

**PEMODELAN KEMISKINAN PENDUDUK PROVINSI JAWA TENGAH  
DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION  
SPLINES* DAN *BOOTSTRAP AGGREGATING MULTIVARIATE  
ADAPTIVE REGRESSION SPLINES***

**SKRIPSI**

**OLEH  
RAMADANI AULIYANA ROSA**

**NIM. 16610089**



**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2020**

**PEMODELAN KEMISKINAN PENDUDUK PROVINSI JAWA TENGAH  
DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION  
SPLINES* DAN *BOOTSTRAP AGGREGATING MULTIVARIATE  
ADAPTIVE REGRESSION SPLINES***

**SKRIPSI**

**Diajukan Kepada**

**Fakultas Sains dan Teknologi**

**Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang**

**Untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam**

**Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)**

**Oleh**

**Ramadani Auliyana Rosa**

**NIM. 16610089**

**JURUSAN MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM  
MALANG  
2020**

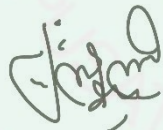
**PEMODELAN KEMISKINAN PENDUDUK PROVINSI JAWA TENGAH  
DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION  
SPLINES* DAN *BOOTSTRAP AGGREGATING MULTIVARIATE  
ADAPTIVE REGRESSION SPLINES***

**SKRIPSI**

Oleh  
**Ramadani Auliyana Rosa**  
**NIM. 16610089**

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji  
Tanggal 15 Mei 2020

Pembimbing I,



Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si  
NIDT. 19900709201802012228

Pembimbing II,



Muhammad Khudzaifah, M.Si  
NIDT. 19900511201608011057

Mengetahui  
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001

**PEMODELAN KEMISKINAN PENDUDUK PROVINSI JAWA TENGAH  
DENGAN PENDEKATAN *MULTIVARIATE ADAPTIVE REGRESSION  
SPLINES* DAN *BOOTSTRAP AGGREGATING MULTIVARIATE  
ADAPTIVE REGRESSION SPLINES***

**SKRIPSI**

Oleh

**Ramadani Auliyana Rosa**

**NIM. 16610089**

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi  
dan Dinyatakan Diterima Sebagai Salah Satu Persyaratan  
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)  
Tanggal 15 Mei 2020

Penguji Utama : Abdul Aziz, M.Si

Ketua Penguji : Heni Widayani, M.Si

Sekretaris Penguji : Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si

Anggota Penguji : Muhammad Khudzaifah M.Si

Mengetahui  
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001

## PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Ramadani Auliyana Rosa

NIM : 16610089

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : *Pemodelan Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Tengah Dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines Dan Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines*

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar rujukan. Apabila dikemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 22 Juni 2020

Yang membuat pernyataan,



Ramadani Auliyana Rosa

NIM.16610089

## MOTTO

“Selalu ada jalan untuk orang-orang yang yakin dan selalu berusaha”





## **PERSEMBAHAN**

Dengan rasa syukur skripsi ini penulis persembahkan untuk:

Kedua orang tua penulis ayah M. Rusidi S.Ag, M.Pd I dan ibu Siti Sa'adah S.Ag dan keluarga yang selalu memberikan doa, dukungan materil maupun non materil

yang tidak bisa penulis balas dengan apapun. Para dosen yang senantiasa memberikan ilmunya tanpa pamrih dan teman-teman seperjuangan yang selalu memberikan semangat dan motivasi demi terselesaikannya skripsi ini.



## KATA PENGANTAR

*Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Segala puji bagi Allah Swt yang telah melimpahkan rahmat, taufik, serta hidayah-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Shalawat serta salam semoga senantiasa tercurah kepada junjungan Nabi Muhammad Saw yang telah membimbing manusia menuju jalan yang terang.

Proses penyusunan skripsi ini penulis mendapat banyak bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. H. Abd. Haris, M.Ag. selaku rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Dr. Usman Pagalay, M.Si, selaku ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
4. Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah memberikan solusi mengenai permasalahan dalam skripsi ini serta meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan dan arahan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan baik.



5. Muhammad Khudzaifah, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah memberikan bimbingan, arahan, dan berbagi ilmu kepada penulis.
6. Segenap civitas akademika Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
7. Segenap keluarga terutama Ayah dan Ibu yang selalu memberikan dukungan spiritual, materi, dan non materi kepada penulis.
8. Seluruh sahabat dan teman-teman di Jurusan Matematika angkatan 2016 yang telah memeberikan banyak bantuan, semangat, dan motivasi selama proses pengerjaan skripsi hingga selesai.
9. Seluruh pihak yang ikut membantu dalam menyelesaikan skripsi ini baik moril maupun materil.

Penulis berharap semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi pembaca maupun bagi penulis serta dapat dijadikan sebagai penambah wawasan ilmu matematika terutama dalam bidang statistik.

*Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Malang, 22 Juni 2020

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>HALAMAN JUDUL</b>	
<b>HALAMAN PENGAJUAN</b>	
<b>HALAMAN PERSETUJUAN</b>	
<b>HALAMAN PENGESAHAN</b>	
<b>HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN</b>	
<b>HALAMAN MOTTO</b>	
<b>HALAMAN PERSEMBAHAN</b>	
<b>KATA PENGANTAR</b> .....	viii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	x
<b>DAFTAR TABEL</b> .....	xii
<b>DAFTAR GAMBAR</b> .....	xiii
<b>ABSTRAK</b> .....	xiv
<b>ABSTRACT</b> .....	xv
ملخص.....	xvi
 <b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	7
1.3 Tujuan Penelitian.....	7
1.4 Manfaat Penelitian.....	8
1.5 Batasan Masalah.....	8
1.6 Sistematika Penulisan.....	8
 <b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Analisis Regresi.....	10
2.2 Regresi Nonparametrik.....	11
2.3 Regresi Spline.....	12
2.4 Estimasi Parameter MARS.....	13
2.5 <i>Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)</i> .....	14
2.6 <i>Generalized Cross Validation (GCV)</i> .....	18
2.7 Algoritma MARS.....	19
2.8 <i>Bootstrap Aggregating (Bagging)</i> .....	21
2.9 Kemiskinan.....	22
2.10 Integrasi Al-Qur'an.....	24

### **BAB III METODE PENELITIAN**

3.1 Pendekatan Penelitian.....	28
3.2 Sumber Data .....	28
3.3 Variabel Penelitian.....	28
3.4 Tahapan Penelitian.....	30
3.5 Diagram Alur Penelitian .....	31

### **BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

4.1 Analisis Deskriptif.....	32
4.2 Pemodelan Kemiskinan Penduduk MARS dan <i>Bagging</i> MARS .....	37
4.2.1 Model MARS .....	38
4.2.2 Pendekatan <i>Bagging</i> MARS .....	41
4.2.3 Perbandingan Model MARS dan <i>Bagging</i> MARS .....	42
4.3 Variabel Terbaik Model MARS dan <i>Bagging</i> MARS.....	42

### **BAB V PENUTUP**

5.1 Kesimpulan.....	46
5.2 Saran .....	47

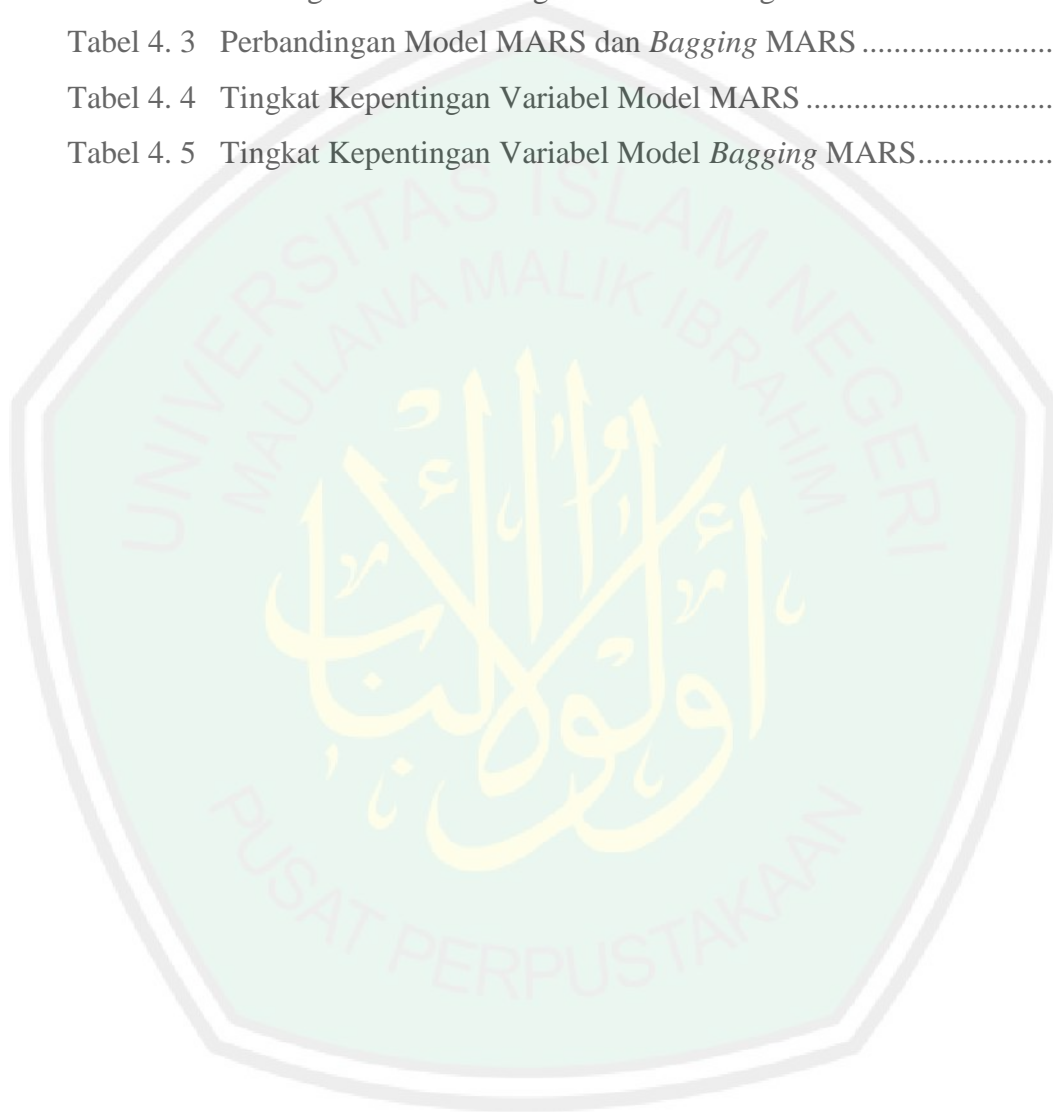
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> .....	48
-----------------------------	----

#### **LAMPIRAN**

#### **RIWAYAT HIDUP**

## DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1	Variabel Penelitian.....	29
Tabel 4. 1	Analisis Deskriptif Karakteristik Kemiskinan Penduduk.....	33
Tabel 4. 2	Pembagian Data Training dan Data Testing.....	37
Tabel 4. 3	Perbandingan Model MARS dan <i>Bagging</i> MARS.....	42
Tabel 4. 4	Tingkat Kepentingan Variabel Model MARS.....	43
Tabel 4. 5	Tingkat Kepentingan Variabel Model <i>Bagging</i> MARS.....	44



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1	Indeks Kemiskinan Multidimensi .....	24
Gambar 3. 1	Diagram Alur Pemodelan MARS dan <i>Bagging</i> MARS.....	31
Gambar 4. 1	Presentase Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Tengah .....	32
Gambar 4. 2	Matriks Plot Kemiskinan Penduduk.....	39



## ABSTRAK

Rosa, Ramadani Auliyana. 2020. **Pemodelan Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Tengah Dengan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Splines* Dan *Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines***. Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (1) Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si (2) Muhammad Khudzaifah, M.Si

**Kata Kunci:** Regresi Nonparametrik, Multivariate Adaptive Regression Splines, Bootstrap Aggregating, Generalized Cross Validation.

Kemiskinan penduduk merupakan salah satu permasalahan yang serius di Indonesia. Presentase kemiskinan penduduk digunakan sebagai instrumen statistik yang dapat dijadikan sebagai petunjuk pengambilan kebijakan dan standar evaluasi dalam pengentasan kemiskinan. Tujuan dari penelitian ini untuk mengetahui pemodelan kemiskinan penduduk dengan pendekatan MARS dan *Bagging* MARS dan mengetahui variabel yang paling mempengaruhi kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pada model *Bagging* MARS memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model MARS. Nilai GCV pada model *Bagging* MARS sebesar 0,009798721 dan nilai GCV pada model MARS sebesar 6,985571. Variabel yang paling mempengaruhi kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah tahun 2018 pada model MARS yaitu presentase angka harapan lama sekolah ( $X_9$ ), sedangkan pada model *Bagging* MARS yaitu variabel jumlah kasus penyakit diare ( $X_1$ ).



## ABSTRACT

Rosa, Ramadani Auliyana. 2020. **Modeling Population Poverty In Central Java Province By Using Multivariate Adaptive Regression Splines And Bootstrap Aggregating Multivariate.** Thesis. Mathematics Department, Science and Technology Faculty, State Islamic University of Maulana Malik Ibrahim Malang. Advisors: (1) Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si (2) Muhammad Khudzaifah, M.Si

**Keywords:** Nonparametric Regression, Multivariate Adaptive Regression Splines, Bootstrap Aggregating, Generalized Cross Validation.

Population poverty is one of the serious problems in Indonesia. The percentage of population poverty is used as a means for a statistical instrument to be guidelines to create standard policies and evaluations to reduce poverty. This research aims to determine model population poverty using MARS and Bagging MARS and to understand the most influential variable population poverty of Central Java Province in 2018. The result of this research is the Bagging MARS model has better accuracy than the MARS model. Since GCV value in the Bagging MARS model is 0.009798721 and GCV value in the MARS model is 6.985571. The most influential variable population poverty of Central Java Province in 2018 in the MARS model is the percentage of the old school expectation rate ( $X_9$ ). Then, the most influential variable in the Bagging MARS model is the number of diarrhea ( $X_1$ ).

## ملخص

راسا ، رمضانى أوليانا .٢٠٢٢ . نمذجة فقر السكان في مقاطعة جاوى الوسطى بنهج شرائح الانحدار التكيفى متعدد المتغيرات و تجميع البوسترات. البحث العلمى. قسم الرياضيات ، كلية العلوم والتكنولوجيا ، جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية في مالانغ. المشرف: (١) ربا ضيا ليلى نور كاريسما ، الماجستير .٢٠ (٢) محمد خضيفة ، الماجستير

**الكلمات الرئيسية:** الانحدار اللامعلمي ، شرائح الانحدار التكيفي متعدد المتغيرات ، تجميع البوسترات ، الإعتماد ، المتقاطع المعمم

يعد فقر السكان إحدى المشكلات الخطيرة في إندونيسيا. تُستخدم النسبة المئوية لفقر السكان كأداة إحصائية يمكن استخدامها كدليل لوضع السياسات ومعايير التقييم في التخفيف من حدة الفقر. كان الغرض من هذه الدراسة هو تحديد نمذجة فقر السكان باستخدام نهج MARS و MARS Bagging ومعرفة المتغيرات التي تؤثر بشكل كبير على فقر سكان مقاطعة جاوا الوسطى في 2018. وأظهرت النتائج أن نموذج Bagging MARS لديه مستوى من الدقة أفضل من نموذج MARS. قيمة GCV في نموذج تعبئة MARS هي 0.009798721 وقيمة GCV في نموذج MARS هي 6.985571. كان المتغير الأكثر تأثيرًا على فقر سكان مقاطعة جاوا الوسطى في 2018 في نموذج MARS هو النسبة المئوية لتوقعات المدرسة القديمة ( $X_9$ ) ، بينما في نموذج Bagging MARS كان العدد المتغير لحالات مرض الإسهال ( $X_1$ ) .

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Kemiskinan merupakan permasalahan global yang dihadapi semua negara di dunia tak terkecuali Indonesia. Kemiskinan merupakan permasalahan yang menjadi perhatian khusus dalam pembangunan nasional. Pernyataan ini dibuktikan dengan adanya penurunan kemiskinan di berbagai negara (Tjiptoherijanto, 2006:96). Oleh karena itu upaya pengentasan kemiskinan membutuhkan waktu, strategi, sinergi, dan sumber daya yang memadai dalam proses penyelesaiannya.

Menurut Rofiq (2014: 54) perekonomian Indonesia dalam beberapa tahun ini mampu menghadapi berbagai tekanan ekonomi global dan tercatat berhasil meningkatkan pertumbuhan ekonomi. Pertumbuhan ekonomi di Indonesia bahkan dianggap signifikan karena mampu melampaui pertumbuhan ekonomi negara-negara maju dan asia, kecuali Cina dan India. Meskipun demikian, Indonesia harus terus berbenah terutama dalam permasalahan kemiskinan yang berkaitan dengan kelangsungan hidup masyarakat. Berbagai cara telah dilakukan dalam upaya pengentasan kemiskinan. Banyak program telah direalisasikan diantaranya program pengadaan kredit, pembangunan pertanian, pemerataan pembangunan, perbaikan infrastruktur, hingga program pengadaan Inpress Desa Tertinggal (IDT) dalam rangka membantu meningkatkan taraf hidup masyarakat. Usaha-usaha tersebut dianggap penting karena mampu mengurangi adanya kesenjangan antara golongan kaya dan golongan miskin, serta sebagai upaya mewujudkan strategi pembangunan kualitas manusia (Tjiptoherijanto: 2006: 99).

