Bagi Penulis, penelitian ini sebagai referensi dan wawasan tambahan dalam pengembangan ilmu pengetahuan sehingga mampu membandingkan antara teori yang diperoleh waktu kuliah dan aplikasi di lapangan.

4. Sebagai bahan masukan bagi kalangan akademis dan peneliti yang tertarik untuk membahas masalah penyakit katarak dan dapat digunakan sebagai bahan perbandingan dan referensi untuk penelitian selanjutnya.

### **1.5 Batasan Masalah**

Batasan masalah dalam penelitian ini yaitu data rekam medis pasien katarak bulan Januari – Maret 2016 di RS Mata Masyarakat Jawa Timur.



## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Katarak**

Definisi lensa adalah suatu struktur transparan (jernih). Kejernihannya dapat terganggu oleh proses degenerasi yang menyebabkan kekeruhan serabut lensa (Khurana, 2007). Terjadinya kekeruhan pada lensa disebut katarak. Katarak adalah suatu keadaan patologik lensa, dengan lensa menjadi keruh akibat hidrasi cairan lensa atau denaturasi protein lensa. Kekeruhan itu terjadi akibat gangguan metabolisme normal lensa yang dapat timbul pada berbagai usia tertentu serta terhentinya perkembangan serat lensa dan telah memulai proses degenerasi. Secara umum katarak hanya menyerang pada orang tua. Namun kemunculannya juga bisa diakibatkan oleh kelainan bawaan, kecelakaan, keracunan obat atau pada umumnya ketuaan normal (Ilyas, 2006).

Keadaan lensa seperti ini bukan tumor atau pertumbuhan jaringan di dalam mata, tetapi merupakan keadaan lensa menjadi berkabut. Bila kekeruhan katarak bertambah tebal, penglihatan akan menjadi keruh seperti melihat melalui kaca jendela yang berkabut. Berat ringannya gangguan tajam penglihatan pada penderita katarak tergantung dari derajat kekeruhan lensa matanya. Gangguan tajam penglihatan bervariasi dari kesulitan melihat benda-benda yang kecil sampai kebutaan. Katarak tidak menular ke mata yang sebelahnya tetapi dapat mengenai kedua lensa mata. Katarak bukan disebabkan oleh mata yang terlalu lama dipakai dan mata yang dipakai tidak akan memperberat katarak. Katarak tidak

berhubungan dengan kanker dan bila menderita katarak bukan berarti akan tetap buta ( Ilyas, 2006).

## 2.2 Jarak Pandang Mata

Jarak pandang atau *visibility* adalah suatu jarak untuk bisa terlihat dengan jelas, dinyatakan dalam meter atau feet. Berdasarkan *International Classification Diseases* jarak pandang mata manusia dibagi menjadi tiga bagian. Pertama adalah jarak pandang mata normal dengan level penglihatan antara 6/6 meter sampai 6/18 meter. Kedua adalah *low vision* yaitu jarak pandang mata kurang dari 6/18 meter sampai 6/60 meter. Terakhir adalah kebutaan apabila jarak pandang mata manusia hanya sebesar 1/6 meter dan tidak ada cahaya yang tampak pada mata manusia (Hutasoit, 2009).

## 2.3 Faktor – Faktor yang Mempengaruhi Jarak Pandang Pasien Katarak

Kasus jarak pandang pada pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur terbagi menjadi dua kategorik yaitu tidak ada dan adanya perubahan jarak pandang pada pasien katarak. Berikut adalah faktor-faktor yang mempengaruhi perubahan jarak pandang pada pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur:

### a. Usia

Seiring dengan pertambahan usia, lensa mata menjadi keras dan keruh. Keadaan lensa menjadi keras dan keruh tersebut penyebab katarak yang biasanya terjadi pada usia diatas 40 tahun (Ilyas, 2006). Dengan

meningkatnya umur maka ukuran lensa akan bertambah dengan timbulnya serat-serat lensa yang baru. Serat-serat yang terbentuk lebih dahulu akan terdorong ke arah tengah membentuk nucleus. Nukleus ini akan memadat dan mengalami dehidrasi sehingga terjadi sclerosis. Sclerosis ini menyebabkan lensa tidak elastis, menjadi kompak dan kesanggupan untuk berakomodasi jadi turun. Usia semakin bertambah membuat lensa berkurang kebeningannya, keadaan ini akan berkembang dengan bertambah beratnya katarak. Pada golongan usia 60 tahun, hampir 2/3 nya mulai mengalami katarak (Pujiyanto, 2004).

b. Jenis Kelamin

Usia harapan wanita lebih lama dibandingkan laki-laki, hal ini mengindikasikan sebagai faktor resiko katarak dengan perempuan pasien katarak lebih banyak dibandingkan laki-laki (Ilyas, 2006). Soeharjo (2004) menyatakan faktor jenis kelamin sangat mempengaruhi kaejadian katarak dengan OR sebesar 1,03 dengan 95% IK ( $0,97 < OR < 1,09$ ) dan *p value* sebesar 0,03 artinya secara statistik faktor jenis kelamin berhubungan secara dengan kejadian katarak.

c. Jarak Pandang Pasien Katarak Sebelum Operasi

Jarak pandang pasien katarak sebelum operasi yang bisa terlihat dengan jelas, dinyatakan dalam meter atau feet. Berdasarkan *International Classification Diseases* jarak pandang mata manusia dibagi menjadi tiga bagian. Pertama adalah jarak pandang mata normal dengan level penglihatan antara 6/6 meter sampai 6/18 meter. Kedua adalah *low*



*vision* yaitu jarak pandang mata kurang dari 6/18 meter sampai 6/60 meter. Terakhir adalah kebutaan apabila jarak pandang mata manusia hanya sebesar 1/6 meter dan tidak ada cahaya yang tampak pada mata manusia (Hutasoit, 2009).

d. Jenis Katarak

Jenis Katarak yang dimaksud pada penelitian ini adalah jenis katarak yang menyerang pada mata sebelah kanan dan sebelah kiri. Pengambilan variabel ini berdasarkan pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Fahmi Firdaus tahun 2012 tentang faktor-faktor yang berpengaruh terhadap penyakit mata katarak bagi pasien di klinik mata utama gresik.

e. Hipertensi

Penelitian mengenai pengaruh hipertensi terhadap katarak dilakukan di *Barbados Eye Study* (2001) menyatakan bahwa tekanan darah diastolik yang lebih dari 95 mmHg berhubungan dengan meningkatnya resiko kekeruhan lensa.

f. Diabetes Melitus

Katarak umumnya merupakan masalah bagi usia lanjut, tetapi pada pasien diabetes mellitus yang tidak terkontrol dengan baik. Diduga bahwa proses terjadinya katarak pada pasien diabetes mellitus adalah akibat dari penumpukkan zat-zat sisa metabolisme gula oleh sel-sel mata. Bila kadar gula darah meningkat maka perubahan glukosa oleh *aldose reduktase* menjadi sorbitol meningkat. Selain itu perubahan sorbitol menjadi fruktose relatif lama dan tidak seimbang sehingga

kadar kadar sorbitol dalam lensa meningkat. Disusun dalam hipotesa bahwa sorbitol menaikkan tekanan osmose intraseluler dengan akibat meningkatnya *water up take* dan selanjutnya secara langsung terbentuklah katarak. Pengaruh klinis yang lama akan mengakibatkan terjadinya katarak lebih dini pada pasien diabetes militus, dibandingkan pasien non diabetes mellitus (Yogiantoro et.al,1998).

g. Rata-Rata Tekanan Bola Mata

Rata-rata tekanan bola mata pada manusia normal adalah kurang dari 15 mmHg. Apabila terdapat tekanan yang kuat terhadap bola mata yang berlebihan akan menyebabkan penyakit glaukoma (Hutasoit, 2009).

## 2.4 Regresi Logistik Biner

Analisis regresi adalah kajian terhadap hubungan satu variabel respon dengan satu atau lebih variabel prediktor (Gujarati, 2004). Secara umum persamaan regresi linier adalah sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (2.1)$$

dengan  $Y$  adalah variabel respon,  $X_1, X_2, \dots$ , dan  $X_k$  adalah variabel prediktor,  $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  adalah koefisien regresi.

Model regresi yang menggunakan variabel respon dengan dua kategori yang didasarkan pada distribusi logistik dengan variabel prediktor yang bersifat kategorik maupun kontinu disebut model regresi logistik biner. Pemodelan dalam model logistik biner ini didasarkan pada konsep probabilitas. Misalkan  $Y$  adalah variabel respon dengan nilai sukses atau gagal dan  $\mathbf{X}^T = (X_1, X_2, \dots, X_k)$

merupakan nilai dari variabel prediktor, maka bentuk persamaan regresi logistik biner dinyatakan dalam bentuk

$$g(\pi_i) = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta} ; i = 1, 2, \dots, N \quad (2.2)$$

dengan  $g(\pi_i) = \ln \left( \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right)$  adalah fungsi *link*,  $\mathbf{X}_i = (1, X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{i,K-1})$

adalah vektor dari variabel prediktor ke- $i$ , dan  $\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{K-1})^T$  adalah vektor parameter yang bersesuaian dengan variabel prediktor.

Dari persamaan (2.2) diperoleh probabilitas sukses yang bersesuaian dengan variabel prediktor  $X_i$  adalah

$$\pi_i = \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \quad (2.3)$$

dengan  $\pi_i = Pr(Y = 1 | \mathbf{X}_i)$ .

*Odd* adalah perbandingan antara probabilitas sukses dan probabilitas gagal, sehingga diperoleh nilai *Odd* adalah

$$Odd = \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} = \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta}) \quad (2.4)$$

Selanjutnya didefinisikan *Odd Ratio* (OR) untuk variabel prediktor  $X_j$  adalah besarnya kenaikan *Odd* sukses apabila variabel prediktor  $X_j$  naik sebesar satu satuan dengan menganggap variabel prediktor yang lain tetap, yang dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$OR_{(j)} = \frac{Odd_{(1)}}{Odd_{(0)}} = \exp(\beta_j), j = 1, 2, \dots, K$$

dengan

$$Odd_{(1)} = \exp(\beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_{j-1} X_{j-1,i} + \beta_j + \beta_{j+1,i} X_{j+1,i} + \dots + \beta_K X_{Ki})$$

$$Odd_{(0)} = \exp(\beta_1 X_{1i} + \dots + \beta_{j-1} X_{j-1,i} + \beta_{j+1,i} X_{j+1,i} + \dots + \beta_K X_{Ki})$$

Setelah mendapatkan estimasi parameter, dilakukan beberapa uji diantaranya uji serentak, uji individu, dan uji kesesuaian model. Menurut Hosmer dan Lemeshow (2000), uji serentak dilakukan untuk menguji apakah semua variabel prediktor secara bersama mempengaruhi variabel respon. Untuk menguji parameter model logistik biner secara serentak digunakan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_{K-1} = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0, j = 1, 2, \dots, K - 1$$

Dengan menggunakan statistik uji *likelihood ratio test* sebagai berikut:

$$G = -2 \ln \left[ \frac{\left(\frac{n_1}{N}\right)^{n_1} \left(\frac{n_0}{N}\right)^{n_0}}{\prod_{i=1}^N (\hat{\pi}_i)^{y_i} (1 - \hat{\pi}_i)^{(1-y_i)}} \right] \quad (2.5)$$

dengan  $n_0$  merupakan banyaknya nilai pengamatan  $Y = 0$ ,  $n_1$  merupakan banyaknya nilai pengamatan  $Y = 1$ ,  $N$  merupakan banyak pengamatan ( $N = n_0 + n_1$ ). Daerah kritis untuk menguji hipotesis parameter secara serentak dengan tingkat signifikansi  $\alpha$  adalah  $H_0$  ditolak jika  $G > \chi_{(\alpha, K-1)}^2$ .

Setelah dilakukan uji serentak dan diperoleh hasil yang signifikan, maka dilakukan uji individu untuk menguji signifikansi parameter secara individu pada model logistik biner dengan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0: \beta_j = 0; j = 1, 2, \dots, K-1$$

$$H_1: \beta_j \neq 0$$

dengan menggunakan statistik uji:

$$Z_j = \frac{\beta_j}{S(\beta_j)}; j = 1, 2, \dots, K-1 \quad (2.6)$$

dengan  $S(\beta_j)$  adalah simpangan baku dari estimator  $\beta_j$ . Statistik uji  $Z_j$  pada persamaan (2.6) berdistribusi normal baku dengan *mean* 0 (nol) dan variansi satu. Daerah kritis untuk menguji hipotesis tersebut dengan tingkat signifikansi  $\alpha$  adalah  $H_0$  ditolak jika  $|Z_j| > Z_{\alpha/2}$ .

Uji kesesuaian model logistik biner digunakan untuk membandingkan model sebenarnya dengan model dugaan. Untuk menguji kesesuaian model logistik biner digunakan statistik uji *deviance* dengan hipotesis:

$$H_0: \text{model logistik biner sesuai}$$

$$H_1: \text{model logistik biner tidak sesuai}$$

Misalkan probabilitas sukses dari hasil pengamatan pada percobaan ke- $i$

adalah  $\pi_i = \frac{y_i}{m_i}$  dan penduga probabilitas sukses pada percobaan ke- $i$  adalah

$$\hat{\pi}_i = \frac{\exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})}{1 + \exp(\mathbf{X}_i \boldsymbol{\beta})} \text{ maka diperoleh statistik uji } \textit{deviance} \text{ adalah}$$

$$D = 2 \left[ \ell(\boldsymbol{\pi}_i) - \ell(\hat{\boldsymbol{\pi}}_i) \right] \quad (2.7)$$

dengan

$$\begin{aligned} \ell(\boldsymbol{\pi}) &= \sum_{i=1}^N \left[ y_i \ln \pi_i + (m_i - y_i) \ln (1 - \pi_i) \right] \\ &= \sum_{i=1}^N \left[ y_i \ln \frac{y_i}{m_i} + (m_i - y_i) \ln \left( 1 - \frac{y_i}{m_i} \right) \right] \end{aligned}$$

dan

$$\ell(\hat{\boldsymbol{\pi}}) = \sum_{i=1}^N \left[ y_i \ln \hat{\pi}_i + (m_i - y_i) \ln (1 - \hat{\pi}_i) \right]$$

Sehingga dari (2.10) diperoleh statistik uji *deviance*:

$$D = \sum_{i=1}^N d_i^2 \quad (2.8)$$

dengan

$$d_i^2 = 2 \left[ y_i \ln \left( \frac{y_i}{m_i \hat{\pi}_i} \right) + (m_i - y_i) \ln \left( \frac{m_i - y_i}{m_i (1 - \hat{\pi}_i)} \right) \right]$$

sehingga

$$d_i = \pm \sqrt{2 \left[ y_i \ln \left( \frac{y_i}{m_i \hat{\pi}_i} \right) + (m_i - y_i) \ln \left( \frac{m_i - y_i}{m_i (1 - \hat{\pi}_i)} \right) \right]}$$

Untuk  $y_i = 0$  diperoleh  $d_i = \pm \sqrt{-2m_i \ln (1 - \hat{\pi}_i)}$  dan untuk  $y_i = m_i$

diperoleh  $d_i = \pm \sqrt{2m_i \ln \left( \frac{1}{\hat{\pi}_i} \right)} = \pm \sqrt{-2m_i \ln (\hat{\pi}_i)}$ .

Statistik uji *deviance* berdistribusi asimtotik  $\chi^2_{(\alpha, J-K)}$ , dengan  $J$  adalah banyaknya level dari variabel prediktor  $X$  yang berbeda. Daerah kritis untuk uji kesesuaian model logistik biner adalah  $H_0$  ditolak jika  $D > \chi^2_{(\alpha, J-K)}$ .

## 2.5 Regresi Spline

Penaksiran fungsi regresi secara umum ada dua cara, yakni secara parametrik dan nonparametrik. Dalam regresi parametrik terdapat beberapa asumsi mengenai model, sehingga perlu dilakukan pengecekan akan terpenuhinya asumsi-asumsi tersebut. Pada regresi nonparametrik, bentuk fungsinya tidak diketahui. Bentuk fungsi dalam regresi nonparametrik ditaksir tanpa referensi bentuk kurva tertentu yang hanya diasumsikan bahwa fungsi *smooth* (mulus) dalam arti termuat dalam suatu ruang fungsi tertentu (Eubank, 1988). Regresi nonparametrik lebih fleksibel karena tidak memerlukan informasi apa-apa tentang fungsi regresinya, dan hasil estimasi fungsi regresi akan mengikuti pola data sesungguhnya (Nugraha, 2009). Kelebihan dari teknik nonparametrik antara lain adalah mampu mengendurkan bentuk batasan pada fungsi regresi (Fan dan Gijbels, 1996) dan teknik regresi nonparametrik memiliki fleksibilitas yang tinggi (Eubank, 1988).

Terdapat beberapa teknik untuk mengestimasi kurva regresi nonparametrik, yaitu regresi *spline*, kernel, deret fourir dan lain-lain. Model regresi spline merupakan regresi dengan kurva regresinya berupa fungsi spline. Regresi spline merupakan regresi dengan kurva regresinya berupa fungsi spline dan secara umum ditulis sebagai berikut:

$$y_i = \sum_{j=0}^p a_j t_i^j + \sum_{j=1}^K a_j (t_i - k_j)_+^p + \varepsilon_i \quad (2.9)$$

dengan  $(t_i - k_j)_+ = \begin{cases} t_i - k_j, & t_i > k_j \\ 0, & t_i \text{ yang lain} \end{cases}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $p$  adalah derajat polinomial

dan  $K$  adalah banyak titik knot pada fungsi *truncated*, serta  $\varepsilon_i$  adalah *error random* independen dengan *mean* nol dan variansi  $\sigma^2$  (Rodriguez, 2001).

## 2.6 Model Aditif

*Adaptive computation* merupakan alternatif dalam menyelesaikan kasus dimensi tinggi atau multivariat. Algoritma *adaptive computation* dalam pendekatan fungsi telah dikembangkan berdasarkan dua paradigma, yakni regresi partisi rekursif (RPR) dan *projection pursuit*. RPR memiliki kelemahan yakni menghasilkan fungsi yang tidak kontinu pada titik knot (Friedman, 1991).