Segala upaya telah dilakukan, akan tetapi nampaknya memang dibutuhkan waktu yang tidak sebentar bahkan hingga puluhan tahun dalam mengentaskan kemiskinan. Sementara profil kemiskinan itu sendiri telah mengalami perubahan pola, hal ini menyebabkan masalah kemiskinan masih tetap menjadi masalah utama dalam pembangunan Indonesia di masa mendatang. Terdapat beberapa alasan akan pentingnya upaya pengentasan kemiskinan. Pertama, kemiskinan merupakan suatu keadaan yang kurang menguntungkan bagi golongan miskin karena akses terhadap perubahan politik dan institusional menjadi terbatas. Kedua, kemiskinan mampu menjerumuskan golongan miskin ke dalam kejahatan kriminalitas. Ketiga, kemiskinan yang tak kunjung usai menjadi suatu indikasi kegagalan dalam pembuatan kebijakan pembangunan nasional bagi para pejabat pembuat kebijakan (Tjiptoherijanto: 2006: 101).

Menurut Badan Pusat Statistik (BPS), tingkat kemiskinan di Indonesia telah mengalami penurunan. Pada tahun 2017, tingkat kemiskinan turun sangat signifikan sebesar 10,12 persen. Pada data yang dirilis BPS pada September 2017, presentase penurunan penduduk miskin turun sebesar 0,58 persen (*year-on-year*). Menurut perkembangan selama 10 terakhir, tahun 2017 merupakan tahun dengan tingkat kemiskinan terendah. Pemerintah berhasil menurunkan tingkat kemiskinan hingga dua kali lipat sebesar 1,18 juta jiwa dari rata-rata per tahun hanya sebesar 500 ribu jiwa. Pada tahun 2018, pemerintah menerapkan sistem pelaksanaan perlindungan sosial yang didasarkan pada pendekatan siklus hidup (*life cycle*). Dengan adanya program ini, masyarakat diharapkan mampu mengambil manfaat penuh karena sifat *single targeting framework* yang diterapkan untuk intervensi kemiskinan. Usaha lain yang dilakukan pemerintah adalah dengan perluasan bantuan non-tunai yang

bertujuan untuk memperbaiki pola konsumsi masyarakat, program padat karya tunai (*cash for work*) untuk meningkatkan pendapatan, menurunkan angka *stunting*, dan menciptakan lapangan pekerjaan sementara bagi masyarakat. Beberapa pencapaian tersebut menunjukkan bahwa pemerintah benar-benar serius dalam mengatasi permasalahan kemiskinan.

Meskipun pemerintah telah berhasil menurunkan kemiskinan, akan tetapi masih sering terjadi kesenjangan di berbagai daerah. Beberapa daerah mampu menurunkan angka kemiskinan dengan cepat, dan sebagian daerah lain masih sangat lambat dalam menurunkan angka kemiskinan. Perlu dilakukan suatu kajian untuk mengetahui variabel-variabel apa saja yang dapat mempercepat atau menurunkan tingkat kemiskinan. Sehingga kedepannya pemerintah dapat membuat dan menetapkan suatu kebijakan untuk mengurangi terjadinya kesenjangan antar daerah.

Beberapa kajian mengenai kemiskinan multidimensional telah banyak diteliti, yaitu Bambang Widjanarko Otok dan Dian Seftiana, pada tahun 2012 melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui klasifikasi rumah tangga miskin di Kabupaten Jombang dengan Metode *Random Forest Classification and Regression Trees (RF-CART)*. Hafiz Mohd Sarim, dkk, pada tahun 2018 melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui klasifikasi kemiskinan 40% rumah tangga miskin dengan Metode *Machine Learning Approach*. Zahoor Hussain Javed dan Ayesha Asif, pada tahun 2011 melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui fenomena kemiskinan dari prespektif kepala rumah tangga perempuan dengan Metode *Binary Logistic Regression*. Bambang Widjanarko Otok dan Wahyuning Pintowati pada tahun 2012 melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui



Pemodelan kemiskinan di Provinsi Jawa Timur dengan pendekatan Metode *Multivariate adaptive Regression Spline (MARS)*. Beberapa penelitian diatas yang mengkaji tentang kemiskinan menunjukkan bahwa terdapat banyak faktor yang mempengaruhi kemiskinan. Oleh karena itu, perlu diadakan suatu pengkajian lebih lanjut untuk mengetahui variabel-variabel apa saja yang paling mempengaruhi tingkat kemiskinan sehingga untuk kedepannya pemerintah dapat menentukan arah kebijakan sekaligus sebagai standar evaluasi permasalahan pengentasan kemiskinan.

Kasus kemiskinan memiliki beberapa variabel prediktor yang saling terkait. Permasalahan kemiskinan juga tergolong sebagai kasus berdimensi tinggi (lebih dari tiga variabel) dan tidak diketahui hubungan yang jelas antara variabel respon dan variabel prediktor. Oleh karena itu, untuk memodelkan data kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah digunakan metode nonparametrik *Multivariate adaptive Regression Splines* dan *Bagging MARS*. Penggunaan metode MARS dan *Bagging MARS* bertujuan untuk mengetahui model kemiskinan Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah dan dapat diketahui variabel yang paling mempengaruhi tingkat kemiskinan Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah tahun 2018.

Al-Qur'an yang sesuai dengan pembahasan ini adalah Qs.Yusuf ayat 43-49. Menurut Tafsir Ibnu Katsir, ayat diatas menjelaskan mengenai mimpi seorang raja melihat tujuh ekor sapi betina gemuk dimakan oleh tujuh ekor sapi betina yang kurus, dan tujuh bulir (gandum) yang hijau dan tujuh lainnya yang kering. Mimpi tersebut menjelaskan bahwa akan ada musim subur selama tujuh tahun berturut-turut dan diperintahkan agar menyimpan hasil pangan dalam jangka waktu yang lama sebagai cadangan makanan pada musim paceklik yang akan terjadi selama



tujuh tahun berturut-turut. Hal ini sebagai upaya pertahanan pangan demi berlangsungnya kehidupan (Abdullah: 2007).

Metode *Multivariate adaptive Regression Splines* (MARS) merupakan pendekatan nonparametrik yang dikenalkan oleh Friedman. Metode MARS yaitu suatu teknik regresi nonparametrik yang digunakan untuk mengetahui hubungan nonlinear antara variabel respon dan variabel prediktor dengan menggunakan regresi *Spline*. Penggunaan metode MARS didasarkan pada hubungan yang masih belum jelas antara variabel respon dan variabel prediktor. Dalam menentukan pemodelan MARS, digunakan kombinasi nilai *knots*, basis fungsi (BF), dan maksimum interaksi (MI) berdasarkan *trial* dan *error* untuk menemukan nilai GCV minimum (Budiantara & Nisa,2012:1). *Bootstrap Agregating (Bagging)* pertama kali diperkenalkan oleh Breiman pada tahun 1996. Metode *Bagging* digunakan untuk mereduksi variansi estimator pada metode klasifikasi dan regresi. Metode ini dapat digunakan untuk meningkatkan stabilitas, peningkatan akurasi, dan kekuatan prediksi. *Bagging* merupakan metode yang menggabungkan banyak nilai prediktor dan menggunakannya untuk memperoleh agregat prediktor. Penggabungan banyak nilai dilakukan dengan penggandaan *Bootstrap* dengan penggandaan minimum sebanyak 50 kali dan bernilai optimum ketika menunjukkan nilai tertinggi (Breimen, 1996:16). Model MARS lebih baik digunakan apabila dikombinasikan dengan metode *Bagging* karena metode *Bagging* dapat meningkatkan akurasi kekuatan prediktif model MARS. Oleh karena itu, untuk mendapatkan hasil model terbaik maka dibandingkan antara metode MARS dan *Bagging* MARS.

Melihat sangat pentingnya pengentasan permasalahan kemiskinan, maka Betul Kan Killinc, dkk, pada tahun 2017 melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui model konsentrasi logam *Cadmium (Cd)*, *Zinc (Zn)* and *Lead (Pb)* untuk mengetahui pencemaran tanah dengan metode MARS. Tian-Syug Lee, dkk pada tahun 2005 melakukan penelitian untuk mengetahui model penilaian kredit dengan metode MARS. Ria Dhea Layla Nur Karisma & Sri Harini pada tahun 2019 melakukan penelitian untuk mengetahui klasifikasi faktor resiko pasien *ischemic* dan *hemorrhagic* menggunakan metode MARS. Asriani dkk, pada tahun 2016 melakukan penelitian untuk memperediksi Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) dengan metode MARS.

Berdasarkan beberapa uraian diatas, hal tersebut yang melatarbelakangi penulis melakukan penelitian dengan judul “Pemodelan Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Tengah Dengan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Splines* dan *Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines*”. Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui pemodelan kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah dan mengetahui variabel terbaik yang paling mempengaruhi model MARS dan *Bagging* MARS. Hasil dari penelitian ini diharapkan mampu dijadikan pemerintah sebagai petunjuk arah pengambilan kebijakan sekaligus sebagai standar evaluasi permasalahan pengentasan kemiskinan.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada latar belakang, maka dapat diambil beberapa rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana gambaran umum data kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah ?
2. Bagaimana perbandingan model MARS dan *Bagging* MARS pada data kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah?
3. Variabel apa yang paling mempengaruhi kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menggunakan model MARS dan *Bagging* MARS?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah, maka tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengetahui gambaran umum data kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah.
2. Mengetahui perbandingan model MARS dan *Bagging* MARS pada data kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah.
3. Mengetahui variabel yang paling mempengaruhi kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menggunakan model MARS dan *Bagging* MARS

#### 1.4 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menambah wawasan tentang implementasi metode MARS dan *Bagging* MARS dalam mengatasi permasalahan kemiskinan.
2. Membantu pemerintah dalam membuat kebijakan dan standar evaluasi dalam pengentasan permasalahan kemiskinan.
3. Mengetahui penerapan dan program yang digunakan untuk mengetahui kemiskinan penduduk menggunakan MARS dan *Bagging* MARS.

#### 1.5 Batasan Masalah

Penelitian dalam skripsi ini dibatasi oleh beberapa hal, diantaranya:

1. Metode yang digunakan dalam penelitian ini hanya menggunakan MARS dan *Bagging* MARS.
2. Data yang digunakan hanya data kemiskinan Penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah.

#### 1.6 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan dibuat dengan tujuan agar pembaca lebih mudah untuk mengerti dan memahami isi penelitian. Maka sistematika penulisan dikelompokkan menjadi lima bab, dimana setiap bab terdiri dari subbab dengan sistematika sebagai berikut:

#### BAB I PENDAHULUAN

Pendahuluan terdiri dari latar belakang masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, dan sistematika penelitian.

## BAB II KAJIAN PUSTAKA

Dalam kajian pustaka, didalamnya memuat teori-teori yang digunakan dalam penelitian. Pada penelitian ini terdiri dari beberapa teori diantaranya analisis regresi, regresi nonparametrik, *regression spline*, metode MARS, *bagging* MARS, *Generalized Cross Validation* (GCV), kemiskinan, faktor-faktor penyebab kemiskinan, dll.

## BAB III METODE PENELITIAN

Pada bab ini memuat langkah-langkah, tahapan, dan diagram alur yang dilakukan penulis dalam menyusun penelitian.

## BAB IV PEMBAHASAN

Pembahasan didalamnya memuat penjabaran dan penjelasan secara lebih rinci mengenai langkah-langkah yang dilakukan dari hasil penelitian dilakukan serta kajian agama.

## BAB V PENUTUP

Penutup memuat kesimpulan mengenai hasil dari pembahasan dalam penelitian dan saran-saran yang membangun untuk penelitian selanjutnya.



## BAB II

### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan suatu proses estimasi fungsi hubungan antara variabel  $Y$  dan variabel  $X$  yang selanjutnya akan dicari nilai estimasi parameter dari persamaan analisis regresi (Watson,dkk,1993: 67). Menurut Suharyadi dan Purwanto (2008:43) analisis regresi merupakan suatu teknik analisis yang berguna untuk memperoleh persamaan dan mengetahui hubungan antara variabel tak bebas ( $Y$ ) dan variabel bebas ( $X$ ). Analisis regresi berkaitan dengan hubungan sebuah variabel dependen dengan satu atau lebih variabel independen. Tujuannya adalah menaksir mean dari variabel dependen dengan dasar nilai tertentu dari variabel penjelas ( $X$ ) dalam populasi yang sebenarnya (Hakim, 2002: 65).

Berdasarkan beberapa pengertian diatas, dapat ditarik kesimpulan bahwa analisis regresi adalah suatu model yang digunakan untuk mengetahui hubungan antar variabel untuk mengetahui estimasi variabel respon yang didasarkan pada variabel prediktor yang diketahui. Tujuan dari dilakukan analisis regresi adalah untuk mengetahui model persamaan prediksi atau penduga. Persamaan yang digunakan dalam analisis regresi disebut persamaan regresi. Menurut Widarjono (2010: 37) berikut ini merupakan bentuk umum persamaan regresi:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + e_i \quad (2.1)$$

Keterangan:

$Y_i$  : Nilai penduga atau nilai ramalan variabel ( $Y$ ) berdasarkan variabel ( $X$ )

$\beta_0$  : Daerah intersep, yaitu daerah garis pada sumbu  $Y$  atau nilai perkiraan untuk variabel ( $Y$ ) ketika nilai  $X = 0$



- $\beta_1$  : Kemiringan garis, yaitu perubahan rata-rata pada variabel ( $X$ )  
 $X_i$  : Variabel bebas atau variabel independen ( $X$ )  
 $e_i$  : Variabel error

## 2.2 Regresi Nonparametrik

Menurut Eubank (1998:10-11) regresi nonparametrik merupakan metode yang memiliki tingkat fleksibilitas tinggi, artinya dalam terbentuknya estimasi kurva regresi ditentukan secara subjektif oleh keputusan peneliti. Pendekatan nonparametrik tidak terikat dengan asumsi-asumsi pada regresi parametrik. Oleh karena itu, pada kurva regresi diasumsikan menggunakan pemulusan (*smoothing*) untuk memperoleh hasil fungsi ruang tertentu. Regresi nonparametrik tidak membutuhkan adanya suatu pengukuran. Persamaan regresi nonparametrik secara umum dapat dituliskan sebagai berikut:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i, \quad (2.4)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Keterangan:

- $y_i$  : Variabel respon  
 $f(x_i)$  : Kurva regresi Nonparametrik  
 $x_i$  : Variabel Prediktor  
 $\varepsilon_i$  : Error

Tujuan dilakukan uji nonparametrik sebagai alternatif pengganti distribusi parametrik ketika nilai populasi tidak dapat diketahui. Uji nonparametrik digunakan ketika data tidak memenuhi syarat uji parametrik, data berskala atau rasio, dan

sampel dari populasi tidak memenuhi nilai normal (Soepeno, 2002: 23). Menurut Supranto (2002: 45: 67) statistik nonparametrik adalah statistik yang tidak menggunakan asumsi distribusi atau disebut juga dengan bebas distribusi. Penarikan dalam statistik nonparametrik tidak memerlukan bentuk distribusi sehingga tidak terikat dengan asumsi-asumsi yang membatasi.

### 2.3 Regresi *Spline*

Regresi *spline* yaitu regresi yang memuat fungsi pemulusan (*smoothing*) khusus yang menghubungkan beberapa derajat polinomial rendah untuk membangun model pada data pengamatan. Dalam interval regresi *spline* terdiri atas  $n$  observasi  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  yang terbagi dalam beberapa subinterval atau segmen. *Spline* terdiri dari beberapa interval yang terdiri atas  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  prediktor dan dibagi dalam subinterval  $t_1 < t_2 < \dots < t_m$ . Nilai  $m \leq n$  menunjukkan sebagai nilai *knot* (Konishi, 2014). *Knot* adalah suatu titik yang menunjukkan fungsi *spline* dengan selang yang berbeda (Hardle, 1990). Estimasi kurva pada regresi *spline* ditentukan secara subjektif oleh peneliti, hal ini karena regresi *spline* memiliki karakteristik fleksibilitas yang tinggi. Kelebihan dari regresi *spline* yaitu mampu mengatasi permasalahan interval naik turun yang tajam pada data. Menurut Friedman (1991:3-5) *spline* merupakan potongan (*piecewise*) turunan dari polinomial orde  $q$  hingga orde  $q-1$ . Pada *spline* univariat memiliki fungsi basis dengan  $K$  adalah *knot* sebagai berikut:

$$\{x^j\}_1^q, \{(x - t_k)_+\}_1^K \quad (2.5)$$

Maka, model *spline* menjadi:

$$f(x) = \beta_0 + \beta_1 x + \dots + \beta_x x^q + \sum_{k=1}^K \gamma_k (x - t_k)_+^q \quad (2.6)$$

dimana  $q \geq 1$  dan  $(t_1, t_2, \dots, t_k)$  merupakan titik knot. Nilai  $q$  menunjukkan orde polinomial dari fungsi *spline* pada setiap titik. Fungsi dari *truncated power*  $(x - t_k)_+^q$  adalah:

$$(x - t_k)_+^q = \begin{cases} (x - t_k)^q; & x - t_k > 0 \\ 0; & x - t_k \leq 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

#### 2.4 Estimasi Parameter *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS)

Metode estimasi parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Ordinary Least Square* (OLS). Metode OLS merupakan metode yang digunakan mengestimasi model regresi dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat residual (Budiantara & Yanthi, 2016:158). Menggunakan persamaan (2.16) menggunakan estimator MARS, maka dapat ditulis dalam bentuk matriks menjadi:

$$Y = Ba + \varepsilon \quad (2.8)$$

Keterangan:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad a = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix} \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_{mp} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \mathbf{1} \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m} \cdot (x_{1(1,m)} - t_{1m})]_+ & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{Mm} \cdot (x_{1(M,m)} - t_{1m})]_+ \\ \mathbf{1} \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m} \cdot (x_{1(1,m)} - t_{1m})]_+ & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{Mm} \cdot (x_{2(M,m)} - t_{1m})]_+ \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \mathbf{1} \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m} \cdot (x_{1(1,m)} - t_{1m})]_+ & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{Mm} \cdot (x_{v(M,m)} - t_{1m})]_+ \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

$$\varepsilon = Y - Ba \quad (2.10)$$

Agar mendapatkan estimator  $a$  maka dengan metode OLS dilakukan dengan meminimumkan kuadrat error dengan mengkuadratkan persamaan:

$$\begin{aligned}
\sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 &= \varepsilon' \varepsilon & (2.11) \\
&= (Y - Ba)'(Y - Ba) \\
&= (Y' - a'B')(Y - Ba) \\
&= (Y'Y - Y'Ba - a'B'Y + a'B'Ba) \\
&= Y'Y - 2a'B'Y + a'B'Ba
\end{aligned}$$

Agar didapatkan persamaan normal, maka dilakukan penurunan *differensial* SSE parsial terhadap  $a$  sehingga:

$$\frac{\partial(\varepsilon' \varepsilon)}{\partial a} = 0 \quad (2.12)$$

Maka,  $-2B'Y + 2B'Ba = 0$

$$\begin{aligned}
Ba &= 2B'Y \\
a &= (B'B)^{-1}B'Y & (2.13)
\end{aligned}$$

### 2.5 Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

Menurut Fiedman (1991:10) metode MARS merupakan pendekatan *multivariat* nonparametrik yang memiliki bentuk lebih kompleks dari regresi *spline* dan partisi rekursif membentuk estimasi fungsi regresi kontinu. Metode MARS digunakan pada data berdimensi tinggi (lebih dari tiga variabel) dan diskontinuitas pada data. Metode MARS merupakan metode pengembangan dari *Recursive Partitioning Regression* (RPR) yang masih dianggap belum mampu mengatasi model data yang tidak kontinu pada *knot*. Tujuan dari MARS yaitu untuk melakukan estimasi *subregion* pada setiap *region* untuk memperoleh model yang kontinu pada *knot*. Kelebihan metode MARS dapat mengatasi kelemahan yang ada pada metode RPR (Rahmaniah, dkk, 2016:164-165). Metode MARS memiliki beberapa kelebihan diantaranya tidak membutuhkan adanya standarisasi data,

perhitungan data yang dilakukan menghasilkan hasil yang akurat, memudahkan perhitungan dengan cepat, dapat digunakan pada *bigdata*, dan dapat digunakan untuk analisis regresi dan klasifikasi secara sekaligus.

Menurut Nash & Bradford (2012: 456) terdapat beberapa aspek yang perlu diperhatikan dalam membangun model MARS yaitu:

1. *Knot*. *Knot* merupakan suatu garis yang menjelaskan titik akhir dari garis regresi (*region*), dan merupakan titik awal pada garis regresi (*region*) yang baru. Pada tiap titik *knot*, haruslah bersifat kontinu antar *region*. Jarak minimum antar *knot* (MO) sebanyak 5, 10, dan 20 (Otok & Ayu, 2014:187). MO dapat ditentukan dengan menggunakan *trial* dan *error* hingga diperoleh nilai GCV paling minimum.
2. Fungsi Basis (BF). Fungsi basis merupakan suatu fungsi yang digunakan untuk menjelaskan hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor yang dapat menggambarkan informasi yang terdiri dari satu atau lebih variabel. Pada umumnya nilai fungsi basis yang digunakan berupa polinomial dengan turunan yang bersifat kontinu pada tiap *knot*. Jumlah nilai maksimal fungsi basis (BF) yang paling optimum adalah 2 hingga 4 kali jumlah variabel prediktor (Friedman, 1991:24-28).
3. Interaksi. Interaksi adalah perkalian silang antar variabel yang saling berkorelasi. Jumlah maksimum interaksi (MI) yang diperbolehkan yaitu 1,2,3. Ketika jumlah MI melebihi 3, maka akan menyebabkan model semakin kompleks dan sulit untuk diinterpretasikan.

Menurut Friedman (1991:7) model MARS merupakan kombinasi dari metode *spline* dan rekursif partisi. Model dalam regresi *spline* diterapkan menggunakan



kumpulan fungsi basis untuk mencapai regresi *spline* orde ke- $q$  dan diestimasi menggunakan metode kuadrat terkecil (*least square*). Dalam univariate ( $v = 1$ ), bentuk basisnya yaitu:

$$\{x^j\}_1^q, \{(x - t_k)_1^q\}_1^k \quad (2.14)$$

Dimana  $\{t_k\}_1^k$  adalah titik *knot*. Menggunakan titik *knot* ini diharapkan dapat ditemukan adanya kontinuitas dari fungsi basis dari satu garis regresi (*region*) ke *region* lainnya. Pada umumnya, fungsi basis berbentuk polinomial dengan turunan kontinu pada setiap titik *knot*. Penyelesaian permasalahan multivariat atau data berdimensi tinggi dapat dilakukan menggunakan pendekatan komputasi. Pendekatan komputasi dilakukan karena perhitungan komputasi dalam pengolahan data dapat menghasilkan hasil yang sesuai dengan algoritmanya. Algoritma dalam mengembangkan metode komputasi salah satunya dengan menggunakan metode RPR. Tujuan digunakan metode RPR adalah untuk mengestimasi data pada *subregion* dan mengetahui parameter yang berkorelasi pada tiap *subregion*. Langkah pertama yang dilakukan menggunakan metode RPR adalah dengan menghasilkan model yang memiliki kumpulan fungsi basis untuk meningkatkan kecocokan model (Friedman, 1991:8-10). RPR merupakan suatu pendekatan fungsi yang tidak diketahui dimana  $\hat{f}(x)$ :

$$\hat{f}(x) = \sum_{m=1}^M a_m B_m(x) \quad (2.15)$$

Keterangan:

$a_m$  : Koefisien fungsi basis ke- $m$

$B_m$  : fungsi basis ke- $m$

$M$  : Maksimum basis fungsi ke- $m$



Menurut Friedman (1991:11) Fungsi basis  $B_m$  pada metode RPR didefinisikan:

$$B_m(x) = \prod_{k=1}^{k_m} H[S_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})] \quad (2.16)$$

Keterangan:

$k_m$  : Derajat interaksi

$S_{km}$  : Tanda pada titik knot (nilainya  $\pm 1$ )

$x_{v(k,m)}$  : Variabel prediktor independen

$t_{km}$  : Nilai knot dari variabel prediktor independen

$H$  : Step fungsi yang didefinisikan  $H(\eta) = \begin{cases} 1, & \text{jika } \eta \geq 0 \\ 0, & \text{jika } \eta < 0 \end{cases}$

Menurut Friedman (1991:14-18) bentuk persamaan (2.10) tidak kontinu antar *subregion*. Dalam upaya mengatasi kelemahan RPR maka akan digunakan metode MARS untuk memperoleh hasil yang kontinu pada *knot*. Persamaan fungsi basis yang dihasilkan sebagai berikut:

$$B_m^{(q)}(x) = \prod_{k=1}^{k_m} [S_{km} \cdot (x_{v(k,m)} - t_{km})]_+^q \quad (2.17)$$

Selanjutnya, setelah dilakukan modifikasi fungsi basis dengan model RPR maka diperoleh model MARS sebagai berikut:

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

Keterangan:

$a_0$  : Konstanta

$M$  : Basis maksimum

$a_m$  : Koefisien fungsi basis ke-m

$K_m$  : Derajat interaksi

$x_{v(k,m)}$  : Variabel prediktor independen

$S_{km}$  : Tanda pada titik knot (nilainya  $\pm 1$ )

$t_{km}$  : Nilai *knot* variabel independen  $x_{v(k,m)}$

Menurut Otok, dkk (2007) persamaan model MARS dapat dijabarkan menjadi:

$$\begin{aligned} \hat{f}(x) = & a_0 + \sum_{m=1}^M a_m [S_{1m}(x_{v(1,m)} - t_{1m})] + \sum_{m=1}^M a_m [S_{1m}(x_{v(1,m)} - \\ & t_{1m})][S_{2m}(x_{v(2,m)} - t_{2m})] + \sum_{m=1}^M a_m [S_{1m}(x_{v(1,m)} - \\ & t_{1m})][S_{2m}(x_{v(2,m)} - t_{2m})][S_{3m}(x_{v(3,m)} - t_{3m})] + \dots \end{aligned} \quad (2.19)$$

Dalam bentuk matriks, persamaan pada model MARS dapat ditulis menjadi:

$$Y = Ba + \varepsilon, Y = (Y_1, \dots, Y_n)^T, a = (a_0, \dots, a_M)^T, \varepsilon = (\varepsilon_0, \dots, \varepsilon_n)^T \quad (2.20)$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m} \cdot (x_{1(1,m)} - t_{1m})] + & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{Mm} \cdot (x_{1(M,m)} - t_{1m})] + \\ 1 \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m} \cdot (x_{1(1,m)} - t_{1m})] + & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{Mm} \cdot (x_{2(M,m)} - t_{1m})] + \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 \prod_{k=1}^{K_1} [S_{1m} \cdot (x_{1(1,m)} - t_{1m})] + & \dots & \prod_{k=1}^{K_m} [S_{Mm} \cdot (x_{v(M,m)} - t_{1m})] + \end{bmatrix}$$

## 2.6 Generalized Cross Validation (GCV)

Model terbaik pada MARS ditentukan dengan menggunakan *Generalized Cross Validation* (GCV). Nilai model terbaik dapat dilihat dari nilai GCV nilai minimum. Dalam menentukan nilai GCV dapat dilakukan dengan *trial* dan *error* dalam pengkombinasian jumlah fungsi basis (BF), maksimum interaksi (MI), dan minimum observasi (MO) (Killinc, dkk, 2017: 12).

Nilai GCV didefinisikan sebagai berikut:

$$GCV = \frac{MSE}{\left[1 - \frac{C(\hat{M})}{n}\right]^2} \quad (2.21)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{f}_M(x_i)]^2 \quad (2.22)$$

Keterangan:

MSE : *Mean Squared Error*

$y_i$  : Variabel respon ke- $i$

$M$  : Jumlah fungsi basis

$\hat{f}_M(x_i)$  : Nilai taksiran variabel respon pada  $M$  fungsi basis

$n$  : Banyaknya data

$C(\hat{M})$  :  $C(M) + dM$

$C(M)$  : Trace  $[B(B^T B)^{-1} B^T] + 1$  adalah banyaknya parameter yang di estimasi

$d$  : Nilai ketika setiap fungsi basis mencapai optimasi ( $2 \leq d \leq 4$ )

Penentuan model terbaik pada metode MARS dapat diketahui dari kriteria nilai GCV terkecil. Cara lain yang dapat dilakukan ketika menemukan nilai GCV yang sama, maka dengan melihat nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil. Jika masih didapati nilai MSE yang sama, maka dapat dilihat dari pertimbangan nilai  $R^2$  terbesar (Budiantara & Yanthi, 2016: 159).

## 2.7 Algoritma MARS

### a. Algoritma *Forward Stepwise*

Algoritma *forward stepwise* dilakukan untuk mengetahui jumlah fungsi basis maksimum (Otok, 2016:3). Kriteria penentuan jumlah fungsi basis maksimum dengan melihat nilai *Mean Square Error* (MSE) minimum. Cara lain agar dapat

memenuhi konsep persemoni (konsep model sederhana) dilakukan dengan dengan melihat nilai GCV minimum. Menurut Zhang dan Singer (2010:58) terdapat beberapa langkah yang dapat digunakan menentukan algoritma *forward stepwise*:

1. Menentukan nilai basis awal. Misal  $B_0 = 1$  yang merupakan fungsi basis konstan sebagai fungsi basis awal.
2. Menentukan pasangan dari fungsi basis  $B_1 = (x_t - t)_+$  dan  $B_2 = (t - x_t)_+$  yang merupakan kombinasi variabel prediktor  $x_i$  dan knot  $t_1$ . Pada tahap ini akan diperoleh model MARS yang memiliki nilai *Average Sum of Square* (ASR) minimum.
3. Kemudian melakukan perluasan pada model MARS dengan cara menambahkan perkalian fungsi basis baru pada model yang kemudian akan diperoleh beberapa pilihan model yang memiliki nilai ASR.
4. Ulangi tahap tiga hingga memperoleh fungsi basis yang ditetapkan.

b. Algoritma *Backward Stepwise*

Algoritma *backward stepwise* dilakukan untuk memperoleh model terbaik. Algoritma *backward stepwise* dimulai dengan *forward stepwise* yang mempunyai  $M$  fungsi basis. Menurut Zhang dan Singer (2010:59) terdapat beberapa langkah yang dapat digunakan menentukan algoritma *backward stepwise*:

1. Menghilangkan fungsi basis non-konstan yang dapat menyebabkan terjadinya kenaikan ASR minimum.
2. Ulangi tahap satu hingga diperoleh hasil fungsi basis konstan.

## 2.8 *Bootstrap Aggregating (Bagging)*

*Bootstrap Aggregating (Bagging)* diperkenalkan pertama kali oleh Briemen untuk mereduksi variansi estimator pada metode klasifikasi dan regresi. *Bagging* digunakan untuk perbaikan estimator, meningkatkan stabilitas, meningkatkan akurasi, dan meningkatkan prediksi. Aturan minimum yang digunakan untuk batas klasifikasi sebanyak 50 kali. *Bagging* menunjukkan nilai yang optimum ketika mencapai nilai akurasi tertinggi

Menurut Klemela (2014:231) *Bagging* sampel *bootstrap* ditentukan menggunakan sampel asli  $(X_1, Y_1) \dots, (X_n, Y_n)$ . Menurut Buhlmann & Yu (2002:98) metode *Bagging* dapat digunakan untuk meminimumkan nilai kuadrat eror dalam berbagai proses dalam peramalan. Metode *Bagging* memiliki algoritma dalam pemodelan MARS, sebagai berikut:

1. Terdapat data set  $L$  yang terdiri dari  $\{(y_i, x_i), i = 1, 2, 3 \dots n\}$ . Selanjutnya dilakukan penggandaan *bootstrap* pada data, maka diperoleh  $L_i^* = (y_i^*, x_i^*)$  atau  $(L^{(B)})$ .
2. Melakukan pemodelan MARS pada  $(L^{(B)})$ .
3. Melakukan prediksi variabel respon pada MARS.
4. Melakukan pengulangan pada langkah 1 hingga diperoleh  $B$  replikasi *bootstrap*.
5. Melakukan prediksi pada variabel respon menurut pemilihan prediksi yang sering muncul pada setiap observasi dari  $B$  replikasi *bootstrap*.
6. Mencari model klasifikasi terbaik pada prediksi *Bagging* MARS.



## 2.9 Kemiskinan

Menurut Tjiptoherijanto (1996:108) kemiskinan adalah suatu kondisi dimana seseorang tidak mampu memenuhi kebutuhan hidupnya secara materil dan nonmateriiil. Definisi ini dianggap bernilai relatif, karena pada dasarnya standar kebutuhan seseorang berbeda-beda dan tidak ditentukan. Tjiptoherijanto juga mengartikan bahwa kemiskinan adalah suatu kegagalan seseorang dalam memenuhi kebutuhan minimum. Akan tetapi definisi tersebut masih dianggap absolut karena berkaitan dengan batas minimum tertentu.

Menurut Kementrian Kependudukan & Ketenagakerjaan, kemiskinan merupakan suatu permasalahan multidimensional yang berhubungan dengan segala aspek kehidupan berkaitan dengan masalah politik, budaya, ekonomi, teknologi, psikologi, yang saling berkaitan satu dengan yang lain. Sedangkan menurut Chambers (1984:45) kemiskinan merupakan pembagian wilayah dari suatu keadaan yang kurang menguntungkan yang menyebabkan seseorang berada dalam keterbatasan dan kesulitan dari kemiskinan itu tersendiri. Keterbatasan dan kesulitan yang dimaksud adalah rasa ketakutan, rasa lemah fisik, ketidakberdayaan, rasa deskriminasi, dsb.

Menurut Kementrian PPN atau Bappenas, secara konseptual kemiskinan dibagi menjadi dua, yaitu kemiskinan relatif dan kemiskinan absolut. Kemiskinan relatif adalah suatu kondisi yang terjadi karena pengaruh kebijakan pembangunan pemerintah yang belum mampu diterapkan dan disesuaikan dalam masyarakat sehingga membuat masyarakat menjadi semakin miskin. Sedangkan kemiskinan absolut adalah suatu kondisi dimana masyarakat tidak mampu memenuhi kebutuhan pokok minimum yang diwujudkan secara finansial atau dalam bentuk



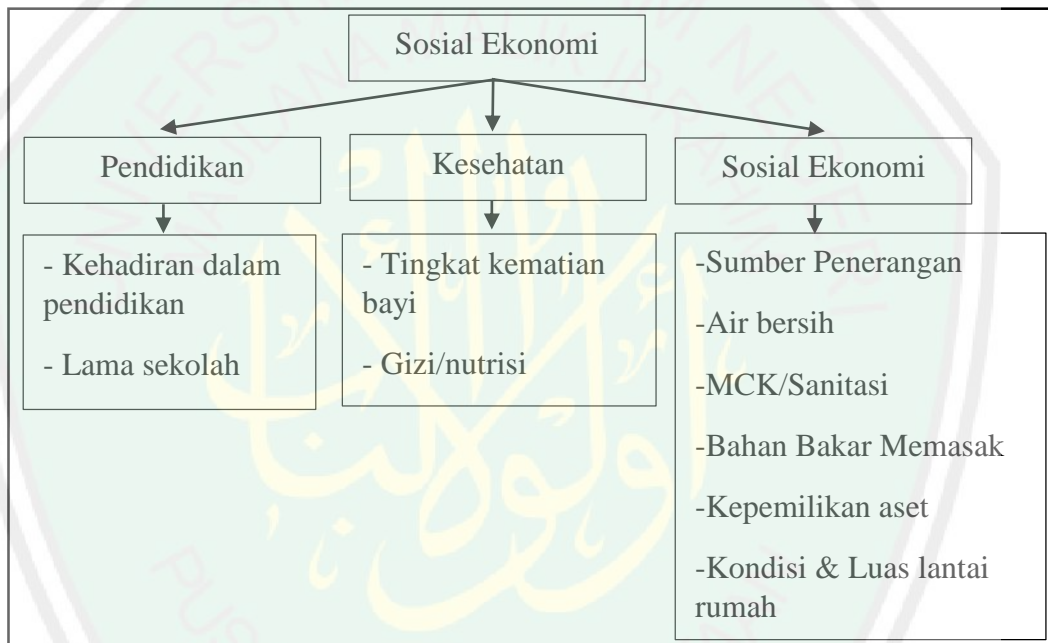
uang. Pengertian kemiskinan tidak bisa ditentukan hanya dari faktor ekonomi. Akan tetapi juga ditentukan dari faktor pendapatan. Hal ini karena kemiskinan selalu berkaitan dengan kebutuhan aset yang digunakan untuk memenuhi kebutuhan sandang, pangan, tempat tinggal, kesehatan, perumahan, pendidikan, dll (Widaryatmo, 2018:1-3).