Model aditif merupakan generalisasi dari regresi linier berganda. Model ini merupakan gambaran dari variabel respon yang tergantung pada penjumlahan beberapa fungsi. Model aditif dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y = \alpha + \sum_{j=1}^p f_j(x_j) + \varepsilon \quad (2.10)$$

dengan  $E(\varepsilon) = 0$  dan  $Var(\varepsilon) = \sigma^2$ , sedangkan  $f_j(x_j)$  adalah bentuk hubungan fungsional antara variabel respon dengan variabel prediktor  $x_j$  (Hastie dan Tibshirani, 1990). Bentuk hubungan fungsional  $f_j(x_j)$  dapat bersifat parametrik, nonparametrik, atau gabungan keduanya. Setiap bentuk fungsional variabel prediktor dinyatakan secara terpisah, sehingga model tetap mempertahankan interpretasi penting dari model linier.



## 2.7 *Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS)*

MARS merupakan salah satu metode dengan pendekatan regresi nonparametrik yang diperkenalkan oleh Jerome H. Friedman pada tahun 1991. MARS merupakan kombinasi yang kompleks antara spline dan RPR. Hastie dkk, menyatakan bahwa model MARS berguna untuk mengatasi permasalahan data dimensi tinggi yang dikenal dengan *curse of dimensionality* dan menghasilkan prediksi variabel respon yang akurat, serta untuk mengatasi kelemahan RPR, yaitu menghasilkan model yang kontinu pada knot, yang didasarkan pada nilai *generalized cross validation (GCV)* minimum (Otok, 2010). Jumlah sampel yang cukup layak untuk pendekatan MARS adalah  $50 \leq N \leq 1000$  (Friedman, 1991).

Beberapa hal yang perlu diperhatikan dalam membuat model MARS yang disarankan oleh Friedman (1991) yaitu sebagai berikut:

1. Knot, merupakan nilai variabel prediktor ketika *slope* suatu garis regresi mengalami perubahan yang dapat didefinisikan sebagai akhir dari sebuah segmen dan awal bagi segmen yang lain. Di setiap titik knot diharapkan adanya kontinuitas dari fungsi basis antar satu segmen dengan segmen yang lainnya. Minimum observasi antar knot (MO) adalah 0, 1, 2, dan 3.
2. Fungsi Basis (BF), yaitu kumpulan dari fungsi yang digunakan untuk mewakili informasi dari satu atau beberapa variabel prediktor. BF ini merupakan fungsi parametrik yang didefinisikan pada tiap segmen. Jumlah maksimum BF adalah dua sampai empat kali jumlah variabel prediktornya.
3. Maksimum interaksi (MI) adalah hubungan/interaksi silang antara variabel prediktornya. Jumlah maksimum interaksi yaitu satu, dua atau tiga dengan

pertimbangan jika lebih dari tiga akan menghasilkan bentuk model yang semakin kompleks sehingga semakin sulit untuk diinterpretasikan.

Estimator model MARS adalah sebagai berikut:

$$f(x) = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} s_{km} (x_{v(k,m)} - t_{km}) \quad (2.11)$$

dengan  $a_0$  adalah konstanta,  $a_m$  adalah koefisien dari BF ke- $m$ ,  $M$  adalah maksimum BF (*non-constant basis function*),  $K_m$  adalah derajat interaksi,

$$s_{km} = \begin{cases} +1, & \text{jika knot terletak di kanan subregion} \\ -1, & \text{jika knot terletak di kiri subregion} \end{cases}, \quad x_{v(k,m)} \text{ adalah variabel}$$

prediktor pada pengamatan ke- $v$  pada  $(k, m)$ ,  $t_{km}$  adalah nilai knot dari variabel prediktor  $x_{v(k,m)}$ , dan  $f(x)$  merupakan estimasi variabel respon.

Secara umum persamaan (2.11) dapat ditulis sebagai berikut:

$$f(x) = a_0 + \sum_{i=1}^v f_i(x_i) + \sum_{\substack{i,j=1 \\ i \neq j}}^v f_{ij}(x_i, x_j) + \sum_{\substack{i,j,k=1 \\ i \neq j \neq k}}^v f_{ijk}(x_i, x_j, x_k) + \dots \quad (2.12)$$

Persamaan (2.12) menunjukkan bahwa penjumlahan suku pertama meliputi semua BF untuk satu variabel, penjumlahan suku kedua meliputi semua BF untuk interaksi antara dua variabel, penjumlahan suku ketiga meliputi semua BF untuk interaksi antara tiga variabel, dan seterusnya.

Pada pemodelan MARS, penentuan knot dilakukan secara otomatis dari data dengan menggunakan algoritma *forward stepwise* dan *backward stepwise*. *Forward stepwise* dilakukan untuk mendapatkan fungsi dengan jumlah BF maksimum. Kriteria pemilihan BF pada *forward stepwise* adalah dengan meminimumkan *Mean Squared Error (MSE)*, sedangkan pada *backward stepwise* akan dipilih satu BF dan mengeluarkan basis tersebut jika pengaruh pada model

kecil. Ukuran kontribusi pada tahap *backward stepwise* ditentukan berdasarkan kriteria *Generalized Cross Validation* (GCV). Berikut ini diberikan fungsi GCV yang didefinisikan sebagai:

$$GCV(M) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - f_M(x_i)]^2}{[1 - C(M)/N]^2} \quad (2.13)$$

dengan  $\mathbf{x}_i$  adalah variabel prediktor,  $y_i$  adalah variabel respon,  $N$  adalah banyaknya pengamatan, dan  $C(M)$  adalah  $\text{Trace} \left[ \mathbf{B} (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \right] + 1$ ,

dengan

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

(Friedman, 1991)

## 2.8 MARS dengan Variabel Respon Biner

Dalam penelitian ini variabel respon digunakan merupakan variabel respon biner ( $Y = 0$  atau  $Y = 1$ ), maka model MARS yang digunakan adalah model MARS logistik biner. Pendugaan parameter model MARS dengan variabel respon biner dilakukan melalui metode *maximum likelihood*. Menurut Kriner dalam Fitrianty (2013) MARS dengan variabel respon biner dan nilai peluang variabel responnya  $\pi(\mathbf{x}) = P(Y = 1|\mathbf{x}) = \frac{e^{f(\mathbf{x})}}{1 + e^{f(\mathbf{x})}}$  dan  $P(Y = 0|\mathbf{x}) = 1 - \pi(\mathbf{x})$ , maka fungsi kemungkinan yang akan dimaksimalkan adalah:

$$\begin{aligned}
L(\mathbf{a}) &= \prod_{v=1}^N [\pi(x_v)]^{y_v} [1 - \pi(x_v)]^{1 - y_v} \\
&= \prod_{v=1}^N \left\{ (1 - \pi(x_v)) \left[ \frac{\pi(x_v)}{1 - \pi(x_v)} \right]^{y_v} \right\} \\
&= \prod_{v=1}^N \left[ \frac{\exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} \right] \left[ \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v)) \right]^{y_v} \\
&= \prod_{v=1}^N \left[ \frac{1}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} \right] \left[ \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v)) \right]^{y_v} \quad (2.14)
\end{aligned}$$

Dari persamaan (2.14) diperoleh fungsi log *likelihood* sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
\ell(\mathbf{a}) &= \sum_{v=1}^N \ln \left\{ \left[ \frac{1}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} \right] \left[ \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v)) \right]^{y_v} \right\} \\
&= - \sum_{v=1}^N \ln \left[ 1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v)) \right] + \sum_{v=1}^N y_v \left( a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v) \right) \quad (2.15)
\end{aligned}$$

Dari persamaan (2.15) diperoleh turunan pertama dari fungsi log *likelihood* terhadap  $a_j$ ;  $j = 0, 1, 2, \dots, M$  adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_0} = - \sum_{v=1}^N \left[ \frac{\exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_1))}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_1))} \right] + \sum_{v=1}^N y_v \quad (2.16)$$

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_1} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_1(x_v) \cdot \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} + \sum_{v=1}^N y_v B_1(x_v) \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_2} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_2(x_v) \cdot \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} + \sum_{v=1}^N y_v B_2(x_v) \quad (2.18)$$

⋮

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_M} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_M(x_v) \cdot \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} + \sum_{v=1}^N y_v B_M(x_v) \quad (2.19)$$

Secara umum dari persamaan (2.16), (2.17), (2.18), dan (2.19) untuk  $j = 0, 1, 2, \dots, M$  diperoleh

$$\frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_j} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_j(x_v) \cdot \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))} + \sum_{v=1}^N y_v B_j(x_v), \quad (2.20)$$

dengan  $B_0(x_v) = 1$ .

Untuk mendapatkan matriks Hessian, dilakukan penghitungan turunan kedua dari fungsi log *likelihood* pada persamaan (2.15) terhadap masing masing parameter  $a_j$ ;  $j = 0, 1, 2, \dots, M$  sebagai berikut:

Dari persamaan (2.16) diperoleh:

$$\frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_0^2} = - \sum_{v=1}^N \frac{\exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{\left[1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))\right]^2} \quad (2.21)$$

Dari persamaan (2.17) diperoleh:

$$\frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_1^2} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_1^2(x_v) \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{\left[1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))\right]^2} \quad (2.22)$$

Dari persamaan (2.18) diperoleh:

$$\frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_2^2} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_2^2(x_v) \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{\left[1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))\right]^2} \quad (2.23)$$

⋮

Dari persamaan (2.19) diperoleh:

$$\frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_M^2} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_M^2(x_v) \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{\left[1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))\right]^2} \quad (2.24)$$

Secara umum dari persamaan (2.21), (2.22), (2.23), dan (2.24) untuk  $j=0, 1, 2, \dots, M$  diperoleh

$$\frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_j^2} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_j^2(x_v) \cdot \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{\left[1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))\right]^2} \quad (2.25)$$

dengan  $B_0(x_v) = 1$ .

Ketika  $i, j = 0, 1, 2, \dots, M$  dan  $i \neq j$ , diperoleh

$$\frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_i \partial a_j} = - \sum_{v=1}^N \frac{B_i(x_v) \cdot B_j(x_v) \cdot \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))}{[1 + \exp(a_0 + \sum_{m=1}^M a_m B_m(x_v))]^2} \quad (2.26)$$

Syarat cukup agar fungsi log *likelihood* pada persamaan (2.15) mencapai nilai

maksimum adalah  $\frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_j} = 0$ ;  $j = 0, 1, 2, \dots, M$  dan syarat perlunya adalah matriks

Hessian-nya definit negatif, sehingga dari persamaan (2.20) diperoleh sistem persamaan *nonlinier* yang implisit. Untuk menyelesaikan sistem persamaan tersebut digunakan metode Newton-Raphson multivariat. Algoritma nilai estimasi dituliskan sebagai berikut:

Langkah 1

Menentukan nilai awal estimasi parameter  $\mathbf{a}^{(0)}$  dengan menggunakan metode regresi logistik biner.

Langkah 2

Menghitung vektor gradien dengan menggunakan  $\mathbf{a}^{(0)}$ , yakni

$$\mathbf{g}^T(\mathbf{a}^{(0)}) = \left( \frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_0^{(0)}} \quad \frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_1^{(0)}} \quad \dots \quad \frac{\partial \ell(\mathbf{a})}{\partial a_M^{(0)}} \right)$$

Langkah 3

Menghitung matriks Hessian dengan menggunakan estimasi parameter awal, yakni:

$$\mathbf{H}(\mathbf{a}^{(0)}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_0^2} & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_0 \partial a_1} & \dots & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_0 \partial a_M} \\ \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_1 \partial a_0} & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_1 \partial a_M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_M \partial a_0} & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_M \partial a_1} & \dots & \frac{\partial^2 \ell(\mathbf{a})}{\partial a_M^2} \end{pmatrix}$$

Langkah 4

Melakukan iterasi untuk  $j = 0, 1, 2, \dots$  dengan menggunakan persamaan Newton-

Raphson sebagai berikut:

$$\mathbf{a}^{(j+1)} = \mathbf{a}^{(j)} - (\mathbf{H}(\mathbf{a}^{(j)}))^{-1} \mathbf{g}(\mathbf{a}^{(j)})$$

Langkah 5

Jika  $\max | \mathbf{a}^{(j+1)} - \mathbf{a}^{(j)} | \leq \varepsilon$ , dengan  $\varepsilon$  adalah bilangan positif yang kecil, maka ke

langkah 6. Dan jika  $\max | \mathbf{a}^{(j+1)} - \mathbf{a}^{(j)} | > \varepsilon$ , maka kembali ke langkah 4.

Langkah 6

Memperoleh estimasi parameter MARS dengan variabel respon biner, yakni

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{a}^{(j+1)}.$$

Pada model MARS dengan variabel respon biner dilakukan uji signifikansi BF yang meliputi uji serentak dan uji parsial. Uji signifikansi yang dilakukan secara serentak terhadap BF yang terdapat pada model MARS ini bertujuan untuk mengetahui apakah semua BF secara bersama mempengaruhi variabel respon.

Hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : a_1 = a_2 = \dots = a_M$$



$H_1$  : minimal ada satu  $a_m \neq 0; m = 1, 2, 3, \dots, M$

Rumus statistik uji  $F$  adalah:

$$F_{\text{hitung}} = \frac{KT_{\text{Regresi}}}{KT_{\text{Sisa}}} \quad (2.27)$$

Hipotesis nol ditolak jika nilai statistik uji  $F_{\text{hitung}} \geq F_{(\alpha, M, N-M-1)}$  yang artinya minimal ada satu  $a_m \neq 0; m = 1, 2, 3, \dots, M$ . Kemudian pengujian secara parsialnya dilandaskan pada hipotesis:

$$H_0 : a_m = 0$$

$$H_1 : a_m \neq 0; m = 1, 2, 3, \dots, M$$

Rumus statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$t_{\text{hitung}} = \frac{\hat{a}_m}{s_{a_m}} \quad (2.28)$$

Hipotesis nol ditolak jika nilai  $|t_{\text{hitung}}| \geq t_{(\alpha/2, N-M)}$ , yang berarti bahwa fungsi basis berpengaruh nyata terhadap variable respon.

Klasifikasi pada model MARS dengan variabel respon biner ini didasarkan pada pendekatan analisis regresi logistik, estimasi model yang diperoleh adalah sebagai berikut:

$$\text{logit } \pi(x) = \ln \left[ \frac{\pi(x_i)}{1 - \pi(x_i)} \right] = a_0 + \sum_{m=1}^M a_m \prod_{k=1}^{K_m} s_{km}(x_{v(k,m)} - t_{km}) \quad (2.29)$$

Dalam menentukan klasifikasinya digunakan batasan bahwa, apabila nilai  $\pi(x_i) \geq 0,5$ , maka hasil prediksi adalah satu (1) dan apabila nilai  $\pi(x_i) < 0,5$ , maka hasil prediksinya adalah nol (0).

Untuk menghitung keakuratan prediksi model pada hasil pengelompokan digunakan nilai *Apparent Error Rate* (APER). Nilai APER menyatakan representasi proporsi sampel yang salah diklasifikasikan. Penentuan kesalahan klasifikasi didasarkan pada tabel kontingensi yang ditunjukkan pada Tabel 2.1 berikut:

**Tabel 2.1** Kontingensi Penentuan Kesalahan Klasifikasi

		Prediksi		Total
		Gagal	Berhasil	
Observasi	Gagal	$n_{11}$	$n_{12}$	$n_{1.}$
	Berhasil	$n_{21}$	$n_{22}$	$n_{2.}$
Total		$n_{.1}$	$n_{.2}$	$n_{..}$

dengan  $n_{11}$  merupakan banyaknya kejadian gagal dari hasil pengamatan yang tepat diprediksi sebagai kejadian gagal,  $n_{12}$  merupakan banyaknya kejadian gagal dari hasil pengamatan yang tepat diprediksi sebagai kejadian sukses,  $n_{21}$  merupakan banyaknya kejadian sukses dari hasil pengamatan yang tepat diprediksi sebagai kejadian gagal,  $n_{22}$  merupakan banyaknya kejadian sukses dari hasil pengamatan yang tepat diprediksi sebagai kejadian sukses,  $n_{1.}$  dan  $n_{2.}$  merupakan jumlahan kolom prediksi, baik pada kolom prediksi gagal maupun sukses,  $n_{.1}$  dan  $n_{.2}$  merupakan jumlahan baris observasi, baik pada baris observasi gagal maupun sukses, dan  $n_{..}$  merupakan jumlahan dari unit observasi/prediksi. Nilai APER dapat dihitung dari persamaan berikut:

$$\text{APER} = \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{..}} \times 100\% \quad (2.30)$$

(Hosmer dan Lemeshow, 2000)

Untuk mengetahui kestabilan dalam pengklasifikasian atau sejauh mana kelompok-kelompok tersebut dapat dipisahkan dapat digunakan nilai *Press's Q* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Press's } Q = \frac{[N - nK]^2}{N[K - 1]} \quad (2.31)$$

dengan  $N$  adalah jumlah total pengamatan,  $n$  adalah jumlah pengamatan yang tepat diklasifikasikan, dan  $K$  adalah jumlah kelompok. Nilai *Press's Q* membandingkan antara jumlah ketepatan klasifikasi dengan total sampel dan jumlah kelompok, kemudian nilai ini dibandingkan dengan nilai kritis  $\chi_{\alpha,1}^2$  dengan menguji hipotesis sebagai berikut:

$H_0$ : Klasifikasi belum dapat dianggap stabil dan konsisten secara statistik

$H_1$ : Klasifikasi dapat dianggap stabil dan konsisten secara statistik

Hipotesis nol ditolak apabila  $\chi_{\text{hitung}}^2 > \chi_{\alpha,1}^2$  artinya klasifikasi dapat dianggap stabil dan konsisten secara statistik.