Menurut Kementrian PPN atau Bappenas, berdasarkan faktor penyebabnya kemiskinan dibedakan menjadi 3 yaitu kemiskinan alamiah, kemiskinan struktural dan kemiskinan kultural. Kemiskinan alamiah adalah kemiskinan yang disebabkan dari kondisi sumber daya alam yang kurang memadai dan letak geografis yang kurang strategis, sehingga menyebabkan seseorang sulit untuk memenuhi kebutuhan hidupnya. Kemiskinan struktural adalah kemiskinan yang disebabkan karena adanya kebijakan pemerintah yang diterapkan pada suatu wilayah dimana wilayah tersebut belum mampu diterapkan dalam masyarakat. Kemiskinan kultural adalah kemiskinan yang disebabkan karena kondisi sosial budaya dan adat istiadat (Widaryatmo, 2018: 7-9).

Menurut Kurniawan (2017: 16-17) terdapat banyak faktor yang menyebabkan kemiskinan, diantaranya sumber daya manusia (SDM), pekerjaan, inflasi, pengangguran, kepadatan penduduk, fasilitas kesehatan, pendapatan, kelangkaan sumber air bersih, kurangnya lahan pemukiman, transportasi, kepemilikan rumah, pendidikan, modal usaha, dsb. Sedangkan menurut Tjiptoherijanto (1996: 103) ciri-ciri seseorang dikatakan sebagai rumah tangga miskin adalah sebagai berikut:

1. Rumah tangga yang terdiri dari banyak anggota dan berpendidikan rendah.
2. Pendapatan terbesar keluarga diperoleh dari hasil pertanian.
3. Pekerjaan yang dilakukan merupakan pekerjaan yang tidak tetap.

Menurut *United Nation Development Programs*, ukuran tingkat kemiskinan dapat diketahui dari (*Human Poverty Index*) yang mendefinisikan bahwa kemiskinan merupakan suatu upaya yang tidak mampu dilakukan untuk memenuhi kebutuhan. *United Nation Development Programs* melakukan analisa untuk mengetahui kemiskinan dari 3 aspek yaitu aspek pendidikan, aspek kesehatan, dan aspek sosial ekonomi. Menurut *Human Development Report*, dalam setiap aspek terdiri dari beberapa indikator sebagai analisa kemiskinan yang akan dijelaskan dalam bagan dibawah ini sebagai berikut:



Gambar 2. 1 Indeks Kemiskinan Multidimensi

## 2.10 Integrasi Al-Qur'an

Permasalahan pemodelan kemiskinan penduduk ini sama halnya seperti dalam firman Allah dalam Qs. Yusuf ayat 43-49,

وَقَالَ الْمَلِكُ إِنِّي أَرَى سَبْعَ بَقَرَاتٍ سِمَانٍ يَأْكُلُهُنَّ سَبْعٌ عِجَافٌ وَسَبْعَ سُنبُلَاتٍ  
خُضْرٍ وَأُخَرَ يَبْسُتٌ يَا أَيُّهَا الْمَلَأُ أَفْتُونِي فِي رُءْيَايَ إِنَّ كُنْتُمْ لِلرُّءْيَا تَعْبُرُونَ

٣٢ قَالُوا أَضْغَاثُ أَحْلَامٍ وَمَا نَحْنُ بِتَأْوِيلِ الْأَحْلَامِ بِعَلَمِينَ ۖ وَقَالَ الَّذِي نَجَا  
 مِنْهُمَا وَادَّكَرَ بَعْدَ أُمَّةٍ أَنَا أُنَبِّئُكُمْ بِتَأْوِيلِهِ فَأَرْسِلُونِ ۗ يُوسُفُ أَيُّهَا الصِّدِّيقُ  
 أَفْتِنَا فِي سَبْعِ بَقَرَاتٍ سِمَانٍ يَأْكُلُهُنَّ سَبْعُ عِجَافٍ وَسَبْعِ سُنبُلَاتٍ خُضْرٍ وَأُخَرَ  
 يَبْسُتٍ لَعَلِّي أَرْجِعُ إِلَى النَّاسِ لَعَلَّهُمْ يَعْلَمُونَ ٣٦ قَالَ تَزْرَعُونَ سَبْعَ سِنِينَ دَابًّا  
 فَمَا حَصَدْتُمْ فَذَرُوهُ فِي سُنْبُلِهِ إِلَّا قَلِيلًا مِمَّا تَأْكُلُونَ ٣٧ ثُمَّ يَأْتِي مِنْ بَعْدِ ذَلِكَ سَبْعُ  
 شِدَادٍ يَأْكُلْنَ مَا قَدَّمْتُمْ لَهُنَّ إِلَّا قَلِيلًا مِمَّا تُحْصِنُونَ ٣٨ ثُمَّ يَأْتِي مِنْ بَعْدِ ذَلِكَ عَامٌ  
 فِيهِ يُغَاثُ النَّاسُ وَفِيهِ يَعْرِوْنَ ٣٩

Artinya: “Dan raja berkata (kepada para pemuka kaumnya), “Sesungguhnya aku bermimpi melihat tujuh ekor sapi betina yang gemuk dimakan oleh tujuh ekor sapi betina yang kurus; tujuh tangkai (gandum) yang hijau dan (tujuh tangkai) lainnya yang kering. Wahai orang yang terkemuka! Terangkanlah kepadaku tentang takwil mimpiku itu jika kamu dapat menakwilkan mimpi”(43). Mereka menjawab, “(Itu) mimpi-mimpi yang kosong dan kami tidak mampu menakwilkan mimpi itu” (44). Dan berkatalah orang yang selamat di antara mereka berdua dan teringat (kepada Yusuf) setelah beberapa waktu lamanya, “Aku akan memberitahukan kepadamu tentang (orang yang pandai) menakwilkan mimpi itu, maka utuslah aku (kepadanya)”(45). ”Yusuf, wahai orang yang sangat dipercaya! Terangkanlah kepada kami (takwil mimpi) tentang tujuh ekor sapi betina yang gemuk yang dimakan oleh tujuh (ekor sapi betina) yang kurus, tujuh tangkai (gandum) yang hijau dan (tujuh tangkai) lainnya yang kering agar aku kembali kepada orang-orang itu, agar mereka mengetahui” (46). Dia (Yusuf) berkata, “Agar kamu bercocok tanam tujuh tahun (berturut-turut) sebagaimana biasa; kemudian apa yang kamu tuai hendaklah kamu biarkan di tangkainya kecuali sedikit untuk kamu makan (47). Kemudian setelah itu akan

datang tujuh (tahun) yang sangat sulit, yang menghabiskan apa yang kamu simpan untuk menghadapinya (tahun sulit), kecuali sedikit dari apa (bibit gandum) yang kamu simpan (48). Setelah itu akan datang tahun, di mana manusia diberi hujan (dengan cukup) dan pada masa itu mereka memeras (anggur)” (49).

Menurut Tafsir Ibnu Katsir, ayat diatas menjelaskan bahwa seorang raja yang bermimpi melihat tujuh ekor sapi betina yang gemuk-gemuk dimakan oleh tujuh ekor sapi betina yang kurus-kurus dan tujuh bulir (gandum) yang hijau dan tujuh lainnya yang kering. Tidak ada satupun orang yang mampu mena'birkan mimpi sang raja, kecuali Nabi Yusuf. Hingga akhirnya seorang pengawal kerajaan mengeluarkan Nabi Yusuf dari penjara dan memerintahkan untuk menakbirkan mimpi itu karena Nabi Yusuf merupakan seorang yang jujur. Nabi Yusuf menjelaskan maksud dari mimpi itu yaitu kelak akan ada musim subur dan banyak hujan selama tujuh tahun berturut-turut. Sapi ditakbirkan dengan tahun karena sapilah yang dipakai untuk membajak tanah dan lahan yang digarap untuk menghasilkan buah-buahan dan tanam-tanaman, yaitu bulir-bulir gandum yang hijau subur. Nabi Yusuf memberikan pengarahannya untuk berhemat dan menyimpan hasil pangan dalam jangka waktu yang lama sebagai cadangan makanan pada musim paceklik yang akan terjadi selama tujuh tahun berturut-turut. Musim paceklik ibarat sapi-sapi kurus yang memakan sapi-sapi yang gemuk dengan bulir-bulir yang kering dan tak ada satupun tanaman yang tumbuh (Abdullah: 2007).

Dalam Al-Qur'an Allah telah memberikan isyarat salah satunya dalam ilmu matematika. Permasalahan pemodelan kemiskinan penduduk sebagaimana termuat dalam firman Allah dalam Qs. Yusuf ayat 23-29 yang menjelaskan bahwa sejak zaman dahulu Allah telah menunjukkan kepada manusia upaya yang dapat

dilakukan dalam mempertahankan ketahanan pangan selama musim paceklik demi berlangsungnya kehidupan (Abdullah, 2007).





## **BAB III**

### **METODE PENELITIAN**

#### **3.1 Pendekatan Penelitian**

Pada penelitian ini menggunakan pendekatan studi literatur dan deskriptif kuantitatif. Studi literatur yang digunakan berupa pengumpulan bahan pustaka atau sumber acuan yang diperoleh dari buku dan jurnal. Adapun studi deskriptif kuantitatif yang digunakan yaitu berupa penyusunan dan analisis data sesuai dengan aturan penelitian.

#### **3.2 Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder kemiskinan Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018. Data yang digunakan diperoleh dari Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas) Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Tengah dan Badan Pusat Statistik Kabupaten Semarang. Unit penelitian yang digunakan terdiri atas 30 Kabupaten dan 5 Kota di Provinsi Jawa Tengah. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 350 data yang terdiri dari satu variabel respon dan sepuluh variabel prediktor.

#### **3.3 Variabel Penelitian**

Variabel data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua jenis variabel yakni variabel respon dan variabel prediktor. Variabel respon adalah variabel yang dipengaruhi oleh variabel prediktor. Sedangkan variabel prediktor adalah variabel yang mempengaruhi variabel respon.



### 1. Variabel Respon

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini merupakan variabel presentase penduduk miskin Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018.

### 2. Variabel Prediktor

Variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa faktor yang mempengaruhi penduduk miskin Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018. Faktor yang digunakan terdiri dari 10 variabel yaitu:

Tabel 3. 1 Variabel Penelitian

No	Variabel	Keterangan	Skala Data
1.	Y	Presentase kemiskinan (%)	Rasio
2.	$X_1$	Jumlah kasus penyakit diare (Jiwa)	Rasio
3.	$X_2$	Presentase angka harapan hidup (%)	Rasio
4.	$X_3$	Presentase indeks pembangunan manusia (%)	Rasio
5.	$X_4$	Presentase pengeluaran perkapita non-makanan (%)	Rasio
6.	$X_5$	Jumlah pengangguran terbuka (Jiwa)	Rasio
7.	$X_6$	Jumlah bayi gizi buruk (Jiwa)	Rasio
8.	$X_7$	Presentase peserta keluarga berencana (%)	Rasio
9.	$X_8$	Presentase tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK) (%)	Rasio
10.	$X_9$	Presentase angka harapan sekolah (%)	Rasio
11.	$X_{10}$	Jumlah Peserta BPJS Kesehatan (Jiwa)	Rasio

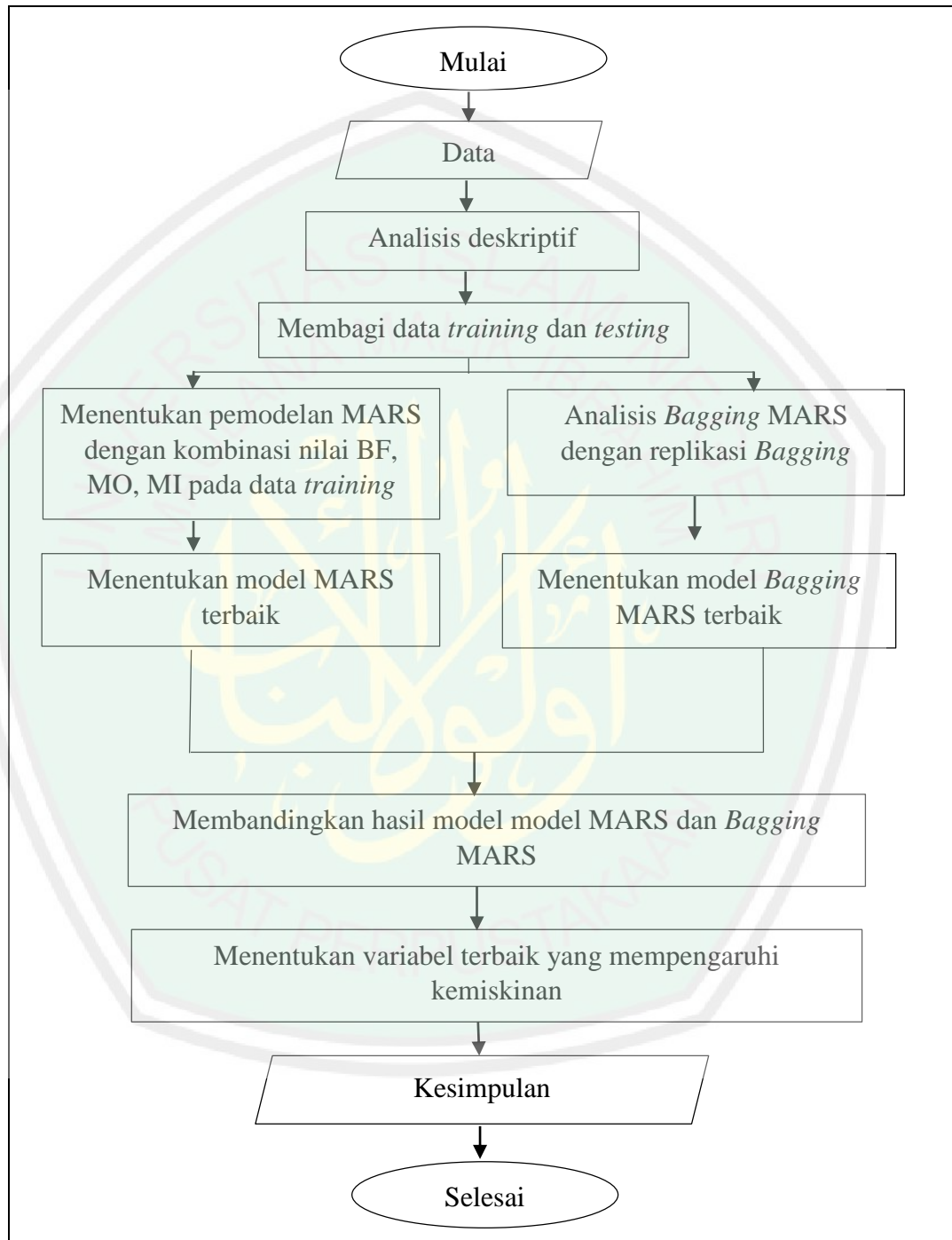
### 3.4 Tahapan Penelitian

Langkah-langkah yang dilakukan dalam melakukan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Melakukan analisis deskriptif untuk mengetahui gambaran umum mengenai data kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa tengah pada tahun 2018.
2. Membagi data menjadi data *training* dan data *testing*.
3. Melakukan analisis menggunakan metode MARS.
  - a. Melakukan pemodelan MARS dengan kombinasi fungsi basis (BF), maksimum interaksi (MI), dan minimal observasi (MO) yang menghasilkan nilai GCV minimum.
  - b. Menentukan model terbaik metode MARS.
  - c. Melakukan interpretasi model MARS.
4. Melakukan analisis menggunakan metode *Bagging* MARS
  - a. Melakukan pemodelan *Bagging* MARS dengan 50 replikasi.
  - b. Menentukan model terbaik metode MARS.
5. Menentukan variabel terbaik yang paling mempengaruhi presentase kemiskinan.

### 3.5 Diagram Alur Penelitian

Agar penelitian dapat mudah dipahami dan dimengerti oleh pembaca, berikut langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian pada diagram alur:



Gambar 3. 1 Diagram Alur Pemodelan MARS dan Bagging MARS

## BAB IV

### ANALISIS DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Analisis Deskriptif

Analisis deskriptif merupakan tahap awal yang dilakukan untuk memperoleh gambaran umum suatu penelitian. Analisis ini bertujuan untuk mengetahui karakteristik kemiskinan Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018 dengan metode MARS dan *Bagging* MARS. Hasil analisis akan dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 4. 1 Presentase Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Tengah

Pada Gambar 4.1 menunjukkan persebaran kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018. Hasil pada grafik menunjukkan bahwa tingkat presentase kemiskinan penduduk di daerah kota cenderung menunjukkan tingkat presentase yang lebih rendah. Terjadinya perbedaan presentase kemiskinan ini dapat dipengaruhi oleh banyak faktor seperti faktor sosial ekonomi, teknologi, kesehatan, dan sebagainya. Presentase kemiskinan penduduk tertinggi berada di wilayah Kabupaten Wonosobo dengan presentase sebesar 17,58%. Sedangkan tingkat kemiskinan terendah berada di Kota

Semarang dengan presentase sebesar 4,14%. Data lebih lengkap mengenai kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah dapat dilihat pada lampiran 1.

Tabel 4. 1 Analisis Deskriptif Karakteristik Kemiskinan Penduduk

Analisis Deskriptif					
Variabel	N	Minimum	Maximum	Rata-rata	Std. Deviasi
Y	35	4,14	17,58	10,90	3,58
$X_1$	35	1687,00	50021,00	16693,00	10555,00
$X_2$	35	7,23	77,54	70,69	15,89
$X_3$	35	65,67	82,72	71,79	4,45
$X_4$	35	42,95	62,37	50,70	4,52
$X_5$	35	2,16	8,45	4,49	1,79
$X_6$	35	0	1555,00	247,00	320,00
$X_7$	35	1998,00	42759,00	19669,00	10773,00
$X_8$	35	62,37	74,99	68,93	3,01
$X_9$	35	11,45	15,51	12,85	0,92
$X_{10}$	35	57483,00	1350230,00	538549,00	278582,00

Berdasarkan Tabel 4.1 diketahui bahwa pada karakteristik variabel  $X_1$  yaitu mengenai jumlah penduduk yang mengalami penyakit diare. Menurut WHO, faktor-faktor resiko yang berengaruh besar terhadap penyakit diare meliputi perumahan yang buruk, infrastruktur yang kurang memadai, dan kemiskinan. Oleh karena itu digunakanlah variabel penyakit diare sebagai salah satu indikator kemiskinan. Variabel penyakit diare memiliki rata-rata sebesar 16693 jiwa dan standar deviasi sebesar 10555. Jumlah maksimum penduduk yang mengalami penyakit diare sebesar 50021 berada di Kota Semarang dan jumlah penduduk yang mengalami penyakit diare minimum sebesar 1687 jiwa berada di Kota Salatiga.



Pada karakteristik variabel  $X_2$  yaitu mengenai presentase angka harapan hidup diperoleh rata-rata penduduk sebesar 70,69%. Rata-rata angka harapan hidup sebesar 70,69% menunjukkan bahwa angka harapan hidup sudah cukup baik dan harus terus dilakukan perbaikan untuk meningkatkan kualitas harapan hidup. Presentase angka harapan hidup maksimum sebesar 77,54% berada di Kabupaten Sukoharjo dan presentase angka harapan hidup minimum sebesar 7,23% berada di Kota Salatiga. Memiliki standar deviasi sebesar 15,89% yang menunjukkan bahwa rentang variasi angka harapan hidup Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menunjukkan angka yang cukup rendah.

Pada karakteristik variabel  $X_3$  yaitu mengenai presentase Indeks Pembangunan Manusia (IPM) diperoleh rata-rata sebesar 0,753%. Rata-rata IPM sebesar 0,753% menunjukkan bahwa indeks pembangunan manusia masih tergolong rendah. Presentase indeks pembangunan manusia maksimum sebesar 82,72% berada di Kota Semarang dan presentase indeks pembangunan manusia minimum sebesar 7,23% berada di Kabupaten Pemalang. Hal ini mengindikasikan bahwa indeks pembangunan Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah pada tahun 2018 berada pada kisaran 7,23%-82,72%. Memiliki standar deviasi sebesar 4,45% yang menunjukkan rentang variasi data indeks pembangunan manusia antar Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menunjukkan angka yang cukup rendah.

Pada karakteristik variabel  $X_4$  yaitu mengenai presentase pengeluaran perkapita komoditi non-makanan diperoleh rata-rata sebesar 50,70%. Rata-rata angka harapan hidup sebesar 50,70% menunjukkan bahwa pengeluaran perkapita komoditi non-makanan cukup tinggi. Presentase pengeluaran perkapita komoditi non-makanan maksimum sebesar 62,37% berada di Kota Surakarta dan



pengeluaran perkapita komoditi non-makanan sebesar minimum sebesar 42,95% berada di Kabupaten Pemalang. Memiliki standar deviasi sebesar 4,518% yang menunjukkan rentang variasi data pengeluaran perkapita komoditi non-makanan antar Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menunjukkan angka yang cukup rendah.

Pada karakteristik variabel  $X_5$  yaitu mengenai presentase pengangguran terbuka diperoleh rata-rata sebesar 4,495%. Jumlah pengangguran terbuka maksimum sebesar 8,45% berada di Kabupaten Tegal dan jumlah pengangguran terbuka minimum sebesar 2,16% berada di Kabupaten Boyolali. Memiliki standar deviasi sebesar 1,787% yang menunjukkan rentang variasi data jumlah pengangguran terbuka antar Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menunjukkan angka yang cukup rendah.

Pada karakteristik variabel  $X_6$  yaitu mengenai jumlah bayi gizi buruk diperoleh rata-rata penduduk sebesar 247 jiwa dengan standar deviasi sebesar 320 jiwa. Jumlah bayi gizi buruk maksimum sebesar 1555 jiwa berada di Kabupaten Pemalang dan presentase jumlah bayi gizi buruk minimum terendah 0 yang mengindikasikan bahwa beberapa daerah tidak ditemukan adanya permasalahan bayi gizi buruk di Kabupaten Klaten, Kabupaten Wonogiri, dan Kota Magelang. Memiliki standar deviasi sebesar 320 yang menunjukkan rentang variasi jumlah bayi gizi buruk antar Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menunjukkan angka yang cukup rendah.

Pada karakteristik variabel  $X_7$  yaitu mengenai jumlah perempuan mengikuti program KB diperoleh rata-rata penduduk sebesar 19669 jiwa dengan standar

deviasi sebesar 10773. Jumlah perempuan mengikuti program KB maksimum terbanyak sebesar 42759 jiwa di Kabupaten Grobogan dan jumlah perempuan mengikuti program KB minimum terkecil sebesar 1998 jiwa berada di Kota Salatiga.

Pada karakteristik variabel  $X_8$  yaitu mengenai presentase tingkat partisipasi angkatan kerja diperoleh rata-rata sebesar 68,93%. Presentase tingkat partisipasi angkatan kerja maksimum sebesar 74,99% berada di Kabupaten Wonogiri dan presentase tingkat partisipasi angkatan kerja minimum sebanyak 62,37% berada di Kabupaten Cilacap. Memiliki standar deviasi sebanyak 3,01 % yang menunjukkan rentang variasi data tingkat partisipasi angkatan kerja antar Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah menunjukkan angka yang cukup rendah.

Pada karakteristik variabel  $X_9$  yaitu mengenai presentase angka harapan lama sekolah diperoleh rata-rata sebesar 12,85% dengan standar deviasi sebesar 0,93%. Presentase angka harapan lama sekolah maksimum sebesar 15,51% berada di Kota Semarang dan presentase angka harapan lama sekolah minimum sebanyak 11,45% berada di Kabupaten Banjarnegara. Hal ini mengindikasikan bahwa presentase angka harapan lama sekolah Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah berada pada kisaran 11,45-15,51%.

Pada faktor  $X_{10}$  diperoleh rata-rata penduduk penerima BPJS sebesar 538549 jiwa dan standar deviasi sebesar 278582. Rata-rata penduduk penerima BPJS sebesar 538549 dari total seluruh penerima BPJS sebesar 29524577 jiwa. Penduduk penerima BPJS maksimum sebesar 1350230 jiwa berada di Kabupaten Brebes dan

jumlah penduduk penerima BPJS minimum sebesar 57483 berada di Kota Magelang.

#### 4.2 Pemodelan Kemiskinan Penduduk Metode MARS dan *Bagging* MARS

Hal pertama yang harus dilakukan dalam analisis model MARS adalah membagi data menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* bertujuan untuk membangun model sedangkan data *testing* digunakan untuk memvalidasi data untuk melihat kemampuan model dalam melakukan prediksi. Percobaan dilakukan untuk memperoleh model terbaik dilakukan sebanyak enam kali percobaan. Hasil percobaan data dapat dilihat pada lampiran 9.

Tabel 4. 2 Pembagian Data Training dan Data Testing

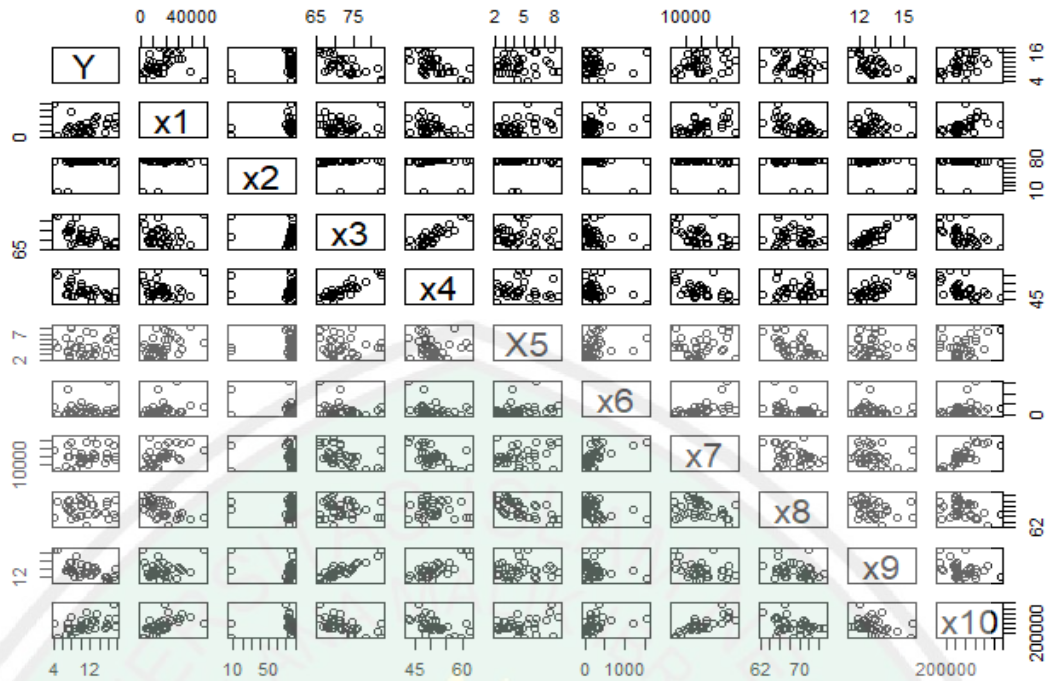
	Perbandingan Data	RSS	$R^2$	GCV
Data Training & Data Testing	<i>Training</i> 70% <i>Testing</i> 30%	111,584	0,6043583	7,383381
	<i>Training</i> 75% <i>Testing</i> 25%	109,5523	0,636245	7,890194
	<i>Training</i> 80% <i>Testing</i> 20%	136,721	0,5733792	7,236652
	<i>Training</i> 85% <i>Testing</i> 15%	78,04569	0,7568142	6,985571
	<i>Training</i> 90% <i>Testing</i> 10%	217,387	0,4574834	8,59566
	<i>Training</i> 95% <i>Testing</i> 5%	239,2867	0,3686725	8,773845

Pada Tabel 4.2 merupakan hasil pembagian data pada data *training* dan data *testing*. Pembagian data dilakukan untuk mengetahui hasil perbandingan terbaik

dengan melihat nilai RSS, *R-Squared* ( $R^2$ ), dan nilai GCV. Penentuan model terbaik dapat dilihat berdasarkan nilai GCV terkecil. Jika ditemukan nilai GCV yang sama, maka dengan melihat nilai *Mean Squared Error* (MSE) terkecil. Jika masih didapati nilai MSE yang sama, maka dapat dilihat dari pertimbangan nilai *R-Squared* ( $R^2$ ) terbesar. Hasil pada tabel menunjukkan bahwa nilai GCV terkecil dan nilai  $R^2$  terbesar terletak pada pembagian data *training* (85%) sebanyak 29 data dan data *testing* (15% ) sebanyak 6 data.

#### 4.2.1 Model *Multivariate Adaptive Regression Splines* (MARS)

Pembentukan model MARS diawali dengan melihat gambaran umum pola matriks plot yang digunakan. Matriks plot digunakan untuk melihat hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor yang disajikan dalam bentuk pola grafik. Berdasarkan gambaran pada pola grafik, maka peneliti dapat menentukan metode yang sesuai digunakan dalam penelitian.



Gambar 4.2 Matrix Plot Kemiskinan Penduduk

Gambar 4.2 menjelaskan tentang variabel yang menunjukkan pola yang tidak jelas dan sulitnya diketahui hubungan antar variabel. Selain itu, dalam setiap variabel memiliki karakteristik yang berbeda pada antar wilayah, sehingga variabel prediktor tidak mampu dijelaskan menggunakan analisis deskriptif. Metode yang sesuai digunakan dalam penelitian ini yaitu metode nonparametrik metode MARS dan *Bagging* MARS. Hal ini karena data yang digunakan merupakan data yang berdimensi tinggi (lebih dari 3 variabel). Dalam hasil model MARS terbaik diperoleh hasil lima variabel prediktor yang menunjukkan nilai signifikan yaitu  $X_1, X_4, X_9, X_8, X_{10}$  dengan nilai GCV terkecil 6,985571 dan nilai *R-squared* 0,757. Pemodelan menggunakan metode MARS pada presentase kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah yaitu:



$$f(x) = 12.8 - 0.000235 * \max(0, x_1 - 19574) + 0.0107 * \max(0, 249 - x_6) - 0,514 * \max(0, x_8 - 67.5) + 7,35 * \max(0, 12.4 - x_9) - 1.34e - 05 * \max(0, 597322 - x_{10})$$

Berikut ini merupakan interpretasi pada model MARS:

1.  $- 0,000235 * \max(0, X_1 - 19574)$

Artinya jika nilai  $X_1$  lebih besar dari 19574, maka setiap kenaikan jumlah kasus penyakit diare dapat meningkatkan presentase penduduk miskin sebesar 0,000235 pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan rata-rata jumlah kasus penyakit diare kurang dari 19574 jiwa.

2.  $0,0107 * \max(0, 249 - X_6)$

Artinya jika nilai  $X_6$  lebih kecil dari 249, maka setiap kenaikan jumlah bayi gizi buruk dapat meningkatkan presentase penduduk miskin sebesar 0,0107 pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan rata-rata jumlah bayi gizi buruk kurang dari 249 jiwa.

3.  $- 0,514 * \max(0, X_8 - 67,5)$

Artinya jika nilai  $X_8$  lebih besar dari 67,5 maka setiap kenaikan presentase tingkat partisipasi angkatan kerja dapat menurunkan presentase penduduk miskin sebesar 0,514 pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan rata-rata presentase tingkat partisipasi angkatan kerja lebih dari 67,5 jiwa.

$$4. 7,35 * \max(0, 12,4 - X_9)$$

Artinya jika nilai  $X_9$  lebih kecil dari 12,4 maka setiap kenaikan Presentase Angka harapan lama sekolah dapat menurunkan presentase penduduk miskin sebesar 7,35 pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan rata-rata Presentase Angka harapan lama sekolah kurang dari 12,4%.

$$5. - 1,34e^{-05} * \max(0, 597322 - X_{10})$$

Artinya jika nilai  $X_{10}$  lebih kecil dari 597322 maka setiap kenaikan jumlah peserta BPJS dapat menurunkan presentase penduduk miskin sebesar 0,0000134 pada Kabupaten/Kota di Provinsi Jawa Tengah dengan rata-rata jumlah peserta BPJS kurang dari 597322 jiwa.

#### 4.2.2 Pendekatan *Bagging* MARS

Setelah diperoleh model MARS terbaik, langkah selanjutnya adalah melakukan pendekatan *Bagging* untuk mengetahui perbandingan hasil terbaik antara model MARS dan *Bagging* MARS. Pendekatan *Bagging* MARS dilakukan dengan melakukan replikasi sebanyak 50 kali dan diperoleh model terbaik pada replikasi ke-49 dengan melihat nilai GCV terkecil. Hasil replikasi *Bagging* MARS secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 6.

Pada model terbaik *Bagging* MARS, diperoleh enam variabel prediktor yang menunjukkan angka signifikan, yaitu variabel  $X_1, X_4, X_6, X_7, X_8, X_{10}$  dengan nilai GCV sebesar 0,009431298 dan nilai RSq 0,7955023 dengan model:

$$\hat{f}(x) = 11,17643 - 0,0001232638 * \max(0, 13503 - x_1) + 0,0001346581 * \max(0, x_1 - 13503) + 1,637211 * \max(0, 48,96 - x_4) - 0,6424541 *$$

$$\begin{aligned} & \max(0, x_4 - 48,96) - 0,0250127 * \max(0, x_6 - 52) + 8,251765e - 05 \\ & * \max(0, 33664 - x_7) - 0,0001611239 * \max(0, x_7 - 33664) - 0, \\ & 07994066 * \max(0, 67,03 - x_8) - 0,1345248 * \max(0, x_8 - 67,03) + 1 \\ & ,335112e - 05 * \max(0, x_{10} - 763837) \end{aligned}$$

#### 4.2.3 Perbandingan Model MARS dan *Bagging MARS*

Berdasarkan hasil yang diperoleh dari model MARS dan *Bagging MARS* maka:

Tabel 4. 3 Perbandingan Model MARS dan *Bagging MARS*

	Variabel Signifikan	Nilai GCV
MARS	$X_1, X_6, X_8, X_9, X_{10}$	6,985571
<i>Bagging MARS</i>	$X_1, X_4, X_7, X_8, X_9, X_{10}$	0,009798721

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa pada model MARS memiliki nilai GCV sebesar 6,985571 dan nilai GCV pada model *Bagging MARS* sebesar 0,009798721. Berdasarkan perbandingan kedua model tersebut, nilai GCV pada model *Bagging MARS* menunjukkan yang angka yang lebih kecil. Hal ini mengindikasikan bahwa model *Bagging MARS* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model MARS. Hasil perbandingan model secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 5 dan lampiran 7.