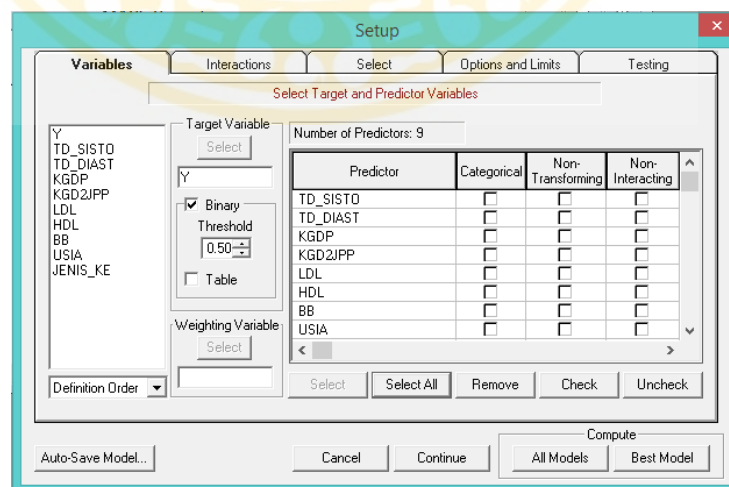
(Johnson dan Dean, 2007)

## 2.9 Software MARS

*Software MARS* merupakan suatu program statistik yang menganalisis data multivariat. Prosedur dalam *software MARS* dibangun dari model regresi yang fleksibel oleh fungsi spline pada interval yang berbeda dari variabel prediktor.

Pada *software* MARS memiliki tampilan *Graphical User Interface* (GUI) sehingga *user* dapat mengontrol variabel, bentuk fungsional, serta interaksi yang digunakan (Steinberg dalam Cholifah, 2013).

MARS adalah sebuah alat pemodelan yang inovatif dan fleksibel yang secara otomatis membuat model prediksi yang akurat untuk variabel dependen yang kontinu ataupun biner (Salford System, 2013). *Software* MARS sangat ideal untuk pengguna yang lebih memilih hasil dalam bentuk yang mirip dengan regresi klasik pada kasus *nonlinier* dan interaksi. Pendekatan MARS untuk pemodelan regresi efektif dalam mengungkap pola data yang penting dan hubungan yang sulit. MARS mampu menelusuri setiap pola yang terdeteksi dalam data. MARS dapat melakukan seleksi variabel, transformasi variabel, deteksi interaksi, dan pengujian diri, yang kesemuanya dilakukan secara otomatis. *Software* MARS merupakan suatu program statistik yang menganalisis data multivariat. Pada *software* MARS memiliki tampilan *Graphical User Interface* (GUI) sehingga *user* dapat mengontrol variabel, bentuk fungsional, serta interaksi yang digunakan.



**Gambar 2.1** Tampilan GUI *Software* MARS

Dalam GUI *software* MARS, dapat dilakukan untuk menentukan variabel yang digunakan atau tidak, menyortir, menggabungkan data, menghapus data, mem-*filter* data *training* atau data *testing*, menentukan nilai *input*-an maksimum basis fungsi, maksimum interaksi, dan *minimum observation* (MO). *Output* dari GUI meliputi *final model*, *variable importance*, besar persentase keakurasian, dekomposisi ANOVA, serta grafik kontribusi variabel prediktor yakni dengan menampilkan plot dua dimensi sebagai pengaruh yang utama dan tiga dimensi diperlihatkan sebagai interaksi.

(Steinberg dalam Cholifah, 2013)

MARS adalah sebuah alat pemodelan yang inovatif dan fleksibel yang secara otomatis membuat model prediksi yang akurat untuk variabel dependen yang kontinu ataupun biner (Salford System, 2013). *Software* MARS sangat ideal untuk pengguna yang lebih memilih hasil dalam bentuk yang mirip dengan regresi klasik pada kasus *nonlinier* dan interaksi. Pendekatan MARS untuk pemodelan regresi efektif dalam mengungkap pola data yang penting dan hubungan yang sulit. MARS mampu menelusuri setiap pola yang terdeteksi dalam data. MARS dapat melakukan seleksi variabel, transformasi variabel, deteksi interaksi, dan pengujian diri, yang kesemuanya dilakukan secara otomatis.

Prosedur dalam *software* MARS dibangun dari model regresi yang fleksibel oleh fungsi spline pada interval yang berbeda dari variabel prediktor. Variabel, knot, dan interaksi dioptimalkan secara bersamaan dengan mengevaluasi kriteria *loss of fit* (LOF). Model MARS optimal diseleksi menggunakan proses dua tahapan. Pada tahap pertama, MARS membentuk model dengan menambahkan

BF. Kemudian tahapan kedua adalah menghapus basis fungsi yang memiliki kontribusi kecil terhadap model. Dengan menggunakan metode seleksi dua tahapan ini, MARS dapat digunakan pada data yang kompleks, yang sering terjadi pada data dengan dimensi tinggi (Salford System, 2013). Dalam membangun model dalam *software* MARS, selain dapat dilakukan secara bertahap dapat juga dilakukan secara langsung, yakni dengan *best-fitting* model (Steinberg dalam Cholifah, 2013).



## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

Dalam metode skripsi ini menjelaskan tentang data dan sumber data, variabel penelitian, dan langkah-langkah analisis untuk mencapai tujuan penulisan penelitian.

#### 3.1 Data dan Sumber Data

Data yang akan digunakan dalam skripsi ini adalah data sekunder yang diambil dari RS Mata Masyarakat Jawa Timur, Jalan Gayung Kebonsari Timur No.49 Surabaya, pada bulan Januari – Maret 2016. Data tersebut merupakan data rekam medis dari penderita katarak yang melakukan pemeriksaan dan operasi pada bulan Januari – Maret 2016.

#### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam skripsi ini disajikan pada Tabel 3.1 seperti berikut:

**Tabel 3.1** Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Tipe Variabel
Y	Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi Jika jarak pandang pasien katarak pasca operasi lebih besar daripada jarak pandang sebelum operasi maka terdapat	Kategorik  Y = 0  Y = 1

	perubahan positif ( $Y = 1$ ), sedangkan jika jarak pandang pasien katarak pasca operasi lebih kecil atau sama dengan jarak pandang sebelum operasi maka perubahan sama atau negatif ( $Y = 0$ )	
$X_1$	Usia	Kontinu
$X_2$	Jenis Kelamin 0 adalah jenis kelamin perempuan 1 adalah jenis kelamin laki-laki	Kategorik
$X_3$	Jarak Pandang Pasien Katarak Sebelum operasi	Kontinu
$X_4$	Jenis Katarak 0 adalah katarak yang menyerang mata sebelah kiri 1 adalah katarak yang menyerang mata sebelah kanan	Kategorik
$X_5$	Hipertensi 0 adalah tidak terkena hipertensi 1 adalah terkena hipertensi	Kategorik
$X_6$	Diabetes Melitus 0 adalah tidak terkena diabetes melitus 1 adalah terkena diabetes melitus	Kategorik
$X_7$	Rata-Rata Tekanan Bola Mata	Kontinu



### 3.3 Langkah Analisis Data

Langkah-langkah analisis untuk dapat mencapai tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

#### 3.3.1 Membuat deskripsi pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur.

- (1.) Mendeskripsikan jenis kelamin untuk mengetahui perbandingan antara pasien katarak berjenis kelamin perempuan dan laki-laki di RS Mata Masyarakat Jawa Timur menggunakan diagram lingkaran dengan *Microsoft Office Excel*.
- (2.) Mendeskripsikan jenis katarak untuk mengetahui perbandingan antara katarak yang menyerang mata sebelah kiri dan mata sebelah kanan di RS Mata Masyarakat Jawa Timur menggunakan diagram lingkaran dengan *Microsoft Office Excel*.
- (3.) Mendeskripsikan riwayat hipertensi untuk mengetahui perbandingan antara pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur yang terkena dan tidak terkena hipertensi menggunakan diagram lingkaran dengan *Microsoft Office Excel*.
- (4.) Mendeskripsikan riwayat diabetes melitus untuk mengetahui perbandingan antara pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur yang terkena dan tidak terkena diabetes melitus menggunakan diagram lingkaran dengan *Microsoft Office Excel*.

3.3.2 Membuat model jarak pandang pasien katarak pasca operasi di RS Mata Masyarakat Jawa Timur berulang dengan pendekatan MARS yang dilakukan menggunakan *software* MARS 2.0.1 dengan tahapan sebagai berikut:

Langkah 1

Menentukan maksimum basis fungsi (BF), maksimum jumlah interaksi (MI), dan minimum jumlah pengamatan diantara knot (MO). Dikarenakan dalam usulan penelitian ini menggunakan delapan variabel prediktor, maka nilai BF mulai dari 16 sampai dengan 32. Kemudian nilai MI adalah 1, 2, dan 3 dan nilai MO adalah 0, 1, 2, dan 3.

Langkah 2

Membuat model MARS berdasarkan *trial and error* dengan mengombinasikan nilai BF, MI, dan MO untuk menduga parameter model MARS.

Langkah 3

Mendapatkan model MARS terbaik. Menentukan model terbaik dari kombinasi nilai BF, MI, dan MO yang mungkin dengan kriteria nilai GCV minimum (persamaan 2.13) serta melakukan penaksiran parameter. Kriteria pemilihan model terbaik adalah dengan membandingkan GCV minimum, jika memiliki nilai yang sama dapat dilihat dengan pertimbangan nilai MSE terkecil. Namun, jika masih memiliki nilai yang sama maka nilai  $R^2$  dari model yang memiliki nilai lebih tinggi menjadi pertimbangan. Namun, jika beberapa model tersebut memiliki  $R^2$  yang sama maka pertimbangan

selanjutnya pada ketepatan klasifikasi terbesar. Akan tetapi, jika model masih belum bisa dipilih maka pertimbangan selanjutnya adalah dengan melihat kombinasi model yang terkecil (Sita dan Otok, 2014).

#### Langkah 4

Menguji BF dengan uji serentak dan uji individu kemudian dilanjutkan dengan menghitung ketepatan klasifikasi dan kestabilan dalam pengklasifikasian model terbaik dengan langkah sebagai berikut (menggunakan  $\alpha = 0,05$ ):

##### (1.) Uji serentak

Uji serentak BF menggunakan statistik uji  $F$  (persamaan 2.27).

Hipotesis yang diuji dalam penelitian ini adalah

$$H_0: \alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_M$$

$$H_1: \text{ada } \alpha_m \neq 0, m = 1, 2, \dots, M,$$

Kemudian menentukan daerah kritis  $F_{0,05(v_1, v_2)}$ , lalu memutuskan apakah  $H_0$  ditolak atau diterima dengan kriteria keputusan  $H_0$  ditolak apabila  $F_{\text{hitung}} > F_{0,05(v_1, v_2)}$  atau menggunakan  $p\text{-value} < \alpha = 0,05$ .

##### (2.) Uji individu

Uji individu BF menggunakan statistik uji  $t$  (persamaan 2.28). Hipotesis yang diuji dalam penelitian ini adalah

$$H_0: a_m = 0$$

$$H_1: a_m \neq 0, m = 1, 2, \dots, M$$

Kemudian menentukan daerah kritis ( $t_{0,025,v_2}$ ), lalu memutuskan apakah  $H_0$  ditolak atau diterima dengan kriteria keputusan  $H_0$  ditolak apabila  $|t_{\text{hitung}}| > t_{0,025,v_2}$  atau menggunakan  $p\text{-value} < \alpha = 0,05$ .

### 3.3.3 Menganalisis dan menginterpretasi model logit MARS serta *odds ratio*

berdasarkan faktor yang berpengaruh signifikan terhadap resiko kebutaan pasien katarak di RS Mata Masyarakat Jawa Timur dengan langkah sebagai berikut:

#### Langkah 1

Menginterpretasi fungsi basis dalam model MARS dengan menghitung peluang adanya perubahan terhadap jarak pandang mata pasca operasi yang diperoleh dari persamaan (2.29) dengan menganggap fungsi basis yang lain konstan.

#### Langkah 2

Menginterpretasi *odds ratio* dengan menghitung nilai *odds ratio* yang diperoleh dari persamaan (2.4) dengan menganggap fungsi basis yang lain konstan.

#### Langkah 3

Menentukan *cut point* atau titik potong yang memiliki ketepatan klasifikasi tertinggi.

#### Langkah 4

Menentukan ketepatan klasifikasi model logit MARS dan menguji kestabilan hasil klasifikasi model logit MARS pada data *in sample* dengan langkah sebagai berikut:

(1.) Menghitung nilai ketepatan klasifikasi model logit MARS dengan melihat peluang kesalahan dalam mengklasifikasi objek menggunakan *APPER* seperti persamaan (2.30)

(2.) Menguji kestabilan hasil klasifikasi dengan membandingkan nilai *Press's Q* dengan nilai *Chi-Square* derajat bebas 1. Perhitungan nilai *Press's Q* sesuai dengan persamaan (2.31).

#### Langkah 5

Menentukan ketepatan klasifikasi model logit MARS dan menguji kestabilan hasil klasifikasi model logit MARS pada data *out sample* dengan langkah sama seperti yang dijelaskan pada langkah 4.

#### Langkah 6

Mengaplikasikan model logit MARS pada data *out sample* guna memprediksi adanya perubahan terhadap jarak pandang mata pasca operasi pada pasien katarak dengan langkah sebagai berikut:

(1.) Mensubstitusikan fungsi basis yang telah diperoleh sesuai faktor-faktor yang mempengaruhi ke model logit MARS sehingga menemukan nilai peluang.

(2.) Memperoleh hasil prediksi dengan membandingkan nilai peluang yang telah diperoleh dengan titik potong yang telah ditentukan.

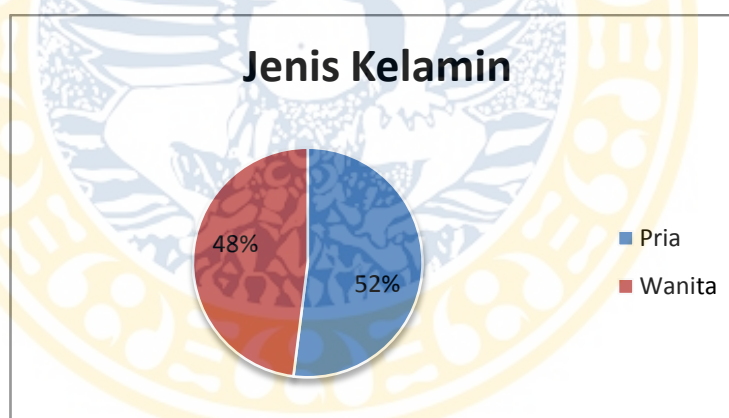
## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Deskriptif Statistik Pasien Katarak

Deskriptif statistik jarak pandang pasien katarak pasca operasi dilakukan untuk mengetahui karakteristik pasien yang menderita katarak. Dalam mendeskripsikan sebaran suatu variabel, digunakan beberapa bentuk penyajian data, yaitu dengan menggunakan tabel, diagram lingkaran maupun diagram batang.

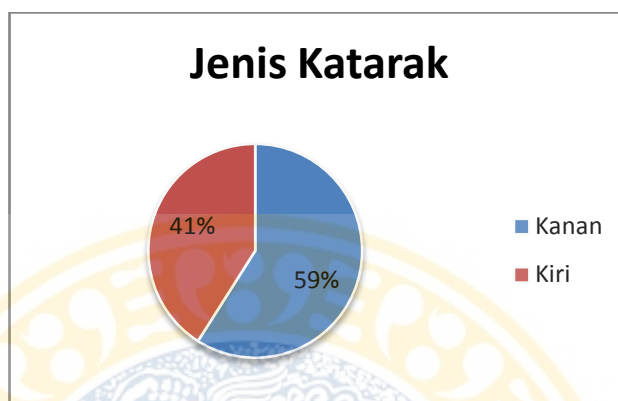
Salah satu faktor yang terkait dengan jarak pandang pasien katarak pasca operasi adalah jenis kelamin, berikut ini merupakan gambaran diagram lingkaran jenis kelamin pasien katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur:



**Gambar 4.1** Jenis Kelamin Pasien Katarak

Berdasarkan Gambar 4.1 yang merupakan diagram lingkaran deskripsi jenis kelamin pasien katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Surabaya, dapat diketahui bahwa jumlah pasien yang berjenis kelamin wanita sejumlah 48 pasien (48%) lebih kecil dibandingkan pasien yang berjenis kelamin pria sejumlah 52 pasien (52%).

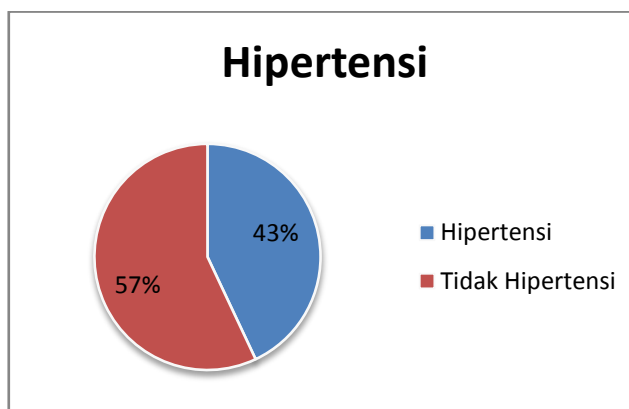
Selain faktor jenis kelamin, faktor jenis katarak dapat menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi jarak pandang pasien katarak pasca operasi. Variabel jenis katarak pada pasien katarak disajikan pada Gambar 4.2 sebagai berikut:



**Gambar 4.2** Jenis Katarak pada Pasien Katarak

Berdasarkan Gambar 4.2 yang merupakan diagram lingkaran deskripsi jenis katarak pada pasien pasien katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur, dapat diketahui bahwa pasien yang memiliki katarak pada mata kanan sejumlah 59 pasien (59%) lebih besar dari pasien yang memiliki katarak pada mata kiri sejumlah 41 pasien (41%).