#### 4.3 Variabel Terbaik Model MARS dan *Bagging MARS*

Tingkat kepentingan variabel adalah suatu variabel yang digunakan untuk mengukur kepentingan variabel prediktor terhadap variabel respon. Variabel

tersebut saling berinteraksi satu sama lain dalam membentuk model MARS dan *Bagging* MARS. Adapun untuk melihat variabel terbaik yang mempengaruhi presentase kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah dilihat berdasarkan nilai tingkat kepentingan (*variabel importance*).

Pada model MARS dan *Bagging* MARS berisi variabel-variabel yang memiliki peran penting dalam memengaruhi kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah. Berdasarkan model yang diperoleh pada metode MARS, maka terdapat lima dari sepuluh variabel prediktor yang memiliki tingkat kepentingan yang berbeda-beda. Berikut ini merupakan hasil tingkat kepentingan variabel yang diperoleh dari model kemiskinan penduduk Kabupaten/Kota Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018:

Tabel 4. 4 Tingkat Kepentingan Variabel MARS

Variabel	<i>Nsubsets</i>	<i>Variabel importance</i> GCV	<i>variabel importance</i> RSS
$X_1$	3	40,9	56,3
$X_6$	1	22,9	30,0
$X_8$	2	31,7	43,8
$X_9$	5	100	100
$X_{10}$	4	50,8	56,3

Berdasarkan Tabel 4.4 dapat diketahui bahwa terdapat lima dari sepuluh variabel yang memiliki tingkat kepentingan. Variabel dengan tingkat dapat dilihat menurut angka kepentingan variabel tertinggi. Variabel-variabel tersebut yaitu presentase angka harapan lama sekolah ( $X_9$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 100%. Kemudian diikuti oleh jumlah peserta BPJS kesehatan ( $X_{10}$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 50,8%. Selanjutnya variabel jumlah kasus penyakit diare ( $X_1$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 40,9%, presentase tingkat partisipasi angkatan

kerja ( $X_8$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 31,7,9% dan pada urutan terakhir terdapat variabel jumlah bayi gizi buruk ( $X_6$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 22,9%. Variabel dengan tingkat terbaik dapat dilihat menurut angka kepentingan variabel tertinggi. Variabel tersebut yaitu presentase angka harapan lama sekolah ( $X_9$ ). Adapun mengenai hasil tingkat kepentingan MARS secara lengkap dapat dilihat pada lampiran 7.

Berdasarkan model yang diperoleh pada metode *Bagging* MARS, terdapat enam dari sepuluh variabel yang signifikan. Variabel yang paling mempengaruhi kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah dapat dilihat dari nilai tingkat kepentingan tertinggi. Terdapat dua variabel yang paling mempengaruhi kemiskinan penduduk yaitu variabel  $X_1$  dan variabel  $X_7$  dari enam variabel *Bagging* MARS prediktor yang signifikan. Berikut ini merupakan hasil tingkat kepentingan variabel dan model yang diperoleh dari data kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018 menggunakan model *Bagging* MARS:

Tabel 4. 5 Tingkat Kepentingan Variabel Model *Bagging* MARS

Variabel	<i>variabel importance</i> GCV
$X_1$	95,32921
$X_4$	0,000000
$X_7$	60,80385
$X_8$	0,000000
$X_{10}$	0,000000

Berdasarkan Tabel 4.5 diperoleh hasil bahwa terdapat dua dari sepuluh variabel prediktor yang menunjukkan tingkat kepentingan. Variabel dengan tingkat kepentingan yang mempengaruhi kemiskinan penduduk adalah variabel jumlah



kasus penyakit diare ( $X_1$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 95,33% dan variabel jumlah peserta Keluarga Berencana ( $X_7$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 60,80385%. Variabel dengan tingkat kepentingan terbaik yang mempengaruhi kemiskinan penduduk adalah variabel jumlah kasus penyakit diare ( $X_1$ ) dengan tingkat kepentingan sebesar 95,33%. Hasil data yang lengkap dapat dilihat pada lampiran 8.



## BAB V

### PENUTUP

#### 5.1 Kesimpulan

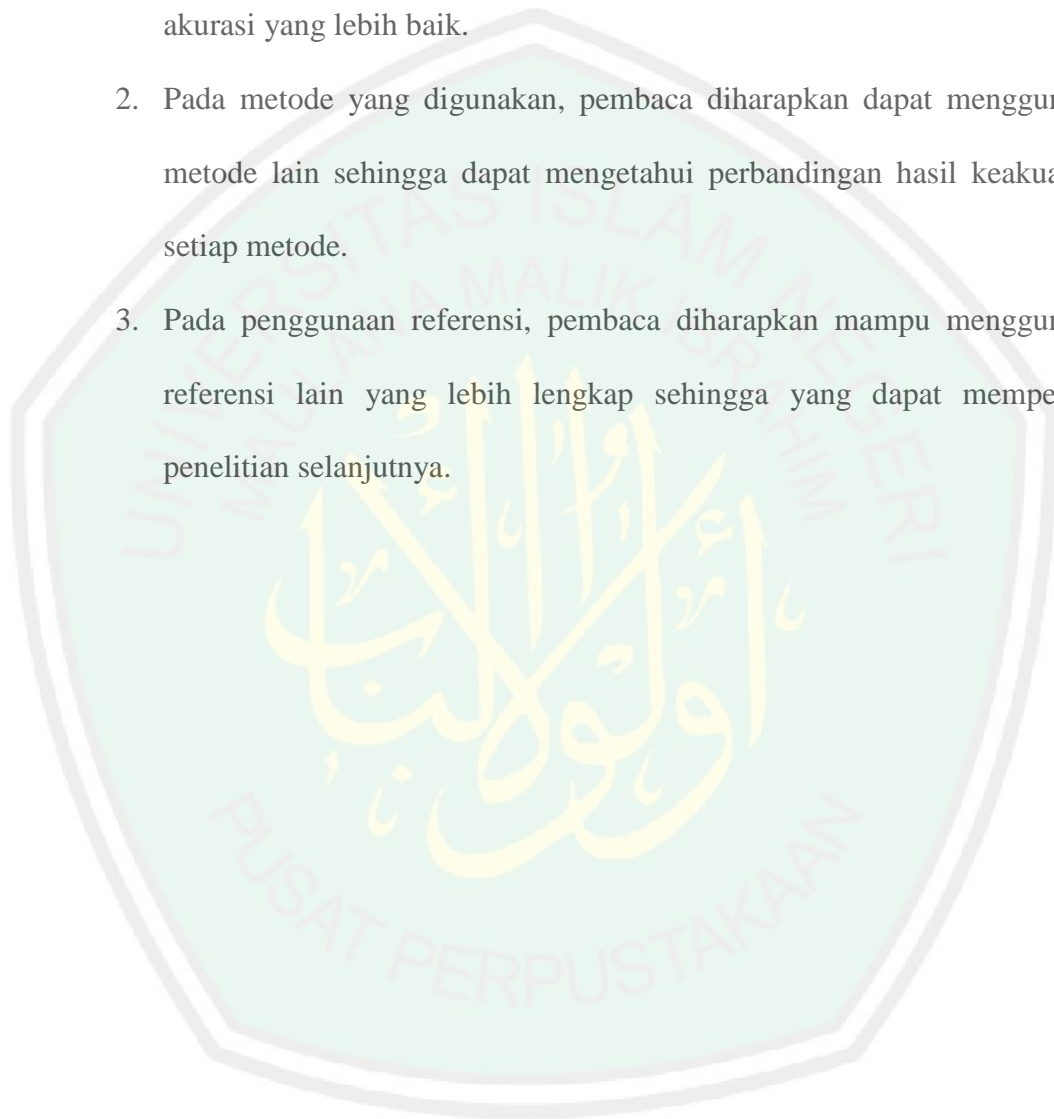
Berdasarkan uraian yang dipaparkan pada bab sebelumnya maka dapat disimpulkan bahwa:

1. Presentase kemiskinan penduduk kabupaten/kota Provinsi Jawa Tengah tahun 2018 tertinggi berada di wilayah Kabupaten Wonosobo dengan presentase sebesar 17,58% dan tingkat kemiskinan terendah berada di Kota Semarang dengan presentase sebesar 4,14%.
2. Model *Bagging* MARS memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan model MARS. Nilai GCV pada model *Bagging* MARS sebesar 0,009798721 dan nilai GCV pada model MARS sebesar 6,985571.
3. Variabel yang paling mempengaruhi presentase kemiskinan penduduk kabupaten/kota Provinsi Jawa Tengah pada Tahun 2018 menggunakan model MARS yaitu variabel presentase angka harapan lama sekolah ( $X_9$ ), sedangkan variabel yang paling mempengaruhi presentase kemiskinan penduduk Provinsi Jawa Tengah pada Tahun 2018 menggunakan model *Bagging* MARS yaitu variabel jumlah kasus penyakit diare ( $X_1$ ).

## 5.2 Saran

Adapun saran dalam penulisan skripsi ini antara lain:

1. Pada penggunaan data penelitian, pembaca diharapkan dapat menambahkan beberapa variabel lain agar diperoleh nilai estimasi, model, dan tingkat akurasi yang lebih baik.
2. Pada metode yang digunakan, pembaca diharapkan dapat menggunakan metode lain sehingga dapat mengetahui perbandingan hasil keakuratan setiap metode.
3. Pada penggunaan referensi, pembaca diharapkan mampu menggunakan referensi lain yang lebih lengkap sehingga yang dapat memperjelas penelitian selanjutnya.



## DAFTAR PUSTAKA

- Abdullah . 2007. Tafsir Ibnu Katsir Jilid 4. Bogor: Pustaka Imam Asy-Syafi'i.
- Badan Pusat Statistik (BPS). 2017. Penghitungan dan Analisis Kemiskinan Makro di Indonesia. Jakarta: BPS.
- Breimen, L. 1996. Bagging Predictors. *Jurnal Machine Learning*. 24 : 123-14.
- Budiantara, I Nyoman, & Yanthi, Ni Putu Dera. 2016. Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Indeks Pembangunan Manusia Menggunakan Regresi Nonparametrik Spline di Jawa Tengah. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 5 (2) : 83-88.
- Budiantara, I Nyoman, & Nisa' Shofa F. 2012. Analisis Survival dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines pada Kasus Demam Berdarah Dengue (DBD). *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 1 (1) : 318-323.
- Buhlmann, P. & Yu, B. 2002. Analyzing Bagging. *Jurnal The Annals of Statistics*, 30 (4) : 927-961.
- Chambers, Robert. 1983. *Rural Development: Putting the Last First*. London: Longman Group ltd.
- Eubank, R. L. 1998. *Nonparametric Regression and Spline Smoothing, second edition*. New York: Marcel Dekker, Inc.
- Friedman , Jerome H. 1991. Multivariate Adaptive Regression Splines. *Jurnal The Annals of Statistics*, 19 (1) : 1-67.
- Hakim, Abdul. 2002. *Statistika Induktif untuk Ekonomi dan Bisnis*. Yogyakarta: Ekonisia.
- Hardle, Wolfgang. 1990. *Applied Nonparametric Regression*. Inggris: Cambridge University.

- Karisma, Ria Dhea Layla Nur & Harini, Sri. 2019. Multivariate Adaptive Regression Spline in Ischemic and Hemorrhagic Patient (Case Study). *Journal AIP conference Proceedings of the Symposium on BioMathematics, 1-8*.
- Klamela, Jussi, dkk. 2014. *Multivariate Nonparametric Regression and Visualization*. Singapore: Wiley.
- Koc, Elcin Kartal & Bozdogan, Hamparsum. 2015. Model Selection in Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) Using Information Complexity as the Fitness Function. *Jurnal Mach Learn*, 101: 35–58.
- Konishi, Sadanori. 2014. *Introduction to Multivariate Analysis*. London: CRC Press.
- Kurniawan, Mohd. 2017. Analisis Faktor-Faktor Penyebab Kemiskinan di Kabupaten Musi Banyuasin. *Jurnal Ilmiah Ekonomi Global Masa Kini*, 8 (01): 16-20.
- Nash, M.S. & Bradford D.F. *Parametric and Non Parametric Logistic Regression for Prediction of Precense/Absence of an Amphibian*. Las Vegas: Nevada.
- Otok, Bambang Widjanarko, dkk. 2007. Estimasi Spline dan Mars Menggunakan Kuadrat Terkecil. *Jurnal Matematika, Statistika, dan Komputasi*. 4 (1) : 1-11.
- Otok, Bambang Widjanarko, & Ayu, Eta Dian. 2014. Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) Pada Pemodelan Penduduk Miskin di Indonesia Tahun 2008-1012. *Jurnal Prosiding Seminar Matematika*, Hal.175-191.
- Otok, Bambang Widjanarko, dkk. 2016. Model Kelelahan Pengrajin Kerawang Berdasarkan Pengukuran Pengukuran Visus Menggunakan Multivariate Adaptive Regression Spline (MARS). *Jurnal Statistika*.4 (1) : 1-7.



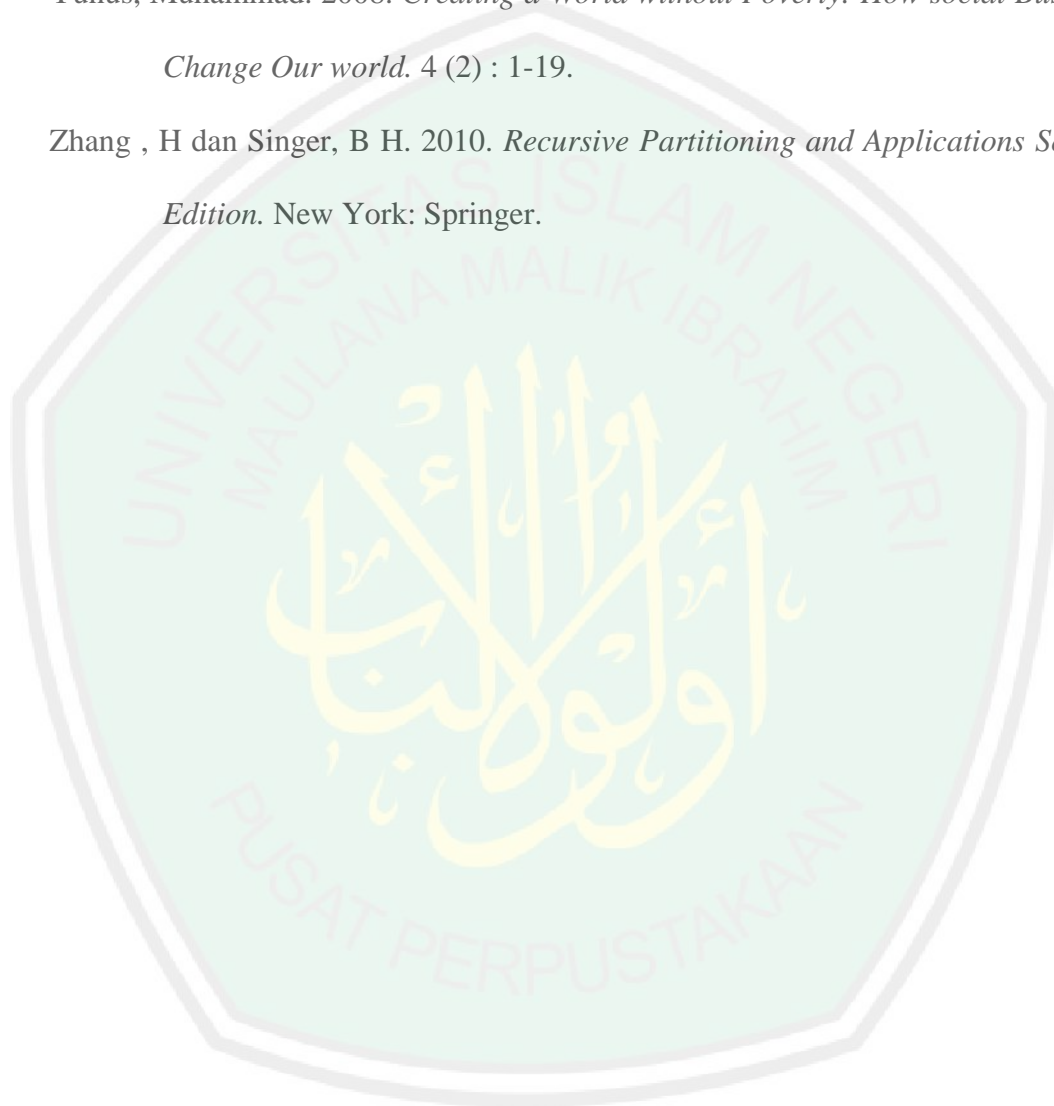
- Rofiq, Aunut. 2014. *Pertumbuhan Ekonomi dan Kemiskinan Kebijakan dan Tantangan Masa Depan*. Jakarta: Republika Penerbit.
- Rahmaniah, Marisa Nanda, dkk. 2016. Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Spline. *Jurnal Eksponensial*, 7 (2) : 163-170.
- Killinc, Betul Kan, dkk. 2017. Using Multivariate Adaptive Regression Spline to Estimate Pollution in Soil. *International Journal of Advanced and Applied Science*, 4 (2) : 10-16.
- Soepeno, Bambang. *Statistik Terapan dalam Ilmu-ilmu Sosial dan Pendidikan*. Jakarta: Rineka Cipta.
- Kementerian PPN/Bappenas. 2018. *Analisis Wilayah dengan Kemiskinan Tinggi*. Jakarta: Kementerian PPN/Bappenas.
- Supranto. 2002. *Statistika Teori dan Aplikasi*. Jakarta: Erlangga.
- Tjiptoherijanto, Prijono. 1996. *Prospek Perekonomian Indonesia dalam Rangka Globalisasi*. Jakarta: Rineka Cipta.
- Kementerian Komunikasi dan Informatika RI. 2011. *Program Penanggulangan Kemiskinan Kabinet Indonesia Bersatu II*. Jakarta: Kementerian Komunikasi dan Informatika RI.
- United Nation Development Program. (2010). *Human Development Report*.
- Watson, Collin J., et al. 1993. *Statistics for Management and Economics*. Massachusetts: Allyn and Bacon.
- Widaryatmo, dkk. 2018. *Analisis Wilayah dengan Kemiskinan Tinggi*. Jakarta: Kedeputian Bidang Kependudukan dan Ketenagakerjaan Kementerian PPN/Bappenas.