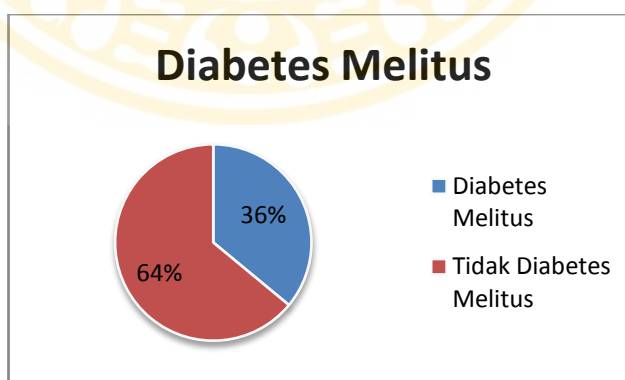
Faktor hipertensi juga dapat menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi jarak pandang pasien katarak pasca operasi. Variabel hipertensi disajikan pada Gambar 4.3 sebagai berikut:



**Gambar 4.3** Hipertensi pada Pasien Katarak

Berdasarkan Gambar 4.3 yang merupakan diagram lingkaran deskripsi hipertensi pada pasien katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur, dapat diketahui bahwa jumlah pasien yang memiliki hipertensi sejumlah 43 pasien (43%) lebih kecil dari jumlah pasien yang tidak memiliki hipertensi sejumlah 57 pasien (57%).

Faktor diabetes mellitus juga dapat menjadi salah satu faktor yang mempengaruhi jarak pandang pasien katarak pasca operasi. Variabel diabetes mellitus pada pasien katarak disajikan pada Gambar 4.4 sebagai berikut:



**Gambar 4.4** Diabetes Mellitus pada Pasien Katarak

Berdasarkan Gambar 4.4 yang merupakan diagram lingkaran deskripsi diabetes mellitus pada pasien katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur, dapat



diketahui bahwa jumlah pasien yang tidak memiliki diabetes mellitus sejumlah 64 pasien (64%) lebih besar dari jumlah pasien yang memiliki diabetes mellitus sejumlah 36 pasien (36%).

#### 4.2 Pemodelan Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi Menggunakan Pendekatan MARS

Pembentukan model regresi logistik biner pada jarak pandang pasien katarak pasca operasi menggunakan pendekatan MARS dengan fungsi basis (BF) yang digunakan adalah dua sampai empat kali banyaknya variabel prediktor yakni 14, 21 dan 28. Nilai maksimum interaksi (MI) sebesar 1,2 dan 3 serta nilai minimum observasi (MO) yang digunakan yakni 0, 1, 2 dan 3. Berdasarkan Lampiran 3., terdapat kombinasi antara MI dan MO dengan BF = 14, diperoleh hasil seperti disajikan pada Tabel 4.1.

**Tabel 4.1** Model pada Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan MARS (BF = 14)

NO	BF	MI	MO	GCV	JUMLAH VARIABEL	R2	Ketepatan Klasifikasi
1	14	1	0	0,195	1	0,240	77,50%
2	14	1	1	0,196	1	0,240	77,50%
3	14	1	2	0,183	1	0,286	78,75%
<b>4</b>	<b>14</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>0,183</b>	<b>1</b>	<b>0,286</b>	<b>78,75%</b>
5	14	2	0	0,186	1	0,276	78,75%
6	14	2	1	0,200	1	0,222	77,50%
7	14	2	2	0,186	1	0,276	78,75%
8	14	2	3	0,196	1	0,276	78,75%
9	14	3	0	0,187	1	0,272	78,75%
10	14	3	1	0,185	1	0,277	76,25%
11	14	3	2	0,186	1	0,275	78,75%
12	14	3	3	0,185	1	0,280	78,75%

Berdasarkan Tabel 4.1, diperoleh model MARS pada tingkat risiko kebutaan pasien katarak dengan  $BF = 14$  diperoleh model terbaik yaitu pada nomor 4 ( $BF = 14$ ,  $MI = 1$ ,  $MO = 3$ ) yang memiliki nilai GCV minimum sebesar 0,183 dengan  $R^2 = 0,286$  dan variabel prediktor yang masuk dalam model sebanyak 1.

Berdasarkan Lampiran 4., terdapat kombinasi antara MI dan MO dengan  $BF = 21$ , diperoleh hasil seperti disajikan pada Tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Model pada Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan MARS ( $BF = 21$ )

NO	BF	MI	MO	GCV	JUMLAH VARIABEL	$R^2$	Ketepatan Klasifikasi
1	21	1	0	0,184	1	0,284	78,75%
2	21	1	1	0,194	1	0,242	77,50%
3	21	1	2	0,196	1	0,234	77,50%
<b>4</b>	<b>21</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>0,184</b>	<b>1</b>	<b>0,284</b>	<b>78,75%</b>
5	21	2	0	0,187	1	0,271	78,75%
6	21	2	1	0,200	1	0,221	77,50%
7	21	2	2	0,187	1	0,271	78,75%
8	21	2	3	0,186	1	0,274	78,75%
9	21	3	0	0,187	1	0,270	78,75%
10	21	3	1	0,186	1	0,275	78,75%
11	21	3	2	0,187	1	0,270	78,75%
12	21	3	3	0,185	1	0,277	78,75%

Berdasarkan Tabel 4.2, diperoleh model MARS pada tingkat risiko kebutaan pasien katarak dengan  $BF = 21$  (tiga kali jumlah variabel prediktor) diperoleh model terbaik yaitu pada nomor 4 ( $BF = 21$ ,  $MI = 1$ ,  $MO = 3$ ) yang memiliki nilai GCV minimum 0,184 dengan  $R^2 = 0,284$  dan variabel prediktor yang masuk dalam model sebanyak 1.

Berdasarkan Lampiran 5., terdapat kombinasi antara MI dan MO dengan BF = 28, diperoleh hasil seperti disajikan pada Tabel 4.3.

**Tabel 4.3** Model pada Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dengan MARS (BF = 28)

NO	BF	MI	MO	GCV	JUMLAH VARIABEL	R <sup>2</sup>	Ketepatan Klasifikasi
1	28	1	0	0,197	1	0,231	77,50%
2	28	1	1	0,195	1	0,239	77,50%
3	28	1	2	0,197	1	0,232	77,50%
4	28	1	3	0,184	1	0,283	78,75%
5	28	2	0	0,188	1	0,268	78,75%
6	28	2	1	0,200	1	0,219	77,50%
7	28	2	2	0,187	1	0,271	78,75%
8	28	2	3	0,187	1	0,271	78,75%
9	28	3	0	0,188	1	0,268	78,75%
10	28	3	1	0,201	1	0,217	77,50%
11	28	3	2	0,186	1	0,273	78,75%
<b>12</b>	<b>28</b>	<b>3</b>	<b>3</b>	<b>0,174</b>	<b>4</b>	<b>0,322</b>	<b>82,50%</b>

Berdasarkan Tabel 4.3, diperoleh model MARS pada tingkat risiko kebutaan pasien katarak dengan BF = 28 (empat kali jumlah variabel prediktor) diperoleh model terbaik yaitu pada nomor 12 ( $BF = 28$ ,  $MI = 3$ ,  $MO = 3$ ) yang memiliki nilai GCV minimum 0,174 dengan  $R^2 = 0,322$  dan variabel prediktor yang masuk dalam model sebanyak 4.

Dari keseluruhan model yang diperoleh dengan cara *trial and error* serta kombinasi antara nilai BF, MI dan MO untuk variabel prediktor berdasarkan nilai GCV yang paling minimum maka model pendekatan MARS terbaik yaitu terjadi pada model nomor 12 pada BF = 28 dengan nilai  $BF=28$ ,  $MI=3$  dan  $MO=3$ .

Model MARS terbaik yang diperoleh untuk jarak pandang pasien katarak pasca operasi yakni sebagai berikut:

$$\hat{f}(x)=0,109+1,286* BF_2-10,579*BF_{13}-9,379*BF_{23} \quad (4.1)$$

Berdasarkan persamaan 4.1 diperoleh probabilitas jarak pandang pada pasien katarak pasca operasi mengalami perubahan yakni:

$$\pi(x)=\frac{e^{(0,109+1,286* BF_2-10,579*BF_{13}-9,379*BF_{23})}}{1+e^{(0,109+1,286* BF_2-10,579*BF_{13}-9,379*BF_{23})}} \quad (4.2)$$

Berdasarkan Lampiran 5., pada output MARS dengan BF = 28, diperoleh tingkat kepentingan variabel prediktor seperti Tabel 4.4 sebagai berikut:

**Tabel 4.4.**Tingkat Kepentingan Variabel Prediktor

Variabel	Tingkat Kepentingan	-GCV
X <sub>3</sub>	100%	0,270
X <sub>5</sub>	36,60%	0,187
X <sub>4</sub>	34,24%	0,185
X <sub>7</sub>	34,24%	0,185

Berdasarkan pada Tabel 4.4, maka dapat diketahui bahwa jika variabel X<sub>3</sub> dimasukkan dalam model maka nilai GCV akan berkurang sebesar 0,270, variabel X<sub>5</sub> jika dimasukkan dalam model maka nilai GCV berkurang 0,187 ,variabel X<sub>4</sub> jika dimasukkan dalam model maka nilai GCV berkurang 0,185 , dan variabel X<sub>7</sub> jika dimasukkan dalam model maka nilai GCV berkurang 0,185.

Pada Tabel 4.4, dapat diketahui juga bahwa variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon tingkat risiko kebutaan pasien katarak yaitu jarak pandang pasien sebelum operasi (X<sub>3</sub>), jenis katarak (X<sub>4</sub>), hipertensi (X<sub>5</sub>) ,

dan rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ). Dalam penelitian ini diketahui pula tingkat kepentingan variabel yakni jarak pandang pasien katarak sebelum operasi sebesar 100%, hipertensi sebesar 36,60%, jenis katarak 34,24% dan rata-rata tekanan bola mata sebesar 34,24%.

Selanjutnya pada masing-masing model MARS yang telah diperoleh dari ketujuh faktor dilakukan pengujian koefisien BF yang meliputi uji serentak dan uji individu.

a. Uji Serentak Koefisien BF Model MARS

Pengujian secara serentak atau bersamaan terhadap BF yang terdapat dalam model MARS bertujuan untuk mengetahui apakah secara umum model yang terpilih merupakan model yang sesuai dan menunjukkan hubungan yang tepat antara variabel prediktor dan respon.

Hipotesis yang digunakan yakni sebagai berikut:

$$H_0 : a_2 = a_{13} = a_{23} = 0$$

$$H_1 : \text{paling tidak ada satu } a_j \neq 0$$

dengan,  $a_j$  adalah koefisien BF ke- $j$  yang masuk dalam model dan  $j=2, 13, \text{ dan } 23$ .

Berdasarkan hasil pengolahan MARS dapat diketahui bahwa nilai  $F$  sebesar 22,241. Informasi selengkapnya dapat dilihat pada tabel *ordinary least squares results* pada Lampiran 5. Dengan menggunakan  $\alpha$  sebesar 0,05 diperoleh  $F_{0,05(4,76)} = 2,49$ . Daerah kritis yang dihasilkan  $F > 2,49$ , maka keputusan yang diambil yakni menolak  $H_0$  yang artinya paling sedikit ada satu  $a_j$  tidak sama dengan nol atau dapat dinyatakan bahwa minimal

terhadap satu BF yang memuat variabel prediktor yang berpengaruh terhadap variabel respon.

b. Uji Parsial Koefisien BF Model MARS

Uji selanjutnya yakni uji secara parsial atau individu yang bertujuan untuk mengetahui apakah BF yang terbentuk mempunyai pengaruh signifikan terhadap model, selain itu juga untuk mengetahui apakah model yang memuat BF tersebut mampu menggambarkan keadaan data sebenarnya. Hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$$H_0 : a_j = 0$$

$$H_1 : a_j \neq 0$$

dengan,  $a_j$  adalah yang masuk dalam model dan  $j = 2, 13, \text{ dan } 23$ . Dengan menggunakan  $\alpha$  sebesar 0,05 maka diperoleh nilai  $t_{\left(\frac{\alpha}{2}, v\right)} = t_{(0,025,76)} = 2,286$ . Tolak  $H_0$  apabila nilai  $|t| > 2,286$ .

Berdasarkan Lampiran 5., pada tabel *ordinary least squares results*, berikut disajikan hasil pengujian parsial model MARS pada tabel 4.5.

**Tabel 4.5.** Uji Parsial Model MARS

Parameter	Estimasi	Standar Error	$t_{\text{statistik}}$	Keputusan
Konstanta	0,109	0,067	5,646	Tolak $H_0$
$BF_2$	1,286	0,670	7,894	Tolak $H_0$
$BF_{13}$	-10,579	2,681	-3,574	Tolak $H_0$
$BF_{23}$	-9,379	0,946	3,570	Tolak $H_0$

Berdasarkan Tabel 4.5., terlihat bahwa semua fungsi mempunyai nilai signifikan sehingga keputusan yang diambil yakni menolak  $H_0$  yang berarti semua BF dalam model berpengaruh signifikan terhadap model.

### 4.3 Interpretasi Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi dalam Model MARS

Model terbaik untuk faktor yang mempengaruhi jarak pandang pasien katarak pasca operasi dituliskan pada persamaan (4.2). Berdasarkan model tersebut diketahui bahwa terdapat empat variabel prediktor yang mempengaruhi variabel respon, dengan melalui beberapa interaksi yang telah dilakukan maka didapatkan banyaknya BF yang merupakan komponen interaksi dari BF lainnya yaitu  $BF_2$ ,  $BF_{12}$ ,  $BF_{13}$ ,  $BF_{20}$ ,  $BF_{22}$ , dan  $BF_{23}$ . Model yang tertulis pada persamaan (4.2) sebagai berikut:

$$1. \quad BF_2 = \max (0; 0,150 - X_3)$$

$$= \begin{cases} 0,150 - X_3 & ; \quad X_3 < 0,150 \\ 0 & ; \text{ untuk yang lain} \end{cases}$$

$BF_2$  bernilai  $(0,150 - X_3)$  jika jarak pandang pasien katarak sebelum operasi ( $X_3$ ) kurang dari 0,150 meter, sedangkan  $BF_2$  bernilai 0 jika  $X_3 > 0,150$  meter. Apabila dimasukkan kedalam model logit MARS dengan menganggap variabel diluar  $X_3$  tetap maka pada jarak pandang pasien katarak sebelum operasi ( $X_3$ ) sebesar 0,67 meter memiliki peluang keberhasilan 0,109, sedangkan pada  $X_3$  sebesar 0,1 meter memiliki peluang keberhasilan 0,777. Artinya pasien katarak yang menginginkan keberhasilan pada jarak pandang pasca operasi positif harus memiliki jarak pandang sebelum operasi kurang dari 0,150 meter.

$$\begin{aligned}
2. \quad BF_{13} &= \max (0; X_7 - 7,450) * BF_{12} \\
&= \max (0; X_7 - 7,450) * (X_4 = 1) * \max (0; 0,150 - X_3) \\
&= \begin{cases} (X_7 - 7,450) (0,150 - X_3) & ; \quad X_7 > 7,450, X_4 = 1, \text{ dan } X_3 < 0,150 \\ 0 & ; \quad \text{untuk yang lain} \end{cases}
\end{aligned}$$

$BF_{13}$  bernilai  $(X_7 - 7,450) (0,150 - X_3)$  jika rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ) lebih dari 7,450 mmHg, jenis katarak ( $X_4$ ) berkategori 1 (jenis katarak pada mata kanan), dan jarak pandang sebelum operasi ( $X_3$ ) kurang dari 0,150 meter, sedangkan  $BF_{13}$  bernilai 0 jika  $X_7 < 7,450$  mmHg,  $X_4$  berkategori 0 (jenis katarak pada mata kiri), dan  $X_3 > 0,150$  meter. Apabila dimasukkan kedalam model logit MARS dengan menganggap variabel diluar  $X_3, X_4, X_7$  tetap maka pada jarak pandang sebelum operasi ( $X_3$ ) sebesar 0,67 meter; jenis katarak ( $X_4$ ) berkategori 0 (jenis katarak pada mata kiri) dan rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ) sebesar 7,35 mmHg memiliki peluang keberhasilan 0,190; sedangkan pada  $X_3$  sebesar 0,1 meter ;  $X_4$  kategori 1 (jenis katarak pada mata kanan); dan  $X_7$  sebesar 7,5 mmHg memiliki peluang keberhasilan 0,517, artinya pasien katarak yang menginginkan keberhasilan pada jarak pandang pasca operasi positif harus memiliki jarak pandang sebelum operasi kurang dari 0,150 meter, jenis katarak pada mata kanan, dan rata-rata tekan bola mata lebih dari 7,45 mmHg.



$$\begin{aligned}
3. \quad BF_{23} &= \max (0, X_7 - 7,700) * BF_{22} \\
&= \max (0, X_7 - 7,700) * (X_5 = 1) * (X_4 = 1) \\
&= \begin{cases} (X_7 - 7,700); & X_7 > 7,700, X_5 = 1, \text{ dan } X_4 = 1 \\ 0 & ; \text{ untuk yang lain} \end{cases}
\end{aligned}$$

$BF_{23}$  bernilai  $(X_7 - 7,700)$  jika nilai rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ) lebih dari 7,700 mmHg, riwayat hipertensi ( $X_5$ ) kategori 1 (memiliki riwayat hipertensi), dan jenis katarak ( $X_4$ ) kategori 1 (jenis katarak pada mata kanan), sedangkan  $BF_{23}$  bernilai 0 jika  $X_7 < 7,700$  mmHg,  $X_5$  kategori 0 (tidak memiliki riwayat hipertensi), dan  $X_4$  kategori 0 (jenis katarak pada mata kiri). Apabila dimasukkan kedalam model logit MARS dengan menganggap variabel diluar  $X_4, X_5, X_7$  tetap maka pada jenis katarak ( $X_4$ ) kategori 0 (jenis katarak mata kiri); riwayat hipertensi pada pasien katarak ( $X_5$ ) kategori 0 (tidak memiliki riwayat hipertensi) dan rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ) sebesar 7 mmHg memiliki peluang keberhasilan 0,109; sedangkan pada  $X_4$  kategori 1 (jenis katarak mata kanan);  $X_5$  kategori 1 (memiliki riwayat hipertensi) dan  $X_7$  sebesar 7,85 mmHg memiliki peluang keberhasilan 0.517, artinya pasien katarak yang menginginkan keberhasilan pada jarak pandang pasca operasi positif harus memiliki jenis katarak pada mata kanan, memiliki riwayat hipertensi, dan rata-rata tekanan bola mata lebih dari 7,7 mmHg.

Selanjutnya menginterpretasikan *odds ratio*, yang merupakan ukuran risiko atau kecenderungan untuk mengalami kejadian tertentu antara satu kategori dengan kategori lainnya. Tabel *odds ratio* yang disajikan dalam Tabel 4.6.

**Tabel 4.6.** *Odds Ratio* pada BF

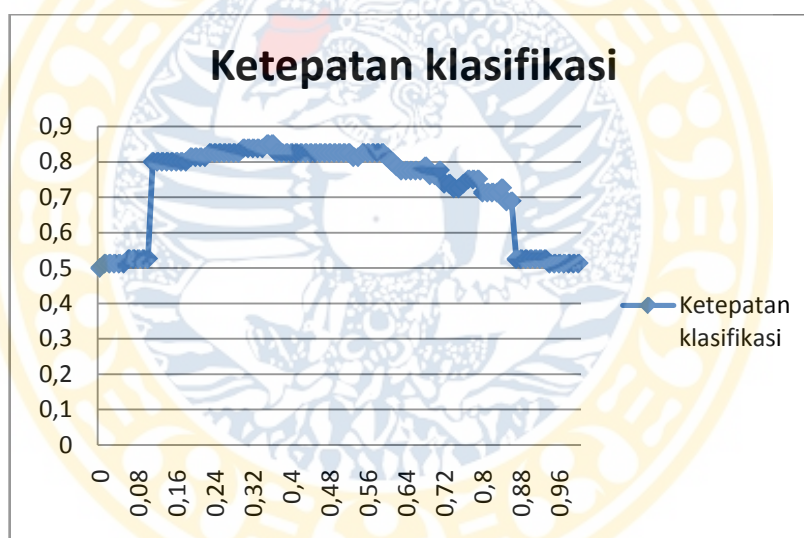
No.	BF	Koefisien	<i>Odds Ratio</i>
1	BF <sub>2</sub>	1,286	3,618
2	BF <sub>13</sub>	-10,579	0,025
3	BF <sub>23</sub>	-9,379	0,084

Interpretasi nilai *odds ratio* pada Tabel 4.6 adalah:

1. BF<sub>2</sub> mempunyai nilai *odds ratio* sebesar 3,618 hal ini menunjukkan bahwa seorang pasien katarak yang jarak pandang sebelum operasi kurang dari 0,150 meter memiliki kecenderungan adanya perubahan jarak pandang pasca operasi sebesar 3,618 kali dibandingkan dengan seorang pasien katarak yang jarak pandang sebelum operasi lebih dari 0,150 meter.
2. BF<sub>13</sub> mempunyai nilai *odds ratio* sebesar 0,025 hal ini menunjukkan bahwa seorang pasien katarak yang memiliki rata-rata tekanan bola mata lebih dari 7,450 mmHg, jenis katarak pada mata kanan, dan jarak pandang sebelum operasi kurang dari 0,150 meter memiliki kecenderungan adanya perubahan pada jarak pandang pasca operasi sebesar 0,025 kali dibandingkan dengan seorang pasien katarak yang memiliki rata-rata tekanan bola mata kurang dari 0,7450 mmHg, jenis katarak pada mata kiri, dan jarak pandang sebelum operasi lebih dari 0,150 meter.
3. BF<sub>23</sub> mempunyai nilai *odds ratio* sebesar 0,084 hal ini menunjukkan bahwa seorang pasien katarak yang memiliki rata-rata tekanan bola mata lebih dari

7,700 mmHg, jenis katarak pada mata kanan, dan memiliki hipertensi memiliki kecenderungan adanya perubahan pada jarak pandang pasca operasi sebesar 0,084 kali dibandingkan dengan seorang pasien katarak yang memiliki rata-rata tekanan bola mata kurang dari 7,700 mmHg, jenis katarak pada mata kiri, dan tidak memiliki hipertensi.

Berdasarkan *output threshold* pada program MARS yang diperoleh dari data *in sample* (Lampiran 6.), dapat dibentuk grafik ketepatan klasifikasi *cutpoint* atau titik potong seperti sebagai berikut:



**Gambar 4.6.** Grafik *Cut Point* terhadap Ketepatan Klasifikasi

Dapat dilihat dari Gambar 4.6., bahwa titik 0,00 memiliki ketepatan klasifikasi 0,5, dilanjutkan dengan titik 0,01-0,05 memiliki ketepatan klasifikasi yang sama yaitu 0,512, selanjutnya titik 0,06-0,10 memiliki ketepatan klasifikasi yang sama yaitu sebesar 0,525, dilanjutkan titik 0,11-0,18, memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,8, selanjutnya titik 0,19-0,22 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,813, dilanjutkan titik 0,23-0,29 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar

0,835, selanjutnya titik 0,30-0,34 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,838, dilanjutkan titik 0,35-0,36 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,85, dilanjutkan titik 0,37-0,52 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,825, selanjutnya titik 0,53-0,54 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,813, dilanjutkan titik 0,55-0,59 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,825, titik 0,6 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,813, titik 0,61 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,8, titik 0,62 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,787, selanjutnya titik 0,63-0,67 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,775, titik 0,68 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,787, dilanjutkan titik 0,69-0,70 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,762, titik 0,71 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,775, selanjutnya titik 0,72-0,73 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,738, titik 0,74-0,75 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,725, titik 0,76 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,738, dilanjutkan titik 0,77-0,79 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,75, titik 0,80-0,83 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,713, titik 0,84 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,725, selanjutnya titik 0,85-0,86 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,688, dilanjutkan titik 0,87-0,93 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,525, dan titik 0,94-1 memiliki ketepatan klasifikasi sebesar 0,512. Berdasarkan paparan yang telah dijelaskan, maka ditentukan titik potong untuk menentukan hasil prediksi yaitu yang memiliki ketepatan klasifikasi paling tinggi sebesar 0,85 dan diantara titik-titik yang memiliki ketepatan klasifikasi tertinggi dipilih titik potong yang tertinggi pula yaitu titik 0,36.

Berdasarkan *output threshold*, dengan *cut point* yang sudah ditentukan sebesar 0,36 maka dapat dihitung ketepatan klasifikasi model MARS

menggunakan nilai *APPER*. *APPER* (*Apparent Error Rate*) merupakan suatu nilai yang digunakan untuk melihat peluang kesalahan dalam mengklasifikasi objek. Berikut ini disajikan hasil ketepatan klasifikasi pada Tabel 4.7.

**Tabel 4.7.** Ketepatan Klasifikasi Model MARS pada Data *In Sample*

		Prediksi		Total Observasi
		Tidak Ada Perubahan	Ada Perubahan	
Observasi	Tidak Ada Perubahan	31	9	40
	Ada Perubahan	5	35	40
Total Prediksi		36	44	80

Rumus yang digunakan dalam menghitung peluang kesalahan dalam pengklasifikasian objek adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 APPER &= \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \times 100\% \\
 &= \frac{9+5}{80} \times 100\% \\
 &= 17,5\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan dengan menggunakan rumus *APPER*, diperoleh peluang kesalahan dalam pengklasifikasian objek sebesar 17,5%. Maka ketepatan klasifikasinya sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 \text{Ketepatan Klasifikasi} &= 100\% - APPER \\
 &= 100\% - 17,5\% \\
 &= 82,5\%
 \end{aligned}$$

Jadi, diperoleh ketepatan klasifikasinya sebesar 82,5%.

Untuk mengetahui kestabilan dalam ketepatan klasifikasi tentang sejauh mana kelompok-kelompok dapat dipisahkan dengan menggunakan variabel yang ada maka dapat diuji dengan membandingkan nilai *Press's Q* dengan nilai tabel *Chi-Square* yang berderajat bebas 1. Untuk menguji digunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Hasil klasifikasi model tidak stabil/tidak konsisten

$H_1$  : Hasil klasifikasi model stabil/konsisten

Apabila nilai *Press's Q* yang diperoleh lebih besar daripada nilai *Chi-Square* dengan derajat bebas 1, maka  $H_0$  ditolak dan disimpulkan bahwa model yang dihasilkan stabil atau konsisten. Perhitungan nilai *Press's Q* dilakukan dengan memakai rumus:

$$Press'sQ = \frac{(N - (nK))^2}{N(K - 1)}$$

dengan

$N$  : Jumlah total sampel

$n$  : Jumlah individu yang tepat diklasifikasi

$K$  : Jumlah kelompok

Pada penelitian yang dihasilkan banyak sampel yang diambil  $N$  adalah 80, jumlah individu yang tepat diklasifikasi  $n$  adalah 66, serta jumlah kelompok  $K$  adalah 2. Dengan demikian nilai *Press's Q* sebesar:

$$\text{Press's } Q = \frac{(80 - (66 \times 2))^2}{80(2 - 1)} = 33,8$$

Di sisi lain, nilai tabel *Chi-Square* dengan derajat bebas 1 dan taraf keberartian 0,05 adalah  $\chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$ . Oleh karena nilai *Press's Q*  $> \chi^2_{(0,05;1)}$ , maka  $H_0$  ditolak sehingga disimpulkan bahwa model yang dihasilkan stabil atau konsisten.

Selanjutnya dengan *cut point* yang sudah ditentukan sebesar 0,36 maka dapat dihitung ketepatan klasifikasi model MARS pada data *out sample* menggunakan nilai *APPER*. Berikut ini disajikan hasil ketepatan klasifikasi pada Tabel 4.8.

**Tabel 4.8.** Ketepatan Klasifikasi Model MARS pada Data *Out Sample*

		Prediksi		Total Observasi
		Tidak Ada Perubahan	Ada Perubahan	
Observasi	Tidak Ada Perubahan	8	2	10
	Ada Perubahan	0	10	10
Total Prediksi		8	12	20

Rumus yang digunakan dalam menghitung peluang kesalahan dalam pengklasifikasian objek adalah sebagai berikut:

$$\text{APPER} = \frac{n_{12} + n_{21}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}} \times 100\%$$

$$= \frac{0+2}{20} \times 100\%$$

$$= 10\%$$

Berdasarkan hasil perhitungan dengan menggunakan rumus *APPER*, diperoleh peluang kesalahan dalam pengklasifikasian objek sebesar 10%. Maka ketepatan klasifikasinya sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \text{Ketepatan Klasifikasi} &= 100\% - \text{APPER} \\ &= 100\% - 10\% \\ &= 90\% \end{aligned}$$

Jadi, diperoleh ketepatan klasifikasinya sebesar 90%.

Untuk mengetahui kestabilan dalam ketepatan klasifikasi tentang sejauh mana kelompok-kelompok dapat dipisahkan dengan menggunakan variabel yang ada maka dapat diuji dengan membandingkan nilai *Press's Q* dengan nilai tabel *Chi-Square* yang berderajat bebas 1.

Untuk menguji digunakan hipotesis sebagai berikut:

$H_0$  : Hasil klasifikasi model tidak stabil/tidak konsisten

$H_1$  : Hasil klasifikasi model stabil/konsisten

Apabila nilai *Press's Q* yang diperoleh lebih besar daripada nilai *Chi-Square* dengan derajat bebas 1, maka  $H_0$  ditolak dan disimpulkan bahwa model yang dihasilkan stabil atau konsisten. Perhitungan nilai *Press's Q* dilakukan dengan memakai rumus:

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



dengan :

$N$  = Jumlah total sampel

$n$  = Jumlah individu yang tepat diklasifikasi

$K$  = Jumlah kelompok

Pada penelitian yang dihasilkan banyak sampel yang diambil  $N$  adalah 20, jumlah individu yang tepat diklasifikasi  $n$  adalah 18, serta jumlah kelompok  $K$  adalah 2. Dengan demikian nilai *Press's Q* sebesar:

$$\text{Press's } Q = \frac{(20 - (18 \times 2))^2}{20(2 - 1)} = 12,8$$

Di sisi lain, nilai tabel *Chi-Square* dengan derajat bebas 1 dan taraf keberartian 0,05 adalah  $\chi^2_{(0,05;1)} = 3,841$ . Oleh karena nilai *Press's Q*  $> \chi^2_{(0,05;1)}$ , maka  $H_0$  ditolak sehingga disimpulkan bahwa model yang dihasilkan stabil atau konsisten.

Berdasarkan model pada persamaan (4.2) jika diaplikasikan ke data *outsample* (Lampiran 8.) maka didapatkan hasil sebagai berikut:

1. Pada data *out sample* nomor 1 diketahui bahwa pasien katarak mempunyai variabel prediktor sebagai berikut :

$$X_1 = 61, X_2 = 1, X_3 = 0,1, X_4 = 1, X_5 = 1, X_6 = 1, X_7 = 7,86$$

kemudian dihitung untuk masing-masing nilai BF yaitu :

$$BF_2 = 0,05, BF_{13} = 0,02, BF_{23} = 0,16$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * 0,05 - 10,579 * 0,02 - 9,379 * 0,16)}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * 0,05 - 10,579 * 0,02 - 9,379 * 0,16)}}$$

$$\pi(x) = 0,175$$

Dapat disimpulkan bahwa nilai  $\pi(x)$  kurang dari nilai *cut point* yang artinya bahwa pasien katarak diprediksi mengalami perubahan pada jarak pandang pasca operasi yang tetap atau negatif dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi.

2. Pada data *out sample* nomor 2 diketahui bahwa pasien katarak mempunyai variabel prediktor sebagai berikut :

$$X_1 = 62, X_2 = 0, X_3 = 0,15, X_4 = 1, X_5 = 1, X_6 = 0, X_7 = 8,02$$

kemudian dihitung untuk masing-masing nilai BF yaitu:

$$BF_2 = 0, BF_{13} = 0, BF_{23} = 0,32$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * 0 - 10,579 * 0 - 9,379 * 0,32)}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * 0 - 10,579 * 0 - 9,379 * 0,32)}}$$

$$\pi(x) = 0,053$$

Dapat disimpulkan bahwa nilai  $\pi(x)$  kurang dari nilai *cut point* yang artinya bahwa pasien katarak diprediksi mengalami perubahan pada jarak pandang pasca operasi yang tetap atau negatif dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi.

3. Pada data *out sample* nomor 7 diketahui bahwa pasien katarak mempunyai variabel prediktor sebagai berikut :

$$X_1 = 58, X_2 = 0, X_3 = 0,01, X_4 = 1, X_5 = 1, X_6 = 1, X_7 = 7,72$$

kemudian dihitung untuk masing-masing nilai BF yaitu :

$$BF_2 = 0,05, BF_{13} = 0,014, BF_{23} = 0,02$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * 0,05 - 10,579 * 0,014 - 9,379 * 0,02)}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * 0,05 - 10,579 * 0,014 - 9,379 * 0,02)}}$$

$$\pi(x) = 0,460$$

Dapat disimpulkan bahwa nilai  $\pi(x)$  lebih dari nilai *cut point* yang artinya bahwa pasien katarak diprediksi mengalami perubahan pada jarak pandang pasca operasi yang positif dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi.

4. Pada data *out sample* nomor 14 diketahui bahwa pasien katarak mempunyai variabel prediktor sebagai berikut :

$$X_1 = 62, X_2 = 1, X_3 = 0,017, X_4 = 0, X_5 = 0, X_6 = 0, X_7 = 7,96$$

kemudian dihitung untuk masing-masing nilai BF yaitu :

$$BF_2 = 0,133, BF_{13} = 0, BF_{23} = 0$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}$$

$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * 0,133 - 10,579 * 0 - 9,379 * 0)}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * 0,133 - 10,579 * 0 - 9,379 * 0)}}$$

$$\pi(x) = 0,569$$

Dapat disimpulkan bahwa nilai  $\pi(x)$  lebih dari nilai *cut point* yang artinya bahwa pasien katarak diprediksi mengalami perubahan pada jarak pandang pasca operasi yang positif dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang dilakukan, dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Deskriptif statistik jarak pandang pasien katarak pasca operasi untuk mengetahui karakteristik pasien katarak, sebagai berikut:

Jumlah pasien yang berjenis kelamin wanita sejumlah 48 pasien (48%) lebih kecil daripada jumlah pasien yang berjenis kelamin pria sejumlah 52 pasien (52%). Jumlah pasien yang memiliki katarak pada mata kanan sejumlah 59 pasien (59%) lebih besar dari pasien yang memiliki katarak pada mata kiri sejumlah 41 pasien (41%). Jumlah pasien yang memiliki hipertensi sejumlah 43 pasien (43%) lebih kecil dari jumlah pasien yang tidak memiliki hipertensi sejumlah 57 pasien (57%). Jumlah pasien yang tidak memiliki diabetes mellitus sejumlah 64 pasien (64%) lebih besar dari jumlah pasien yang memiliki diabetes mellitus sejumlah 36 pasien (36%).