Widarjono, Agus. 2010. *Analisis Statistika Multivariat Terapan*. Yogyakarta: UPP STIM YKPN.

World Health Organization. 2003. *Indikator Perbaikan Kesehatan Lingkungan Anak*. Jakarta: Penerbit Buku Kedokteran EGC.

Yunus, Muhammad. 2008. *Creating a World without Poverty: How social Business Change Our world*. 4 (2) : 1-19.

Zhang , H dan Singer, B H. 2010. *Recursive Partitioning and Applications Second Edition*. New York: Springer.



LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Presentase Kemiskinan Provinsi Jawa Tengah Tahun 2018

Y	x1	x2	x3	x4	X5	x6	x7	x8	x9	x10
17,47	21781	73,39	69,56	48,15	7,48	261	37824	62,37	13,49	1056602
11,67	32139	73,45	71,3	50,12	4,19	141	35286	67,5	12,82	995216
15,62	22042	72,98	68,41	48,35	6,06	203	23390	70,33	11,98	597322
15,46	19703	73,91	66,54	47,35	4	52	16809	71,78	11,45	499256
17,47	31066	73,11	68,8	45,97	5,52	138	15719	65,53	13,04	813312
11,67	9792	74,4	71,87	50,59	4,51	46	9157	66,63	13,49	341140
17,58	15696	71,46	67,81	50,33	3,44	103	19551	72,19	11,74	455063
11,23	14809	73,47	69,11	50,7	2,91	119	16936	71,28	12,53	671386
10,04	8413	75,79	73,22	55,28	2,16	159	11906	72,14	12,43	449235
12,96	29169	76,67	74,79	51,53	3,11	0	16258	66,81	13,24	694772
7,41	17300	77,54	76,07	52,21	2,78	64	19667	68,16	13,82	413388
10,75	5941	76,05	69,37	48,96	2,28	0	14726	74,99	12,48	411923
10,01	13503	77,36	75,54	52,63	2,34	52	13975	70,22	13,67	372691
13,12	20163	75,6	72,96	51,99	4,82	291	20898	66,96	12,69	422719
12,31	6883	74,55	69,32	43,49	2,24	254	42759	70,63	12,29	763837
11,9	9133	74,12	67,95	47,12	3,26	338	16293	72,81	12,19	472123
15,41	6723	74,39	69,46	49,34	2,87	15	11071	67,46	12,1	444270
9,9	17155	75,93	70,71	51,32	3,61	630	23813	66,52	12,41	723525
6,98	4913	76,47	74,58	53,78	3,33	254	18671	71,98	13,22	412892
7	14252	7,71	71,38	48,03	3,78	1206	33793	68,75	12,74	628387
12,54	24199	75,29	71,26	47,33	7,16	137	23049	70,71	13,01	719070
7,29	17290	75,62	73,61	53,3	2,28	168	18425	72,22	12,94	378543
9,87	7537	75,47	68,83	49,17	3,24	105	11027	73,96	12,13	401776
9,84	18619	74,3	71,28	49,85	6,06	354	19017	66,1	12,8	435575
8,69	7548	74,56	67,86	47,22	4,23	249	24675	70,05	12	412885
10,06	10715	73,53	68,97	48,85	4,41	129	16925	70,32	12,4	568760
16,04	28309	73,11	65,67	42,95	6,21	1555	37130	65,01	11,94	800426
7,94	38547	71,28	67,33	47,22	8,45	453	38012	65,26	12,58	868949
17,17	19574	68,84	65,68	46,3	7,7	332	33664	67,03	12,03	1350230
7,87	3678	76,72	78,31	55,84	4,88	0	3218	68,64	13,81	57483
9,08	14093	77,11	81,46	62,37	4,39	230	5276	65,62	14,55	293074
4,84	1687	7,23	82,41	59,64	4,28	15	1998	71,75	15,34	63971
4,14	50021	74,25	82,72	61,17	5,29	380	27594	65,56	15,51	594086
6,75	9522	74,3	74,24	48,44	6,13	54	6774	70,21	12,83	144418
7,81	12344	74,18	74,44	57,51	7,94	173	3128	65,24	13,04	120918

**Keterangan:**

Y = Presentase kemiskinan penduduk (%)

X1 = Jumlah Kasus Penyakit Diare (Jiwa)]

X2 = Presentase Angka Harapan Hidup (%)

X3 = Presentase Indeks Pembangunan Manusia (%)

X4 = Presentase Pengeluaran Perkapita Menurut Komoditi Non-Makanan (%)

X5 = Presentase Jumlah Pengangguran Terbuka (%)

X6 = Jumlah Bayi Gizi Buruk (jiwa)

X7 = Peserta KB Baru (jiwa)

X8 = Presentase Tingkat partisipasi angkatan kerja (TPAK) (%)

X9 = Presentase Angka harapan lama sekolah (%)

X10 = Peserta BPJS Kesehatan (Jiwa)



Lampiran 2 *Output Matrix Plot*





### Lampiran 3 Output Data Training

	Y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10
1	11.25	21781	73.39	69.56	48.15	7.48	261	37824	62.37	13.49	1056602
2	13.50	32139	73.45	71.30	50.12	4.19	141	35286	67.50	12.82	995216
3	15.62	22042	72.98	68.41	48.35	6.06	203	23390	70.33	11.98	597322
4	15.46	19703	73.91	66.54	47.35	4.00	52	16809	71.78	11.45	499256
6	11.67	9792	74.40	71.87	50.59	4.51	46	9157	66.63	13.49	341140
7	17.58	15696	71.46	67.81	50.33	3.44	103	19551	72.19	11.74	455063
8	11.23	14809	73.47	69.11	50.70	2.91	119	16936	71.28	12.53	671386
9	10.04	8413	75.79	73.22	55.28	2.16	159	11906	72.14	12.43	449235
10	12.96	29169	76.67	74.79	51.53	3.11	0	16258	66.81	13.24	694772
12	10.75	5941	76.05	69.37	48.96	2.28	0	14726	74.99	12.48	411923
13	10.01	13503	77.36	75.54	52.63	2.34	52	13975	70.22	13.67	372691
14	13.12	20163	75.60	72.96	51.99	4.82	291	20898	66.96	12.69	422719
15	12.31	6883	74.55	69.32	43.49	2.24	254	42759	70.63	12.29	763837
16	11.90	9133	74.12	67.95	47.12	3.26	338	16293	72.81	12.19	472123
17	15.41	6723	74.39	69.46	49.34	2.87	15	11071	67.46	12.10	444270
18	9.90	17155	75.93	70.71	51.32	3.61	630	23813	66.52	12.41	723525
19	6.98	4913	76.47	74.58	53.78	3.33	254	18671	71.98	13.22	412892
21	12.54	24199	75.29	71.26	47.33	7.16	137	23049	70.71	13.01	719070
22	7.29	17290	75.62	73.61	53.30	2.28	168	18425	72.22	12.94	378543
23	9.87	7537	75.47	68.83	49.17	3.24	105	11027	73.96	12.13	401776
25	8.69	7548	74.56	67.86	47.22	4.23	249	24675	70.05	12.00	412885
26	10.06	10715	73.53	68.97	48.85	4.41	129	16925	70.32	12.40	568760
27	16.04	28309	73.11	65.67	42.95	6.21	1555	37130	65.01	11.94	800426
28	7.94	38547	71.28	67.33	47.22	8.45	453	38012	65.26	12.58	868949
29	17.17	19574	68.84	65.68	46.30	7.70	332	33664	67.03	12.03	1350230
30	7.87	3678	76.72	78.31	55.84	4.88	0	3218	68.64	13.81	57483
33	4.14	50021	74.25	82.72	61.17	5.29	380	27594	65.56	15.51	594086
34	6.75	9522	74.30	74.24	48.44	6.13	54	6774	70.21	12.83	144418
35	7.81	12344	74.18	74.44	57.51	7.94	173	3128	65.24	13.04	120918

PUSAT PERPUSTAKAAN

#### Lampiran 4 Output Data Testing

	Y	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10
5	17.47	31066	73.11	68.80	45.97	5.52	138	15719	65.53	13.04	813312
11	7.41	17300	77.54	76.07	52.21	2.78	64	19667	68.16	13.82	413388
20	7.00	14252	7.71	71.38	48.03	3.78	1206	33793	68.75	12.74	628387
24	9.84	18619	74.30	71.28	49.85	6.06	354	19017	66.10	12.80	435575
31	9.08	14093	77.11	81.46	62.37	4.39	230	5276	65.62	14.55	293074
32	4.84	1687	7.23	82.41	59.64	4.28	15	1998	71.75	15.34	63971



### Lampiran 5 Output Model Multivariate Adaptive Regression Splines

```
Selected 6 of 12 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms
Importance: x9, x10, x1, x8, x6, x2-unused, x3-unused, x4-unused,
...
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode
1)
GCV 6.985571  RSS 78.04569  GRSq 0.4115504  RSq 0.7568142  CVRSq
-2.771249
```

```
Y =
12.8
- 0.000235 * max(0, x1 - 19574)
+ 0.0107 * max(0, 249 - x6)
- 0.514 * max(0, x8 - 67.5)
+ 7.35 * max(0, 12.4 - x9)
- 1.34e-05 * max(0, 597322 - x10)
```

```
Selected 6 of 12 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms
Importance: x9, x10, x1, x8, x6, x2-unused, x3-unused, x4-unused,
...
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode
1)
GCV 6.99  RSS 78  GRSq 0.412  RSq 0.757  CVRSq -2.77
```

**Lampiran 6 Output Tingkat Kepentingan Model MARS**

nsubsets	gcv	rss
x9	5 100.0	100.0
x10	4 50.8	68.6
x1	3 40.9	56.3
x8	2 31.7	43.9
x6	1 22.9	30.0



## Lampiran 7 Output Model Bagging Multivariate Adaptive Regression Splines

```
$Resample01
Selected 9 of 13 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x2, x4, x10, x7, x3-unused, x1, x5-unused, x6-unused,
x8-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive mode
1)
GCV 5.110425      RSS 25.3759      GRSq 0.555521      RSq 0.918361

$Resample02
Selected 5 of 13 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x4, x9, x3, x6, x1-unused, x2-unused, x5-unused, x7-u
nused, x8-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive mode
1)
GCV 4.350115      RSS 60.00159      GRSq 0.4823372      RSq 0.7358863

$Resample03
Selected 10 of 14 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x9, x3, x8, x1, x4, x10, x2-unused, x5-unused, x6-unu
sed, x7-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive mode
1)
GCV 0.374974      RSS 1.293014      GRSq 0.9692417      RSq 0.9960768

$Resample04
Selected 5 of 14 terms, and 3 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x2, x1, x6, x3-unused, x4-unused, x5-unused, x7-unuse
d, x8-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive mode
1)
GCV 4.295465      RSS 59.2478      GRSq 0.5938178      RSq 0.7927642

$Resample05
Selected 6 of 13 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x3, x2, x6, x10, x1-unused, x4-unused, x5-unused,
x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode
1)
GCV 5.521748      RSS 61.69126      GRSq 0.6533505      RSq 0.8567418

$Resample06
Selected 9 of 14 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x3, x9, x10, x6, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-
unused, x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive mode
1)
GCV 7.015954      RSS 34.83784      GRSq 0.4698337      RSq 0.9026225

$Resample07
Selected 8 of 13 terms, and 5 of 10 predictors
```



```

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x10, x6, x8, x4, x3-unused, x1-unused, x2-unused,
x5-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 7 (additive mode
1)
GCV 1.391774      RSS 9.406471      GRSq 0.8581499      RSq 0.9645375

$Resample08
Selected 10 of 14 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x1, x2, x10, x8, x7, x3, x4-unused, x5-unused, x6-unu
sed, x9-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive mode
1)
GCV 0.234626      RSS 0.8090551      GRSq 0.9645746      RSq 0.9954815

$Resample09
Selected 9 of 13 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x8, x3, x2, x7, x10, x1-unused, x4-unused, x5-unu
sed, x6-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive mode
1)
GCV 2.934992      RSS 14.57375      GRSq 0.7866878      RSq 0.9608202

$Resample10
Selected 10 of 13 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x8, x5, x7, x1-unused, x2-unused, x3-unused, x4-u
nused, x6-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive mode
1)
GCV 1.796288      RSS 6.194097      GRSq 0.822988      RSq 0.9774219

$Resample11
Selected 13 of 14 terms, and 7 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x4, x1, x7, x9, x5, x6, x3, x2-unused, x8-unused, x10
-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 12 (additive mod
el)
GCV 0.9029365      RSS 0.4981719      GRSq 0.9292134      RSq 0.9985554

$Resample12
Selected 9 of 14 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x3, x2, x5, x7, x8, x1-unused, x4-unused, x6-unused,
x9-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive mode
1)
GCV 1.925215      RSS 9.55969      GRSq 0.856145      RSq 0.9735776

$Resample13
Selected 7 of 12 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms
Importance: x9, x10, x3, x7, x5, x1-unused, x2-unused, x4-unused,
x6-unused, ...

```

Number of terms at each degree of interaction: 1 6 (additive model)

GCV 5.221178      RSS 46.0904      GRSq 0.5053658      RSq 0.8384868

\$Resample14

Selected 12 of 13 terms, and 6 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x3, x10, x7, x8, x5, x6, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x9-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 11 (additive model)

GCV 0.5503025      RSS 0.6831341      GRSq 0.9364523      RSq 0.997082

\$Resample15

Selected 10 of 13 terms, and 6 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x10, x2, x7, x9, x3, x6, x1-unused, x4-unused, x5-unused, x8-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive model)

GCV 0.5757801      RSS 1.985449      GRSq 0.9455004      RSq 0.9930485

\$Resample16

Selected 9 of 13 terms, and 5 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x2, x10, x6, x1, x7, x3-unused, x4-unused, x5-unused, x8-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive model)

GCV 3.679091      RSS 18.26859      GRSq 0.6575335      RSq 0.937098

\$Resample17

Selected 6 of 13 terms, and 3 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x9, x3, x8, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x6-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive model)

GCV 6.092817      RSS 68.07147      GRSq 0.5373318      RSq 0.8087953

\$Resample18

Selected 5 of 13 terms, and 3 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x3, x1, x10, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x6-unused, x7-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive model)

GCV 6.565825      RSS 90.5631      GRSq 0.5583885      RSq 0.774688

\$Resample19

Selected 5 of 13 terms, and 4 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x9, x3, x8, x10, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x6-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive model)

GCV 6.76847      RSS 93.35821      GRSq 0.4566831      RSq 0.7227975

```

$Resample20
Selected 10 of 14 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x2, x10, x8, x1, x3, x7, x4-unused, x5-unused, x6-unu
sed, x9-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive mode
l)
GCV 0.9672235      RSS 3.335253      GRSq 0.8997005      RSq 0.9872067

$Resample21
Selected 9 of 13 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x1, x8, x3, x5, x2-unused, x4-unused, x6-unused,
x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive mode
l)
GCV 3.375318      RSS 16.7602      GRSq 0.8000509      RSq 0.9632747

$Resample22
Selected 11 of 13 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x8, x4, x1, x3, x9, x2, X5-unused, x6-unused, x7-unus
ed, x10-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 10 (additive mod
el)
GCV 2.633044      RSS 5.810857      GRSq 0.7409088      RSq 0.9788497

$Resample23
Selected 6 of 14 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x4, x10, x3-unused, x7, x9, X5, x1-unused, x2-unused,
x6-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode
l)
GCV 3.307806      RSS 36.95618      GRSq 0.7363129      RSq 0.8910273

$Resample24
Selected 11 of 14 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x4, x9, X5, x3, x2, x1, x6-unused, x7-unused, x8-unus
ed, x10-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 10 (additive mod
el)
GCV 1.366351      RSS 3.015394      GRSq 0.8773373      RSq 0.9899867

$Resample25
Selected 14 of 14 terms, and 7 of 10 predictors
Termination condition: Reached maximum RSq 0.9990 at 14 terms
Importance: x9, x3, x6, x4, x8, x2, x1, X5-unused, x7-unused, x10
-unused
Number of terms at each degree of interaction: 1 13 (additive mod
el)
GCV 0.4103724      RSS 0.05660309      GRSq 0.9594555      RSq 0.999793
1

$Resample26
Selected 5 of 12 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms

```

Importance: x10, x9, x8, x6, x1-unused, x2-unused, x3-unused, x4-unused, x5-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive mode 1)

GCV 2.947643      RSS 40.65715      GRSq 0.6398042      RSq 0.8162267

#### \$Resample27

Selected 8 of 13 terms, and 5 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x1-unused, x5, x6, x8, x10, x9, x2-unused, x3-unused, x4-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 7 (additive mode 1)

GCV 4.680097      RSS 31.631      GRSq 0.6873035      RSq 0.9218259

#### \$Resample28

Selected 12 of 14 terms, and 7 of 10 predictors

Termination condition: Reached maximum RSq 0.9990 at 14 terms

Importance: x2, x5, x8, x3, x9, x6, x4, x1-unused, x7-unused, x10-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 11 (additive model)

GCV 0.05063209      RSS 0.06285363      GRSq 0.9928823      RSq 0.9996732

#### \$Resample29

Selected 10 of 13 terms, and 6 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x9, x3, x10, x8, x4, x6, x1-unused, x2-unused, x5-unused, x7-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive mode 1)

GCV 3.112311      RSS 10.73211      GRSq 0.7101837      RSq 0.9630336

#### \$Resample30

Selected 12 of 14 terms, and 6 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms

Importance: x10, x9, x1, x7, x8, x4, x2-unused, x3-unused, x5-unused, x6-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 11 (additive model)

GCV 1.837589      RSS 2.281145      GRSq 0.7847129      RSq 0.9901144

#### \$Resample31

Selected 6 of 13 terms, and 3 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x9, x10-unused, x3, x8, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode 1)

GCV 3.23882      RSS 36.18544      GRSq 0.791279      RSq 0.9137429

#### \$Resample32

Selected 5 of 13 terms, and 4 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x9, x10, x3, x7, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x6-unused, ...



Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive mode 1)  
GCV 3.513289      RSS 48.45916      GRSq 0.5187661      RSq 0.7544725

**\$Resample33**  
Selected 10 of 13 terms, and 6 of 10 predictors  
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms  
Importance: x3, x10, x2, x8, x9, x6, x1-unused, x4-unused, x5-unused, x7-unused  
Number of terms at each degree of interaction: 1 9 (additive mode 1)  
GCV 2.532202      RSS 8.731731      GRSq 0.8347476      RSq 0.9789219

**\$Resample34**  
Selected 3 of 13 terms, and 2 of 10 predictors  
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms  
Importance: x9, x10, x1-unused, x2-unused, x3-unused, x4-unused, x5-unused, ...  
Number of terms at each degree of interaction: 1 2 (additive mode 1)  
GCV 5.374992      RSS 106.7585      GRSq 0.4776131      RSq 0.6162056

**\$Resample35**  
Selected 8 of 13 terms, and 5 of 10 predictors  
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms  
Importance: x3, x8, x6, x2, x1, x4-unused, x5-unused, x7-unused, x9-unused, ...  
Number of terms at each degree of interaction: 1 7 (additive mode 1)  
GCV 2.367015      RSS 15.99776      GRSq 0.799217      RSq 0.9498043

**\$Resample36**  
Selected 8 of 13 terms, and 5 of 10 predictors  
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms  
Importance: x10, x6, x1, x5, x7, x2-unused, x3-unused, x4-unused, x8-unused, ...  
Number of terms at each degree of interaction: 1 7 (additive mode 1)  
GCV 2.721002      RSS 18.39022      GRSq 0.7117396      RSq 0.9279349

**\$Resample37**  
Selected 7 of 14 terms, and 4 of 10 predictors  
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms  
Importance: x9, x8, x1, x10, x2-unused, x3-unused, x4-unused, x5-unused, x6-unused, ...  
Number of terms at each degree of interaction: 1 6 (additive mode 1)  
GCV 2.479856      RSS 21.89114      GRSq 0.7775891      RSq 0.927376

**\$Resample38**  
Selected 6 of 13 terms, and 4 of 10 predictors  
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms  
Importance: x1, x9, x5, x2, x3-unused, x4-unused, x6-unused, x7-unused, x8-unused, ...  
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode 1)  
GCV 4.349618      RSS 48.59573      GRSq 0.5236557      RSq 0.8031434



```

$Resample39
Selected 7 of 12 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms
Importance: x3, x5, x1, x2, x10, x4-unused, x6-unused, x7-unused,
x8-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 6 (additive mode
1)
GCV 3.958289      RSS 34.94214      GRSq 0.6529147      RSq 0.886666

$Resample40
Selected 8 of 13 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x10, x9, x2, x1, x3-unused, x4-unused, x5-unused, x6-
unused, x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 7 (additive mode
1)
GCV 3.108085      RSS 21.00637      GRSq 0.6620321      RSq 0.915508

$Resample41
Selected 7 of 13 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x10, x7, x1, x5, x2-unused, x3-unused, x4-unused, x6-
unused, x8-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 6 (additive mode
1)
GCV 5.238758      RSS 46.24559      GRSq 0.466091      RSq 0.8256624

$Resample42
Selected 6 of 14 terms, and 4 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x9, x8, x5, x2, x1-unused, x3-unused, x4-unused, x6-u
nused, x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode
1)
GCV 5.085639      RSS 56.81886      GRSq 0.6179521      RSq 0.8421128

$Resample43
Selected 9 of 13 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x1, x6, x2, x5, x3-unused, x4-unused, x7-unused,
x8-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive mode
1)
GCV 2.864723      RSS 14.22483      GRSq 0.7599233      RSq 0.9559043

$Resample44
Selected 7 of 13 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms
Importance: x9, x10, x2, x6, x3, x1-unused, x4-unused, x5-unused,
x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 6 (additive mode
1)
GCV 2.39856      RSS 21.1735      GRSq 0.7401494      RSq 0.9151508

$Resample45
Selected 11 of 13 terms, and 6 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

```

Importance: x4, x9, x5, x3, x1, x8, x2-unused, x6-unused, x7-unused, x10-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 10 (additive model)

GCV 1.11167      RSS 2.45334      GRSq 0.9391178      RSq 0.99503

**\$Resample46**

Selected 9 of 14 terms, and 5 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms

Importance: x3, x9, x1, x4, x6, x2-unused, x5-unused, x7-unused, x8-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 8 (additive model)

GCV 2.797236      RSS 13.88972      GRSq 0.6922117      RSq 0.9434675

**\$Resample47**

Selected 5 of 12 terms, and 3 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -10 at 12 terms

Importance: x4, x9, x1, x2-unused, x3-unused, x5-unused, x6-unused, x7-unused, ...

Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive model)

GCV 5.371501      RSS 74.08967      GRSq 0.4995802      RSq 0.7446838

**\$Resample48**

Selected 7 of 13 terms, and 6 of 10 predictors

Termination condition: GRSq -Inf at 13 terms

Importance: x3, x5, x8, x10, x6, x9, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x7-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 6 (additive model)

GCV 4.740301      RSS 41.84542      GRSq 0.3274687      RSq 0.7803979

**\$Resample49**

Selected 11 of 13 terms, and 6 of 10 predictors

Termination condition: Reached maximum RSq 0.9990 at 13 terms

Importance: x10, x6, x4, x1, x7, x8, x2-unused, x3-unused, x5-unused, x9-unused

Number of terms at each degree of interaction: 1 10 (additive model)

GCV 0.009431298      RSS 0.0208139      GRSq 0.9985207      RSq 0.9998792

+ 11.17643

- 0.0001232638 \* max(0, 13503 - x1)

+ 0.0001346581 \* max(0, x1 - 13503)

+ 1.637211 \* max(0, 48.96 - x4)

- 0.6424541 \* max(0, x4 - 48.96)

- 0.0250127 \* max(0, x6 - 52)

+ 8.251765e-05 \* max(0, 33664 - x7)

- 0.0001611239 \* max(0, x7 - 33664)

- 0.07994066 \* max(0, 67.03 - x8)

- 0.1345248 \* max(0, x8 - 67.03)

+ 1.335112e-05 \* max(0, x10 - 763837)

**\$Resample50**

Selected 5 of 12 terms, and 3 of 10 predictors

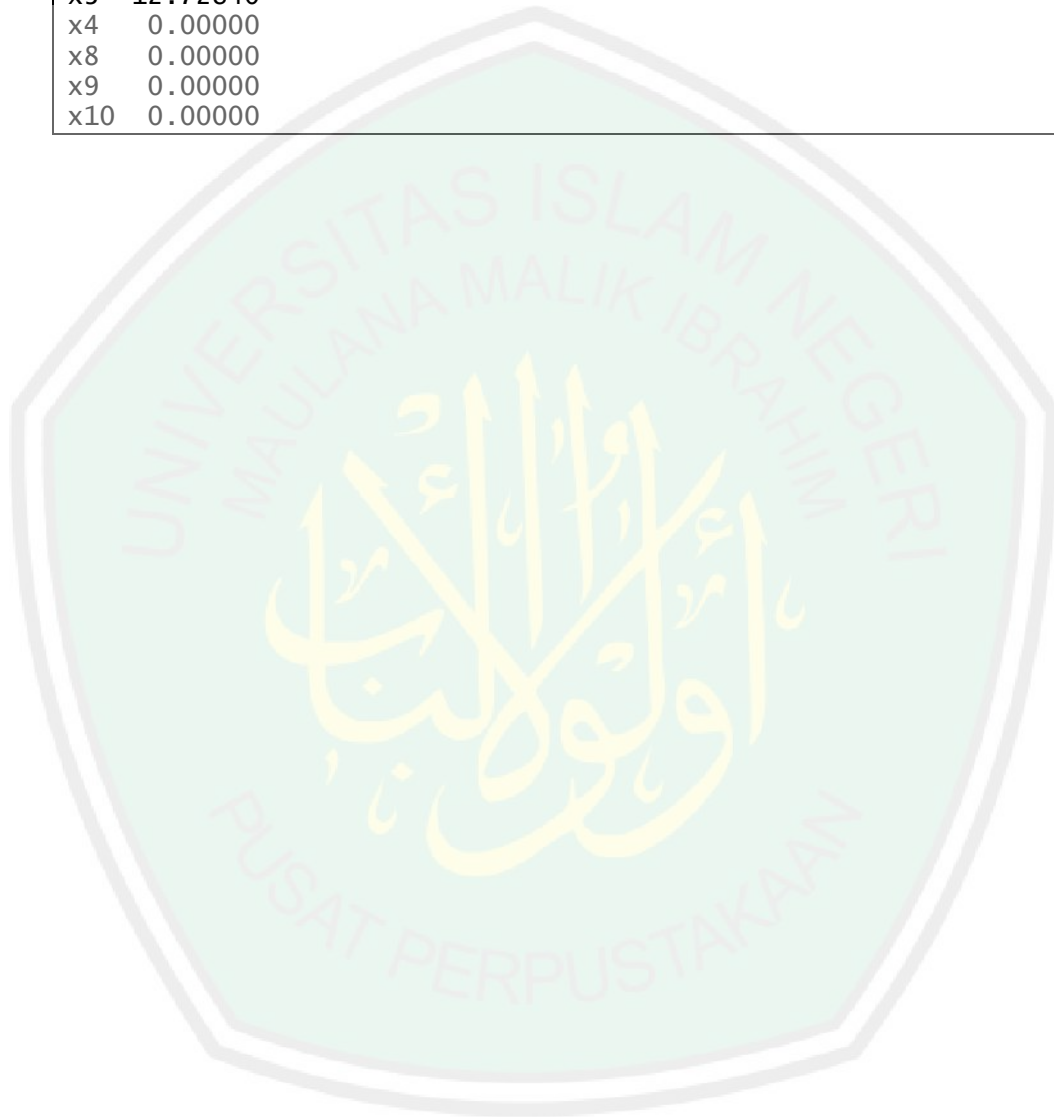
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms

Importance: x1, x3, x2, x4-unused, x5-unused, x6-unused, x7-unused, x8-unused, ...  
Number of terms at each degree of interaction: 1 4 (additive mode 1)  
GCV 5.117106    RSS 70.58077    GRSq 0.5991845    RSq 0.7955023



**Lampiran 8 *Output* Tingkat Kepentingan Model *Bagging* MARS**

GCV	
x1	95.32921
x7	60.80385
x6	48.88050
x2	37.04380
x5	26.20426
x3	12.72840
x4	0.00000
x8	0.00000
x9	0.00000
x10	0.00000



## Lampiran 9 Output Percobaan Model MARS

```
print(MARS) data training 70% & data testing 30%
Selected 3 of 9 terms, and 2 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 9 terms
Importance: x9, x4, x1-unused, x2-unused, x3-unused, x5-unused, x
6-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 2 (additive mode
1)
GCV 7.383381  RSS 111.0584  GRSq 0.4202369  RSq 0.6043583  CVRSq
-1.148956

print(MARS) data training 75% & data testing 25%
Selected 3 of 11 terms, and 2 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 11 terms
Importance: x9, x3, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x
6-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 2 (additive mode
1)
GCV 7.900851  RSS 134.0106  GRSq 0.4039594  RSq 0.5794338  CVRSq
-8.681819

print(MARS) data training 80% & data testing 20%
Selected 3 of 11 terms, and 2 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 11 terms
Importance: x9, x3, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x
6-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 2 (additive mode
1)
GCV 7.236652  RSS 136.721  GRSq 0.4120859  RSq 0.5733792  CVRSq -
99.43151

print(MARS) data training 85% & data testing 15%
Selected 6 of 12 terms, and 5 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -10 at 12 terms
Importance: x9, x10, x1, x8, x6, x2-unused, x3-unused, x4-unused,
x5-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 5 (additive mode
1)
GCV 6.985571  RSS 78.04569  GRSq 0.4115504  RSq 0.7568142  CVRSq
-2.771249

print(MARS) data training 90% & data testing 10%
Selected 2 of 14 terms, and 1 of 10 predictors
Termination condition: GRSq -Inf at 14 terms
Importance: x3, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x6-un
used, x7-unused, ...
Number of terms at each degree of interaction: 1 1 (additive mode
1)
GCV 8.59566  RSS 217.387  GRSq 0.3772131  RSq 0.4574834  CVRSq -7
.444549
```



```
print(MARS) data training 95% & data testing 5%
```

```
Selected 2 of 15 terms, and 1 of 10 predictors
```

```
Termination condition: GRSq -10 at 15 terms
```

```
Importance: x3, x1-unused, x2-unused, x4-unused, x5-unused, x6-un  
used, x7-unused, ...
```

```
Number of terms at each degree of interaction: 1 1 (additive mode  
1)
```

```
GCV 8.773845  RSS 239.2867  GRSq 0.3686725  RSq 0.4451224  CVRSq  
-7.647665
```



## RIWAYAT HIDUP



Ramadani Auliyana Rosa, lahir di Sampit 10 Januari 1998, tinggal di Kota Sampit, Kecamatan Mentawa Baru Ketapang, Kabupaten Kotawaringin Timur, Kalimantan Tengah. Anak sulung dari dua bersaudara, putri dari pasangan Bapak Muhammad Rusidi, S.Ag., M.Pd.I dan Ibu Siti Sa'adah S.Ag.

Pendidikan taman kanak-kanak ditempuh di RA.Masyithoh Rembang dan lulus pada tahun 2004. Kemudian melanjutkan pendidikan dasar di SDN Tritunggal Rembang dan lulus pada tahun 2010. Selanjutnya melanjutkan pendidikan sekolah menengah pertama di SMPN 2 Rembang dan lulus pada tahun 2013. Kemudian melanjutkan pendidikan di sekolah menengah atas MAN Sampit dan lulus pada tahun 2016. Selanjutnya melanjutkan pendidikan tinggi pada tahun 2016 di Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang mengambil Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi. Penulis dapat dihubungi melalui email: [ramadaniauliyanarosa@gmail.com](mailto:ramadaniauliyanarosa@gmail.com)



**KEMENTERIAN AGAMA RI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI  
MAULANA MALIK IBRAHIM MALANG  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
Jl. Gajayana No. 50 Dinoyo Malang Telp./Fax.(0341)558933**

## BUKTI KONSULTASI SKRIPSI

Nama : Ramadani Auliyana Rosa  
NIM : 16610089  
Fakultas/Jurusan : Sains dan Teknologi/Matematika  
Judul Skripsi : Pemodelan Kemiskinan Penduduk Provinsi Jawa Tengah Dengan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Splines* Dan *Bootstrap Aggregating Multivariate Adaptive Regression Splines*  
Pembimbing I : Ria Dhea Layla Nur Karisma, M.Si  
Pembimbing II : Muhammad Khudzaifah, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan	
1.	04 Februari 2020	Konsultasi Bab I	1.	
2.	13 Februari 2020	Konsultasi Bab II		2.
3.	20 Februari 2020	Konsultasi Bab III	3.	
4.	02 Maret 2020	Mencari Integrasi Ayat Al-Qur'an		4.
5.	12 Maret 2020	Penambahan Integrasi Ayat di Bab II	5.	
6.	30Maret 2020	Konsultasi Bab I,II,III, IV,dan ACC Seminar		6.
7.	20 April 2020	Perbaikan Integrasi Ayat Al-Qur'an Bab I	7.	
8.	24 April 2020	Konsultasi Persiapan Sidang		8.
9.	27 April 2020	Perbaikan Tafsir pada Integrasi Ayat Al-Qur'an	9.	
10.	30 April 2020	ACC untuk disidangkan		10.

Malang, 22 Juni 2020  
Mengetahui,  
Ketua Jurusan Matematika

Dr. Usman Pagalay, M.Si  
NIP. 19650414 200312 1 001