2. Model terbaik didapatkan pada kombinasi *Basis Function* (BF) sebesar 28, *Maximum Interaction* (MI) sebesar 3, *Minimum Object under knot* (MO) sebesar 3 dengan nilai GCV adalah 0,174 dengan ketepatan klasifikasi sebesar 82,50% yang diperoleh adalah sebagai berikut:

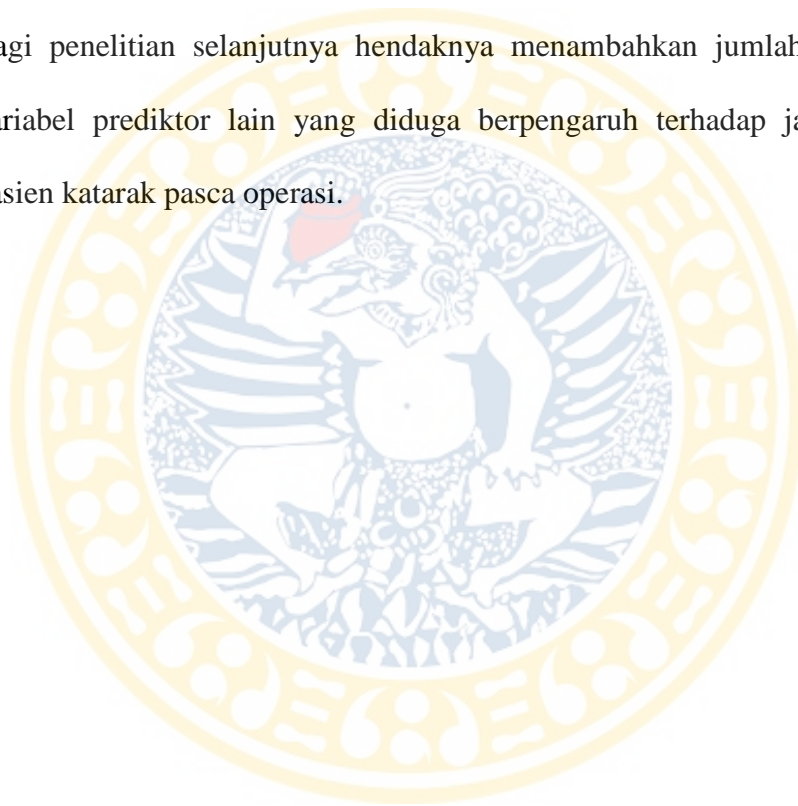
$$\pi(x) = \frac{e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}{1 + e^{(0,109 + 1,286 * BF_2 - 10,579 * BF_{13} - 9,379 * BF_{23})}}$$

3. Faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jarak pandang pasien katarak pasca operasi di RS Mata Masyarakat Jawa Timur pada bulan Januari-Maret tahun 2016 adalah variabel jarak pandang pasien katarak sebelum operasi ( $X_3$ ) dengan tingkat kepentingan 100%, variabel hipertensi ( $X_5$ ) dengan tingkat kepentingan 36,60%, variabel jenis katarak ( $X_4$ ) dengan tingkat kepentingan 34,24%, dan variabel rata-rata tekanan bola mata ( $X_7$ ) dengan tingkat kepentingan 34,24%. Nilai odds ratio yang tertinggi berada pada pasien katarak yang jarak pandang sebelum operasi kurang dari 0,150 meter memiliki kecenderungan mengalami perubahan pada jarak pandang pasca operasi yang positif dibandingkan dengan jarak pandang sebelum operasi sebesar 3,618 kali dibandingkan dengan pasien katarak yang jarak pandang sebelum operasi lebih dari 0,150 meter. Hasil dan pembahasan telah diperoleh nilai ketepatan klasifikasi pada data *in sample* sebesar 82,5% dan telah didapatkan nilai ketepatan klasifikasi pada data *out sample* sebesar 90%.

## 5.2 Saran

Berdasarkan hasil yang diperoleh dalam skripsi ini, saran yang diberikan yaitu :

1. Bagi RS Mata Masyarakat, bisa digunakan sebagai acuan untuk menganalisis faktor mana saja yang berpengaruh terhadap jarak pandang pasien katarak pasca operasi.
2. Bagi penelitian selanjutnya hendaknya menambahkan jumlah sampel dan variabel prediktor lain yang diduga berpengaruh terhadap jarak pandang pasien katarak pasca operasi.



## DAFTAR PUSTAKA

- Anonimus Phacoemulification* untuk katarak, 2010, <http://www.w3.org/1999/xhtml>, 2 Maret 2016.
- Bobrow JC, 2006, *Lens and Cataract American Academy of Ophthalmology*, San Fransisco.
- Cholifah, S. N. K., 2013, Pemodelan Penyakit Demam Berdarah Dengue di Surabaya dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS), *Skripsi*, Surabaya: Universitas Airlangga.
- Enggal, D., 2016, Pemodelan Tingkatan Stadium Penyakit Katarak dengan Pendekatan Model Regresi Logistik Ordinal, *Skripsi*, Surabaya: Universitas Airlangga.
- Eubank, R. L., 1988, *Nonparametric Regression and Spline Smoothing*, 2<sup>nd</sup> Edition, New York: Marcel Dekker, Inc.
- Fan, J. dan Gijbels, I., 1996, *Lokal Polynomial Modelling and It's Applications*, US: Chapman & Hall.
- Firdaus, F., 2012, Analisis Regresi Logistik Ordinal pada Faktor-Faktor Berpengaruh Terhadap Penyakit Katarak Bagi Pasien Penderita di Klinik Mata Utama Gresik, *Skripsi*, Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Fitrianty, D. A., 2013, Ketepatan Klasifikasi dengan Analisis Regresi Logistik dan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) pada Data dengan Peubah Respon Biner, *Student Journal*, 1(4).
- Friedman, J. H., 1991, Multivariate Adaptive Regression Splines, *Jurnal, The Annals of Statistics*, 19(1), 1 – 67.
- Gujarati, D. N., 2004, *Basic Econometric*, 4<sup>th</sup> Edition, New York: The McGraw-Hill Companies.
- Hastie, T. J. dan Tibshirani, R. J., 1990, *Generalized Additive Models*. Great Britain: AT&T Bell Laboratories.
- Hosmer, D. W. dan Lameshow, S., 2000, *Applied Logistic Regression*, 2<sup>nd</sup> Edition, New York: John Wiley & Sons Inc.
- Hutasoit H., 2009, Prevalensi Kebutaan Akibat Katarak di Kabupaten Tapanuli Selatan, *Tesis*, Medan: Universitas Sumatera Utara.

- Ilyas, S. 2006. Katarak Lensa Mata Keruh. Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia, *Skripsi*, Jakarta.
- Johnson, R. A. dan Dean W. W., *Applied Multivariate Statistical Analysis*, 2<sup>nd</sup> Edition, New Jersey: Prentice Hall International Inc.
- Kemenkes RI, 2014, *Info Data dan Informasi (InfoDATIN) Situasi Gangguan Penglihatan dan Kebutaan*, Jakarta: Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan Kementerian Kesehatan RI.
- Kemenkes RI, 2013, *Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) 2013*, Jakarta: Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan Kementerian Kesehatan RI.
- Khurana AK., 2007, *Community Ophthalmology in Comprehensive Ophthalmology*, Fourth Edition, Chapter 8, New Age International Limited Publisher, New Delhi.
- Mawati, E.D., 2009, Faktor faktor resiko yang berhubungan dengan kejadian penyakit katarak di RS Mata “Dr. YAP” Yogyakarta. *Skripsi*. Yogyakarta : Universitas Ahmad Dahlan.
- Nugraha, N., 2009, Regresi Polinomial Lokal, *Skripsi*, Depok: Universitas Indonesia.
- Otok, B. W., 2010, Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS) pada Pengelompokan Zona Musim Suatu Wilayah, *Jurnal, Statistika*, 10(2), 107 – 120.
- Pujiyanto, I T. 2004, Faktor – Faktor Risiko yang Mempengaruhi Kejadian Katarak Sinilis di Kota Semarang Tahun 2001. *Tesis*. Pasca Sarjana Departemen Epidemiologi Universitas Diponegoro. Semarang.
- Rodriguez, G., 2001, *Smoothing and Non-Parametric Regression*, New York: Spring
- Soeharjo. 2004. Faktor –Faktor Resiko, Penanganan Klinis dan Pengendalian Kebutaan Katarak. *Disertasi*. Universitas Gajah Mada.Yogyakarta.
- Salford System, 2013, MARS - Multivariate Adaptive Regression Splines, <http://www.salford-systems.com/products/mars>, 12 Februari 2016
- Tritias, A., 2012, Faktor-faktor yang Berhubungan dengan Katarak Degeneratif di RSUD Budhi Asih Tahun 2011, *Skripsi*, Jakarta: Universitas Indonesia.
- Vaughan & Asbury’s, 2007, *General Ophthalmology*, States Of America.
- Yogiantoro M, Suparjadi J, dan Kadi J. 1998. *Pedoman Diagnosis dan Terapi*. Ilmu Penyakit Mata RSUP Dr. Soetomo, Eds 1. Surabaya, 42-6.



**Lampiran 1.** Data Sekunder Rekam Medis Pasien Katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur (*in sample*)

No.	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0,08	0	61	1	0,1	1	1	1	7,86
0,092	0	62	0	0,1	1	1	0	8,02
0,05	0	47	0	0,5	1	1	0	7,79
0,01	0	47	1	0,05	1	1	0	7,31
0,08	0	54	0	0,15	1	0	0	7,27
0,003	0	70	0	0,003	1	1	1	7,68
0,15	0	58	0	0,15	1	0	0	7,72
0,006	0	65	1	0,03	1	1	0	8,05
0,003	0	53	0	0,2	1	0	0	7,53
0,003	0	57	1	0,003	1	1	0	7,83
0,017	0	64	0	0,025	0	1	1	7,47
0,017	0	83	0	0,4	1	1	0	7,57
0,017	0	72	0	0,017	1	1	0	7,99
0,3	0	74	1	0,4	1	1	0	8,1
0,15	0	59	0	0,5	1	1	0	7,19
0,15	0	64	1	0,15	1	1	0	7,78
0,003	0	37	1	0,003	1	1	0	7,91
0,003	0	70	0	0,003	1	1	1	7,95
0,1	0	33	1	0,1	1	0	0	7,6
0,012	0	73	0	0,67	1	0	0	7,59
0,001	0	56	1	0,003	1	1	1	8,08
0,012	0	73	0	0,04	0	1	1	7,72
0,003	0	66	0	0,005	1	1	1	7,97
0,003	0	45	1	0,004	1	1	1	7,96
0,04	0	31	0	0,13	1	1	1	8,27
0,02	0	45	1	0,03	1	1	1	7,99
0,04	0	43	0	0,15	1	1	0	7,94
0,033	0	75	1	0,25	1	1	0	7,73
0,001	0	62	1	0,017	1	1	1	7,93
0,001	0	60	1	0,002	1	1	1	7,95
0,001	0	45	0	0,003	1	0	1	8,03
0,006	0	67	1	0,01	1	1	1	7,9
0,01	0	69	0	0,04	1	1	1	7,99
0,001	0	59	1	0,018	1	1	1	8,17
0,002	0	50	0	0,002	1	1	1	8,06
0,033	0	34	0	0,5	1	1	1	8,08
0,003	0	54	0	0,003	1	1	1	7,93

Y.awal	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0,005	0	62	1	0,007	1	1	1	8,09
0,003	0	71	1	0,007	1	1	1	8,07
0,001	0	79	1	0,04	1	1	1	7,92
0,6	1	61	1	0,067	1	1	1	7,67
0,5	1	56	1	0,003	1	1	0	7,74
0,08	1	64	0	0,017	0	1	0	7,26
0,75	1	74	0	0,15	0	1	1	7,95
0,3	1	66	0	0,003	0	0	1	7,6
0,5	1	75	0	0,2	1	1	0	7,42
0,6	1	72	1	0,008	0	0	1	8,12
0,75	1	59	0	0,4	1	1	0	7,24
0,092	1	62	1	0,003	1	0	0	7,59
0,15	1	75	0	0,003	0	0	0	7,7
0,071	1	44	1	0,003	0	0	0	8,15
0,033	1	61	1	0,003	0	1	0	7,83
0,017	1	79	0	0,003	1	1	0	7,7
1	1	62	1	0,017	0	0	0	7,96
0,6	1	57	1	0,003	0	0	0	7,9
0,3	1	76	0	0,003	0	1	1	7,23
0,4	1	50	0	0,017	1	0	1	7,54
0,004	1	66	1	0,003	0	0	0	8,33
0,1	1	45	1	0,004	0	1	0	8
0,08	1	55	1	0,033	0	1	0	7,92
0,5	1	62	1	0,017	0	0	1	7,68
0,083	1	50	0	0,033	0	0	1	7,44
0,5	1	57	0	0,003	1	0	1	7,58
0,033	1	65	1	0,003	0	1	1	7,91
0,017	1	48	1	0,003	1	0	0	7,45
0,2	1	57	1	0,1	0	0	0	7,47
0,1	1	62	1	0,017	1	0	1	7,42
0,4	1	68	1	0,2	0	1	1	7,85
0,5	1	61	0	0,4	1	0	0	7,99
0,1	1	56	0	0,003	1	0	0	7,28
0,067	1	72	0	0,003	1	1	0	7,29
0,067	1	58	0	0,008	0	0	0	7,16
0,05	1	61	0	0,008	1	1	1	7,61
0,2	1	67	0	0,003	0	1	0	7,71
0,1	1	45	1	0,033	0	1	0	7,98
0,5	1	55	1	0,067	0	1	1	7,81
0,03	1	61	0	0,017	0	1	0	7,95

<b>Y.awal</b>	<b>Y</b>	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>X3</b>	<b>X4</b>	<b>X5</b>	<b>X6</b>	<b>X7</b>
0,067	1	72	1	0,003	0	0	0	7,38
0,75	1	68	1	0,008	1	1	0	7,36
0,89	1	59	1	0,003	1	1	1	7,55

**Keterangan:**

<b>Variabel</b>		<b>Keterangan</b>
<b>Variabel Respon (Y)</b>	Jarak Pandang Pasien Katarak Pasca Operasi	0 : Perubahan tetap atau negatif 1 : Perubahan Positif
	Usia ( $X_1$ )	
<b>Variabel Prediktor (<math>X_i</math>)</b>	Jenis Kelamin ( $X_2$ )	0 : Perempuan 1 : Laki-laki
	Jarak Pandang Pasien Katarak Sebelum Operasi ( $X_3$ )	
	Jenis Katarak ( $X_4$ )	0 : Katarak pada Mata Kiri 1 : Katarak pada Mata Kanan
	Hipertensi ( $X_5$ )	0 : Tidak Hipertensi 1 : Hipertensi
	Diabetes Mellitus ( $X_6$ )	0 : Tidak Diabetes Mellitus 1 : Diabetes Mellitus
	Rata-Rata Tekanan Bola Mata ( $X_7$ )	

**Lampiran 2.** Data Sekunder Rekam Medis Pasien Katarak di Rumah Sakit Mata Masyarakat Jawa Timur (*out sample*)

Y.awal	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7
0,8	0	61	1	0,1	1	1	1	7,86
0,092	0	62	0	0,15	1	1	1	8,02
0,005	0	47	0	0,015	1	1	1	8,09
0,01	0	47	1	0,015	1	1	1	7,81
0,08	0	54	0	0,1	1	1	1	7,87
0,003	0	70	0	0,003	1	1	1	7,78
0,015	0	58	0	0,1	1	1	1	7,72
0,003	0	65	1	0,005	1	1	1	8,05
0,003	0	53	0	0,002	1	1	1	7,83
0,003	0	57	1	0,003	1	0	0	7,83
0,071	1	44	1	0,003	0	0	0	8,15
0,033	1	61	1	0,003	0	1	0	7,83
0,017	1	79	0	0,003	1	1	0	7,7
1	1	62	1	0,017	0	0	0	7,96
0,6	1	57	1	0,003	0	0	0	7,9
0,3	1	76	0	0,003	0	1	1	7,23
0,4	1	50	0	0,017	1	0	1	7,54
0,004	1	66	1	0,003	0	0	0	8,33
0,1	1	45	1	0,004	0	1	0	8
0,08	1	55	1	0,033	0	1	0	7,92

**Lampiran 3. Output Model Optimal Program MARS dengan Fungsi Basis 14**

```

>CATEGORY
>LINEAR
>ADDITIVE
>REGRESSION = OLS
>MODEL Y [BINARY/TABLE]
>KEEP X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7
>CATEGORY X2, X4, X5, X6
>WEIGHT
>BOPTIONS SPEED = 4, PENALTY = 0.000000, BASIS = 14, INTERACTIONS = 1
>BOPTIONS MINSPAN = 3
>LIMIT DATASET = 0
>ESTIMATE

```

MARS VERSION 2.0.0.19

READING DATA, UP TO 2245896 RECORDS.

RECORDS READ: 81

RECORDS DELETED, DEPENDENT VARIABLE MISSING: 1

RECORDS KEPT IN LEARNING SAMPLE: 80

LEARNING SAMPLE STATISTICS

=====

VARIABLE	MEAN	SD	N	SUM
Y	0.500	0.503	80.000	40.000
X1	60.150	11.165	80.000	4812.000
X2	0.513	0.503	80.000	41.000
X3	0.143	0.194	80.000	11.480
X4	0.600	0.493	80.000	48.000
X5	0.450	0.501	80.000	36.000
X6	0.400	0.493	80.000	32.000
X7	7.683	0.278	80.000	614.625

AUTOMATIC LEVEL SETTINGS

NAME	LEVELS	MINIMUM
X2	2	0
X4	2	0
X5	2	0
X6	2	0

Ordinal Response

	min	Q25	Q50	Q75	max
Y	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000

Ordinal Predictor Variables: 3

	min	Q25	Q50	Q75	max
X1	31.000	54.000	61.000	68.000	83.000
X3	0.003	0.003	0.033	0.200	0.750
X7	7.090	7.470	7.680	7.910	8.330

Categorical Predictor Variables: 4

	Variable	NLEV	Actual		Internal		Counts	
2	X2	2	0.	1.	1	2	39	41
4	X4	2	0.	1.	1	2	32	48
5	X5	2	0.	1.	1	2	44	36
6	X6	2	0.	1.	1	2	48	32

Forward Stepwise Knot Placement

=====

BasFn(s)	Parent	BsF	GCV	IndBsFns	EfPrms	Variable	Knot
0			0.256	0.0	1.0		
2	1		0.189	2.0	5.0	X3	0.150
4	3		0.198	3.0	8.0	X5	10
6	5		0.211	4.0	11.0	X6	10
8	7		0.228	5.0	14.0	X3	0.400
10	9		0.244	7.0	18.0	X1	59.000
12	11		0.267	8.0	21.0	X1	75.000
14	13		0.274	9.0	24.0	X1	70.000

Final Model (After Backward Stepwise Elimination)

=====

Basis	Fun	Coefficient	Variable	Parent	Knot
0		0.161			
2		4.276	X3		0.150

Piecewise Linear GCV = 0.183, #efprms = 3.556

ANOVA Decomposition on 1 Basis Functions

=====

fun	std. dev.	-gcv	#bsfns	#efprms	variable
1	0.288	0.256	1	2.556	X3

Piecewise Cubic Fit on 1 Basis Functions, GCV = 0.184

Relative Variable Importance

=====

Variable	Importance	-gcv	
3	X3	100.000	0.256
1	X1	0.000	0.183
2	X2	0.000	0.183
4	X4	0.000	0.183
5	X5	0.000	0.183
6	X6	0.000	0.183
7	X7	0.000	0.183

ORDINARY LEAST SQUARES RESULTS  
 =====

N: 80.000 R-SQUARED: 0.332  
 MEAN DEP VAR: 0.500 ADJ R-SQUARED: 0.323  
 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.666

PARAMETER	ESTIMATE	S.E.	T-RATIO	P-VALUE
Constant	0.161	0.071	2.253	0.027
Basis Functio	4.276	0.687	6.224	.226238E-07

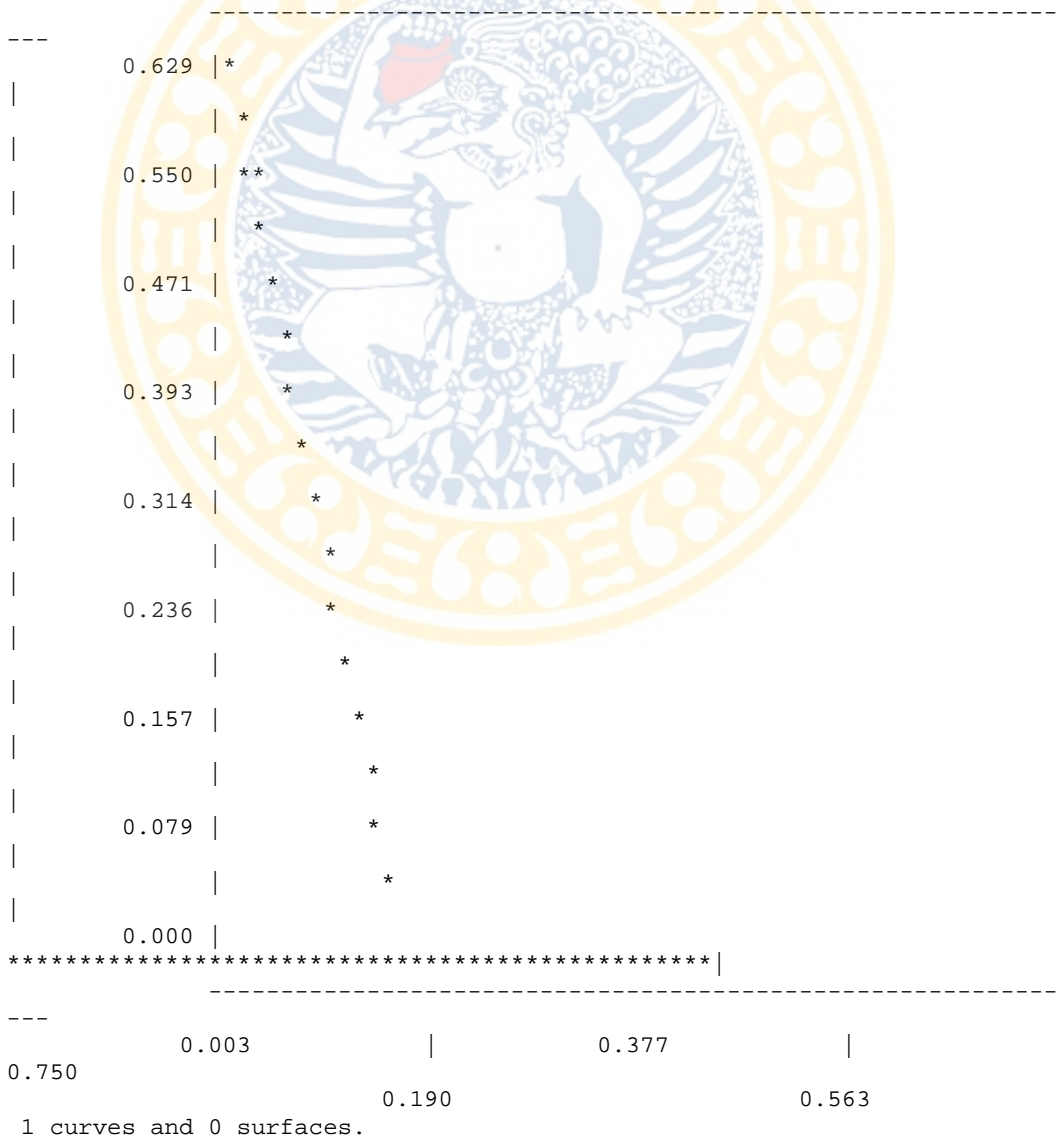
-----

F-STATISTIC = 38.735 S.E. OF REGRESSION = 0.414  
 P-VALUE = .226238E-07 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 13.364  
 [MDF,NDF] = [ 1, 78 ] REGRESSION SUM OF SQUARES = 6.636

-----

The Following Graphics Are Piecewise Linear

PURE ORDINAL CONTRIBUTION:  
 CURVE 1: X3 , max = 0.62851



Basis Functions  
=====

$BF2 = \max(0, 0.150 - X3 );$

$Y = 0.161 + 4.276 * BF2;$

model  $Y = BF2;$

=====

LEARNING SAMPLE CLASSIFICATION TABLE

=====

Actual Class	Predicted Class		Actual Total
	0	1	
0	29.000	11.000	40.000
1	6.000	34.000	40.000
Pred. Tot.	35.000	45.000	80.000
Correct	0.725	0.850	
Success Ind.	0.225	0.350	
Tot. Correct	0.788		
Sensitivity:	0.725	Specificity:	0.850
False Reference:	0.171	False Response:	0.244
Reference = Class 0, Response = Class 1			



**Lampiran 4. Output Model Optimal Program MARS dengan Fungsi Basis 21**

```

>CATEGORY
>LINEAR
>ADDITIVE
>REGRESSION = OLS
>MODEL Y [BINARY/TABLE]
>KEEP X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7
>CATEGORY X2, X4, X5, X6
>WEIGHT
>BOPTIONS SPEED = 4, PENALTY = 0.000000, BASIS = 21, INTERACTIONS = 1
>BOPTIONS MINSPAN = 3
>LIMIT DATASET = 0
>KNOT FIXED = 3
>ESTIMATE

```

MARS VERSION 2.0.0.19

READING DATA, UP TO 2245896 RECORDS.

RECORDS READ: 81

RECORDS DELETED, DEPENDENT VARIABLE MISSING: 1

RECORDS KEPT IN LEARNING SAMPLE: 80

LEARNING SAMPLE STATISTICS

=====

VARIABLE	MEAN	SD	N	SUM
Y	0.500	0.503	80.000	40.000
X1	60.150	11.165	80.000	4812.000
X2	0.513	0.503	80.000	41.000
X3	0.143	0.194	80.000	11.480
X4	0.600	0.493	80.000	48.000
X5	0.450	0.501	80.000	36.000
X6	0.400	0.493	80.000	32.000
X7	7.683	0.278	80.000	614.625

AUTOMATIC LEVEL SETTINGS

NAME	LEVELS	MINIMUM
X2	2	0
X4	2	0
X5	2	0
X6	2	0

Ordinal Response

	min	Q25	Q50	Q75	max
Y	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000

Ordinal Predictor Variables: 3

	min	Q25	Q50	Q75	max
X1	31.000	54.000	61.000	68.000	83.000
X3	0.003	0.003	0.033	0.200	0.750
X7	7.090	7.470	7.680	7.910	8.330

Categorical Predictor Variables: 4

	Variable	NLEV	Actual		Internal		Counts	
2	X2	2	0.	1.	1	2	39	41
4	X4	2	0.	1.	1	2	32	48
5	X5	2	0.	1.	1	2	44	36
6	X6	2	0.	1.	1	2	48	32

Forward Stepwise Knot Placement

=====

BasFn(s)	GCV	IndBsFns	EfPrms	Variable	Knot
Parent BsF					
0	0.256	0.0	1.0		
2 1	0.189	2.0	5.0	X3	0.150
4 3	0.198	3.0	8.0	X5 10	
6 5	0.211	4.0	11.0	X6 10	
8 7	0.228	5.0	14.0	X3	0.400
10 9	0.244	7.0	18.0	X1	59.000
12 11	0.267	8.0	21.0	X1	75.000
14 13	0.274	9.0	24.0	X1	70.000
16 15	0.286	10.0	27.0	X1	68.000
18 17	0.310	11.0	30.0	X1	72.000
20 19	0.346	12.0	33.0	X3	0.250
21	0.394	13.0	36.0	X4 10	

Final Model (After Backward Stepwise Elimination)

=====

Basis Fun	Coefficient	Variable	Parent	Knot
0	0.161			
2	4.276	X3		0.150

Piecewise Linear GCV = 0.184, #efprms = 3.692

ANOVA Decomposition on 1 Basis Functions

=====

fun	std. dev.	-gcv	#bsfns	#efprms	variable
1	0.288	0.256	1	2.692	X3

Piecewise Cubic Fit on 1 Basis Functions, GCV = 0.185

Relative Variable Importance

=====

Variable	Importance	-gcv
3 X3	100.000	0.256
1 X1	0.000	0.184
2 X2	0.000	0.184
4 X4	0.000	0.184
5 X5	0.000	0.184
6 X6	0.000	0.184
7 X7	0.000	0.184

ORDINARY LEAST SQUARES RESULTS  
 =====

N: 80.000 R-SQUARED: 0.332  
 MEAN DEP VAR: 0.500 ADJ R-SQUARED: 0.323  
 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.666

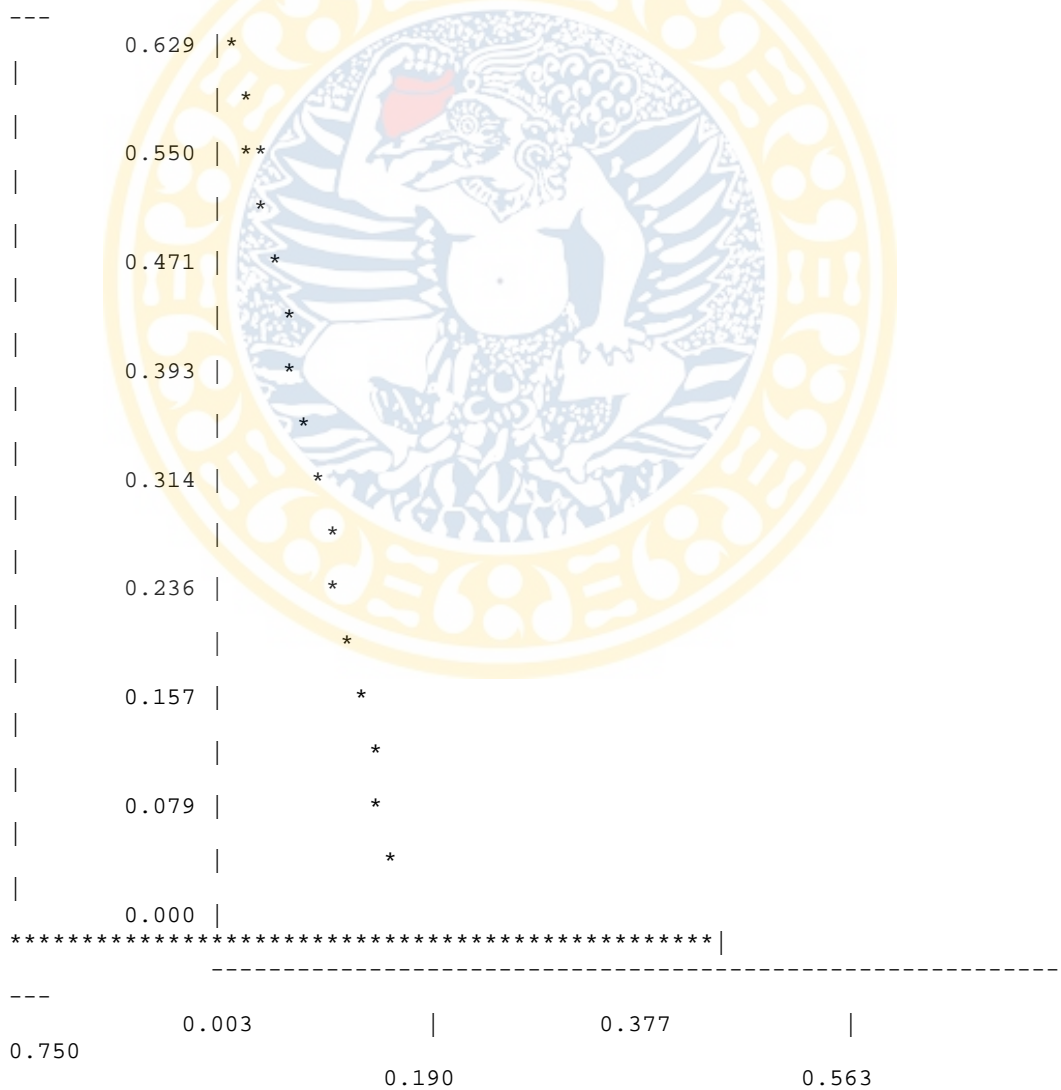
PARAMETER	ESTIMATE	S.E.	T-RATIO	P-VALUE
Constant	0.161	0.071	2.253	0.027
Basis Function 2	4.276	0.687	6.224	.226238E-07

-----

F-STATISTIC = 38.735 S.E. OF REGRESSION = 0.414  
 P-VALUE = .226238E-07 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 13.364  
 [MDF,NDF] = [ 1, 78 ] REGRESSION SUM OF SQUARES = 6.636

-----

The Following Graphics Are Piecewise Linear  
 PURE ORDINAL CONTRIBUTION:  
 CURVE 1: X3 , max = 0.62851



1 curves and 0 surfaces.

Basis Functions  
=====

$BF2 = \max(0, 0.150 - X3 );$

$Y = 0.161 + 4.276 * BF2;$

model  $Y = BF2;$

=====

LEARNING SAMPLE CLASSIFICATION TABLE

=====

Actual Class	Predicted Class		Actual Total
	0	1	
0	29.000	11.000	40.000
1	6.000	34.000	40.000
Pred. Tot.	35.000	45.000	80.000
Correct	0.725	0.850	
Success Ind.	0.225	0.350	
Tot. Correct	0.788		
Sensitivity:	0.725	Specificity:	0.850
False Reference:	0.171	False Response:	0.244
Reference = Class 0, Response = Class 1			

**Lampiran 5. Output Model Optimal Program MARS dengan Fungsi Basis 28**

```

>CATEGORY
>LINEAR
>ADDITIVE
>REGRESSION = OLS
>MODEL Y [BINARY/TABLE]
>KEEP X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7
>CATEGORY X2, X4, X5, X6
>WEIGHT
>BOPTIONS SPEED = 4, PENALTY = 0.000000, BASIS = 28, INTERACTIONS = 3
>BOPTIONS MINSPAN = 3
>LIMIT DATASET = 0
>ESTIMATE

```

MARS VERSION 2.0.0.19

READING DATA, UP TO 2245896 RECORDS.

RECORDS READ: 81

RECORDS DELETED, DEPENDENT VARIABLE MISSING: 1

RECORDS KEPT IN LEARNING SAMPLE: 80

LEARNING SAMPLE STATISTICS

=====

VARIABLE	MEAN	SD	N	SUM
Y	0.500	0.503	80.000	40.000
X1	60.150	11.165	80.000	4812.000
X2	0.513	0.503	80.000	41.000
X3	0.143	0.194	80.000	11.480
X4	0.600	0.493	80.000	48.000
X5	0.450	0.501	80.000	36.000
X6	0.400	0.493	80.000	32.000
X7	7.683	0.278	80.000	614.625

AUTOMATIC LEVEL SETTINGS

NAME	LEVELS	MINIMUM
X2	2	0
X4	2	0
X5	2	0
X6	2	0

Ordinal Response

	min	Q25	Q50	Q75	max
Y	0.000	0.000	0.000	1.000	1.000

Ordinal Predictor Variables: 3

	min	Q25	Q50	Q75	max
X1	31.000	54.000	61.000	68.000	83.000
X3	0.003	0.003	0.033	0.200	0.750
X7	7.090	7.470	7.680	7.910	8.330

Categorical Predictor Variables: 4

	Variable	NLEV	Actual		Internal		Counts	
2	X2	2	0.	1.	1	2	39	41
4	X4	2	0.	1.	1	2	32	48
5	X5	2	0.	1.	1	2	44	36
6	X6	2	0.	1.	1	2	48	32

Forward Stepwise Knot Placement

=====

BasFn(s)	GCV	IndBsFns	EfPrms	Variable	Knot
Parent BsF					
0	0.256	0.0	1.0		
2 1	0.194	2.0	6.0	X3	0.150
4 3	0.203	4.0	11.0	X1	50.000 X3
2 6 5	0.218	5.0	15.0	X6 10	X3
2 8 7	0.243	7.0	20.0	X1	57.000 X6
5 10 9	0.269	8.0	24.0	X5 10	X6
5 12 11	0.305	9.0	28.0	X4 10	X3
2 14 13	0.340	11.0	33.0	X7	7.450 X4
12 16 15	0.398	13.0	38.0	X7	7.470 X4
11 18 17	0.454	14.0	42.0	X5 10	X4
11 20 19	0.546	15.0	46.0	X4 10	
22 21	0.664	16.0	50.0	X5 10	X4
20 24 23	0.868	18.0	55.0	X7	7.700 X5
22 26 25	1.213	20.0	60.0	X7	7.700 X6
5 28 27	1.788	21.0	64.0	X1	61.000 X6
6					

Final Model (After Backward Stepwise Elimination)

=====

Basis Fun	Coefficient	Variable	Parent	Knot
0	0.109			
2	5.286	X3		0.150
13	-9.579	X7	X4	7.450
23	3.379	X7	X5	7.700

Piecewise Linear GCV = 0.174, #efprms = 10.000

ANOVA Decomposition on 3 Basis Functions

```
=====
```

fun	std. dev.	-gcv	#bsfns	#efprms	variable	
1	0.356	0.291	1	3.000	X3	
2	0.167	0.187	1	3.000	X3	X4
					X7	
3	0.158	0.187	1	3.000	X4	X5
					X7	

Piecewise Cubic Fit on 3 Basis Functions, GCV = 0.175

Relative Variable Importance

```
=====
```

Variable	Importance	-gcv
3 X3	100.000	0.270
5 X5	36.596	0.187
4 X4	34.237	0.185
7 X7	34.237	0.185
1 X1	0.000	0.174
2 X2	0.000	0.174
6 X6	0.000	0.174

ORDINARY LEAST SQUARES RESULTS

```
=====
```

N: 80.000 R-SQUARED: 0.467  
 MEAN DEP VAR: 0.500 ADJ R-SQUARED: 0.446  
 UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.734

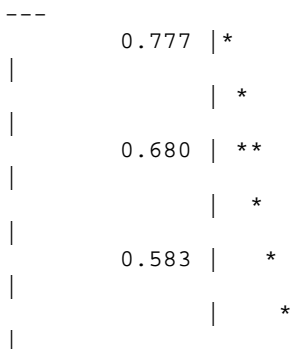
PARAMETER	ESTIMATE	S.E.	T-RATIO	P-VALUE
Constant	0.109	0.067	5.646	0.104
Basis Function 2	5.286	0.670	7.894	.175737E-10
Basis Function 13	-9.579	2.681	-3.574	.615516E-03
Basis Function 23	3.379	0.946	3.570	.623270E-03

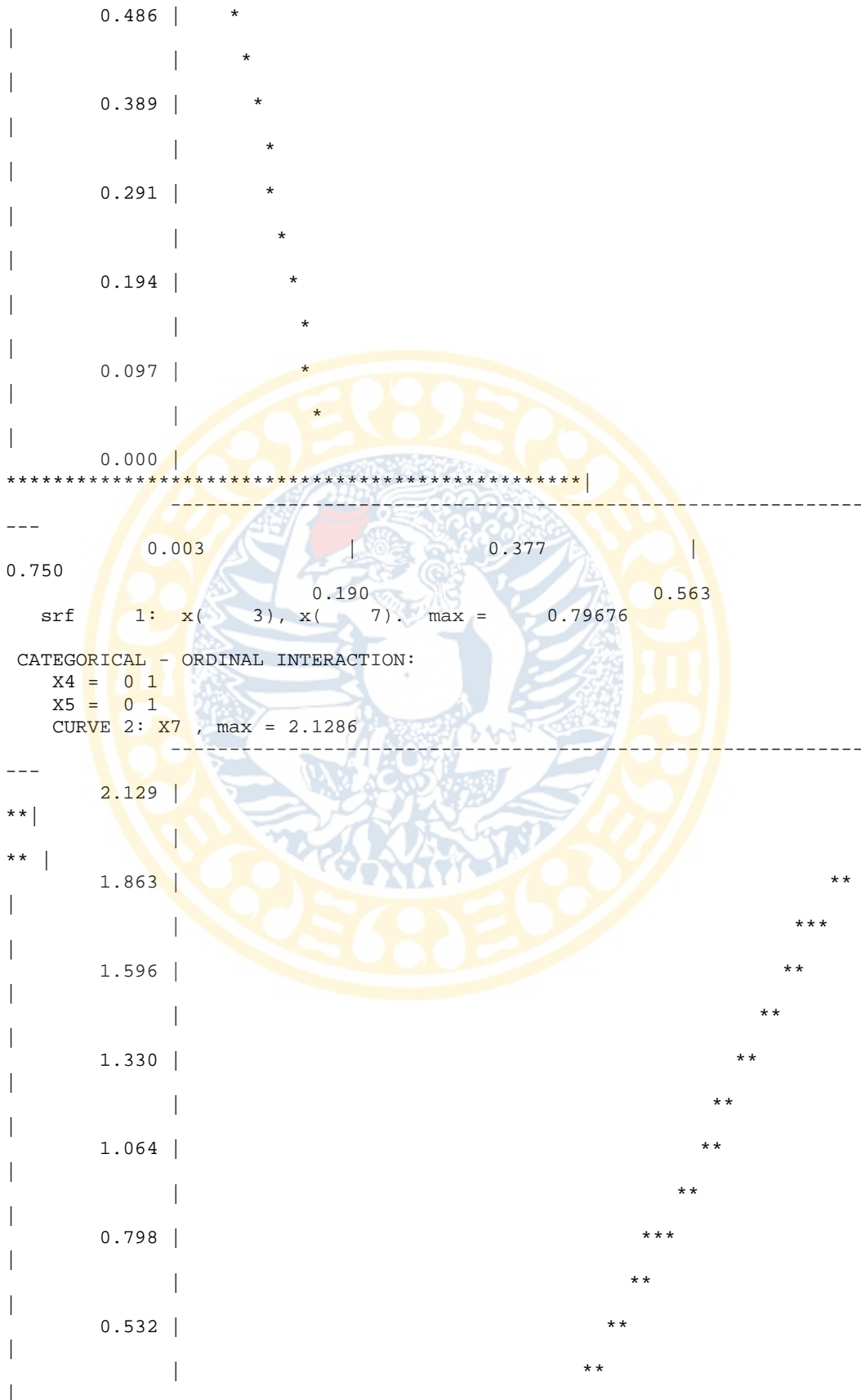
```
-----
```

F-STATISTIC = 22.241 S.E. OF REGRESSION = 0.374  
 P-VALUE = .194059E-09 RESIDUAL SUM OF SQUARES = 10.650  
 [MDF,NDF] = [ 3, 76 ] REGRESSION SUM OF SQUARES = 9.350

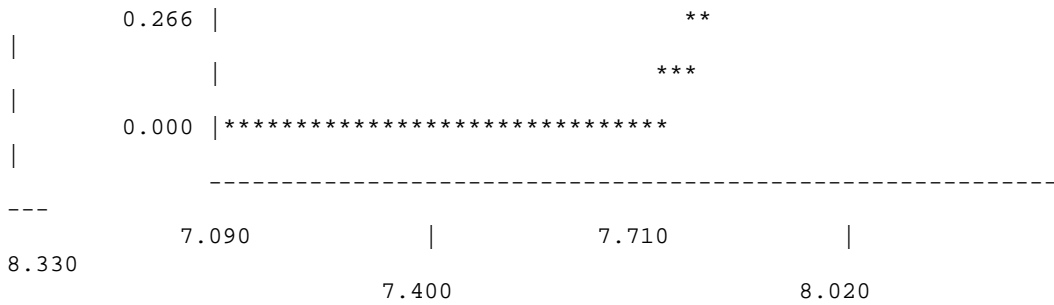
The Following Graphics Are Piecewise Linear

PURE ORDINAL CONTRIBUTION:  
 CURVE 1: X3 , max = 0.77710









2 curves and 1 surfaces.

Basis Functions  
=====

```
BF2 = max(0, 0.150 - X3 );
BF12 = ( X4 = 1) * BF2;
BF13 = max(0, X7 - 7.450) * BF12;
BF20 = ( X4 = 1);
BF22 = ( X5 = 1) * BF20;
BF23 = max(0, X7 - 7.700) * BF22;

Y = 0.109 + 1.286 * BF2 - 10.579 * BF13 - 9.379 * BF23;

model Y = BF2 BF13 BF23;
```

=====
   
LEARNING SAMPLE CLASSIFICATION TABLE
   
=====

Actual Class	Predicted Class		Actual Total
	0	1	
0	31.000	9.000	40.000
1	5.000	35.000	40.000
Pred. Tot.	36.000	44.000	80.000
Correct	0.775	0.875	
Success Ind.	0.275	0.375	
Tot. Correct	0.825		

Sensitivity: 0.775      Specificity: 0.875  
 False Reference: 0.139      False Response: 0.205  
 Reference = Class 0, Response = Class 1

**Lampiran 6. Threshold (Titik Potong/Cut Point) pada Program MARS**

threshold	act 0	act 0	act 0	act 0	% correct 0	% correct 1	% correct overall
	pred 0	pred 0	pred 0	pred 0			
0.00	0	40	0	40	0.000	1.000	0.500
0.01	1	39	0	40	0.025	1.000	0.512
0.02	1	39	0	40	0.025	1.000	0.512
0.03	1	39	0	40	0.025	1.000	0.512
0.04	1	39	0	40	0.025	1.000	0.512
0.05	1	39	0	40	0.025	1.000	0.512
0.06	2	38	0	40	0.050	1.000	0.525
0.07	2	38	0	40	0.050	1.000	0.525
0.08	2	38	0	40	0.050	1.000	0.525
0.09	2	38	0	40	0.050	1.000	0.525
0.10	2	38	0	40	0.050	1.000	0.525
0.11	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.12	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.13	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.14	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.15	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.16	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.17	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.18	27	13	3	37	0.675	0.925	0.800
0.19	28	12	3	37	0.700	0.925	0.813
0.20	28	12	3	37	0.700	0.925	0.813
0.21	28	12	3	37	0.700	0.925	0.813
0.22	28	12	3	37	0.700	0.925	0.813
0.23	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.24	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.25	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.26	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.27	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.28	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.29	29	11	3	37	0.725	0.925	0.825
0.30	30	10	3	37	0.750	0.925	0.838
0.31	30	10	3	37	0.750	0.925	0.838
0.32	30	10	3	37	0.750	0.925	0.838
0.33	30	10	3	37	0.750	0.925	0.838
0.34	30	10	3	37	0.750	0.925	0.838

threshold	act 0	act 0	act 0	act 0	%	%	%
	pred 0	pred 0	pred 0	pred 0	correct 0	correct 1	correct overall
0.35	31	9	3	37	0.775	0.925	0.850
0.36	31	9	3	37	0.775	0.925	0.850
0.37	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.38	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.39	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.40	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.41	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.42	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.43	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.44	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.45	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.46	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.47	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.48	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.49	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.50	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.51	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.52	31	9	5	35	0.775	0.875	0.825
0.53	31	9	6	34	0.775	0.850	0.813
0.54	31	9	6	34	0.775	0.850	0.813
0.55	32	8	6	34	0.800	0.850	0.825
0.56	32	8	6	34	0.800	0.850	0.825
0.57	32	8	6	34	0.800	0.850	0.825
0.58	32	8	6	34	0.800	0.850	0.825
0.59	32	8	6	34	0.800	0.850	0.825
0.60	32	8	7	33	0.800	0.825	0.813
0.61	32	8	8	32	0.800	0.800	0.800
0.62	32	8	9	31	0.800	0.775	0.787
0.63	32	8	10	30	0.800	0.750	0.775
0.64	32	8	10	30	0.800	0.750	0.775
0.65	32	8	10	30	0.800	0.750	0.775
0.66	32	8	10	30	0.800	0.750	0.775
0.67	32	8	10	30	0.800	0.750	0.775
0.68	34	6	11	29	0.850	0.725	0.787
0.69	34	6	13	27	0.850	0.675	0.762
0.70	34	6	13	27	0.850	0.675	0.762

threshold	act 0	act 0	act 0	act 0	%	%	%
	pred 0	pred 0	pred 0	pred 0	correct 0	correct 1	correct overall
0.71	35	5	13	27	0.875	0.675	0.775
0.72	35	5	16	24	0.875	0.600	0.738
0.73	35	5	16	24	0.875	0.600	0.738
0.74	35	5	17	23	0.875	0.575	0.725
0.75	35	5	17	23	0.875	0.575	0.725
0.76	36	4	17	23	0.900	0.575	0.738
0.77	37	3	17	23	0.925	0.575	0.750
0.78	37	3	17	23	0.925	0.575	0.750
0.79	37	3	17	23	0.925	0.575	0.750
0.80	38	2	21	19	0.950	0.475	0.713
0.81	38	2	21	19	0.950	0.475	0.713
0.82	38	2	21	19	0.950	0.475	0.713
0.83	38	2	21	19	0.950	0.475	0.713
0.84	39	1	21	19	0.975	0.475	0.725
0.85	39	1	24	16	0.975	0.400	0.688
0.86	39	1	24	16	0.975	0.400	0.688
0.87	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.88	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.89	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.90	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.91	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.92	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.93	40	0	38	2	1.000	0.050	0.525
0.94	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512
0.95	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512
0.96	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512
0.97	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512
0.98	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512
0.99	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512
1.00	40	0	39	1	1.000	0.025	0.512

**Lampiran 7.** *Output* Perhitungan Manual pada Data *in sample* dengan Microsoft Excel

No.	Y	BF2	BF13	BF23	phi	Ypre	Ket
1	0	0,05	0,0205	0,16	0,175924	0	SAMA
2	0	0,05	0,0285	0,32	0,041907	0	SAMA
3	0	0	0	0,09	0,324074	0	SAMA
4	0	0,1	0	0	0,559122	1	TIDAK SAMA
5	0	0	0	0	0,527223	1	TIDAK SAMA
6	0	0,147	0,03381	0	0,485096	1	TIDAK SAMA
7	0	0	0	0	0,527223	1	TIDAK SAMA
8	0	0,12	0,072	0,35	0,022291	0	SAMA
9	0	0	0	0	0,527223	1	TIDAK SAMA
10	0	0,147	0,05586	0,13	0,180617	0	SAMA
11	0	0,125	0	0	0,567032	1	TIDAK SAMA
12	0	0	0	0	0,527223	1	TIDAK SAMA
13	0	0,133	0,07182	0,29	0,039179	0	SAMA
14	0	0	0	0,4	0,025516	0	SAMA
15	0	0	0	0	0,527223	1	TIDAK SAMA
16	0	0	0	0,08	0,344948	0	SAMA
17	0	0,147	0,06762	0,21	0,084177	0	SAMA
18	0	0,147	0,0735	0,25	0,056027	0	SAMA
19	0	0,05	0,0075	0	0,523472	1	TIDAK SAMA
20	0	0	0	0	0,527223	1	TIDAK SAMA
21	0	0,147	0,09261	0,38	0,014123	0	SAMA
22	0	0,11	0	0	0,56229	1	TIDAK SAMA
23	0	0,145	0,0754	0,27	0,045891	0	SAMA
24	0	0,146	0,07446	0,26	0,050715	0	SAMA
25	0	0,02	0,0164	0,57	0,004565	0	SAMA
26	0	0,12	0,0648	0,29	0,041403	0	SAMA
27	0	0	0	0,24	0,105085	0	SAMA
28	0	0,133	0,06384	0,23	0,072259	0	SAMA

No.	Y	BF2	BF13	BF23	phi	Ypre	Ket
29	0	0	0	0,03	0,457014	1	TIDAK SAMA
30	0	0,148	0,074	0,25	0,055816	0	SAMA
31	0	0,147	0,08526	0	0,353447	0	SAMA
32	0	0,14	0,063	0,2	0,095071	0	SAMA
33	0	0,11	0,0594	0,29	0,043196	0	SAMA
34	0	0,132	0,09504	0,47	0,005854	0	SAMA
35	0	0,148	0,09028	0,36	0,017426	0	SAMA
36	0	0	0	0,38	0,03062	0	SAMA
37	0	0,147	0,07056	0,23	0,06878	0	SAMA
38	0	0,143	0,09152	0,39	0,012957	0	SAMA
39	0	0,143	0,08866	0,37	0,016059	0	SAMA
40	0	0,11	0,0517	0,22	0,086286	0	SAMA
41	1	0,083	0,01826	0	0,505641	1	SAMA
42	1	0,147	0,04263	0,04	0,37096	1	SAMA
43	1	0,133	0	0	0,569556	1	SAMA
44	1	0	0	0	0,527223	1	SAMA
45	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
46	1	0	0	0	0,527223	1	SAMA
47	1	0,142	0	0	0,572391	1	SAMA
48	1	0	0	0	0,527223	1	SAMA
49	1	0,147	0,02058	0	0,520071	1	SAMA
50	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
51	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
52	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
53	1	0,147	0,03675	0	0,477331	1	SAMA
54	1	0,133	0	0	0,569556	1	SAMA
55	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
56	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
57	1	0,133	0,01197	0	0,538277	1	SAMA
58	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
59	1	0,146	0	0	0,573649	1	SAMA
60	1	0,117	0	0	0,564504	1	SAMA
61	1	0,133	0	0	0,569556	1	SAMA
62	1	0,117	0	0	0,564504	1	SAMA
63	1	0,147	0,01911	0	0,523951	1	SAMA
64	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
65	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA

No.	Y	BF2	BF13	BF23	phi	Ypre	Ket
66	1	0,05	0	0	0,543217	1	SAMA
67	1	0,133	0	0	0,569556	1	SAMA
68	1	0	0	0	0,527223	1	SAMA
69	1	0	0	0	0,527223	1	SAMA
70	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
71	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
72	1	0,142	0	0	0,572391	1	SAMA
73	1	0,142	0,02272	0	0,512811	1	SAMA
74	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
75	1	0,117	0	0	0,564504	1	SAMA
76	1	0,083	0	0	0,553726	1	SAMA
77	1	0,133	0	0	0,569556	1	SAMA
78	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
79	1	0,142	0	0	0,572391	1	SAMA
80	1	0,147	0,0147	0	0,535572	1	SAMA



**Lampiran 8.** *Output* Perhitungan Manual pada Data *out sample* dengan Microsoft Excel

No.	Y	BF2	BF13	BF23	phi	Ypre	Ket
1	0	0,05	0,0205	0,16	0,175924	0	SAMA
2	0	0	0	0,32	0,052537	0	SAMA
3	0	0,135	0,0864	0,39	0,01353	0	SAMA
4	0	0,135	0,0486	0,11	0,22042	0	SAMA
5	0	0,05	0,021	0,17	0,162018	0	SAMA
6	0	0,147	0,04851	0,08	0,275785	0	SAMA
7	0	0,05	0,0135	0,02	0,460806	1	TIDAK SAMA
8	0	0,145	0,087	0,35	0,019694	0	SAMA
9	0	0,148	0,05624	0,13	0,180213	0	SAMA
10	0	0,147	0,05586	0	0,427294	1	TIDAK SAMA
11	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
12	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
13	1	0,147	0,03675	0	0,477331	1	SAMA
14	1	0,133	0	0	0,569556	1	SAMA
15	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
16	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
17	1	0,133	0,01197	0	0,538277	1	SAMA
18	1	0,147	0	0	0,573964	1	SAMA
19	1	0,146	0	0	0,573649	1	SAMA
20	1	0,117	0	0	0,564504	1	SAMA