PEMODELAN REGRESI *RIDGE ROBUST* PADA TINGKAT KEMISKINAN DI JAWA TIMUR

SKRIPSI

OLEH
DIDA HALIMATUS SA'DIYAH
NIM. 15610064

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

PEMODELAN REGRESI *RIDGE ROBUST* PADA TINGKAT KEMISKINAN DI JAWA TIMUR

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
Dida Halimatus Sa'diyah
NIM. 15610064

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

PEMODELAN REGRESI *RIDGE ROBUST* PADA TINGKAT KEMISKINAN DI JAWA TIMUR

SKRIPSI

Oleh
Dida Halimatus Sa'diyah
NIM. 15610064

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal 07 Februari 2020

Pembimbing I,	Pembimbing II,
Angga Dwi Mulyanto, M.Si	Mohammad Nafie Jauhari, M.Si
NIP. 19890813 201903 1 012	NIP. 19870218 20160801 1 056

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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

PEMODELAN REGRESI *RIDGE ROBUST* PADA TINGKAT KEMISKINAN DI JAWA TIMUR

SKRIPSI

Oleh
Dida Halimatus Sa'diyah
NIM. 15610064

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi
dan Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Matematika (S.Mat)
Tanggal 07 Februari 2020

Penguji Utama	:	Dr. Sri Harini, M.Si	....
Ketua Penguji	:	Ria Dhea Layla N.K., M.Si	....
Sekretaris Penguji	:	Angga Dwi Mulyanto, M.Si	....
Anggota Penguji	:	Mohammad Nafie Jauhari, 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 : Dida Halimatus Sa'diyah

NIM : 15610064

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

Judul Skripsi : Pemodelan Regresi *Ridge Robust* Pada Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur

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

Malang, 07 Februari 2020
Yang membuat pernyataan

METERAI TEMPEL
A30D1AHF695614130
6000
ENAM RIBU RUPIAH

Dida Halimatus Sa'diyah
NIM. 15610064

MOTTO

"*Angin tidak berhembus untuk menggoyangkan pepohonan melainkan menguji kekuatan akarnya*"

(Ali bin Abi Thalib)

PERSEMBAHAN

Dengan rasa syukur kepada Allah Swt penulis persembahkan skripsi ini kepada:

Ayah Makudi dan Ibu Titin Fatikah tercinta, yang tak pernah lelah untuk memberikan dukungan fisik maupun psikis kepada penulis, tak pernah luput dalam menyambungkan doa kepada Allah Swt, dan berbagai pengorbanan yang tak pernah ternilai. Serta kepada kakak tersayang Yunia Alfiati dan kedua adik tersayang Irma Mar'atus Sholiha dan Naily Hafna Ilmi Muhalla yang selalu menjadi kebanggaan

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji bagi Allah SWT atas rahmat, taufik serta hidayah-Nya, sehingga penulis mampu menyelesaikan penyusunan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana dalam bidang matematika di Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis banyak mendapat bimbingan dan arahan dari berbagai pihak. Untuk itu ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya dan penghargaan yang setinggi-tingginya penulis sampaikan terutama 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. Angga Dwi Mulyanto, M.Si, selaku dosen pembimbing I yang telah banyak memberikan arahan, nasihat, motivasi, dan berbagi pengalaman yang berharga kepada penulis
5. Muhammad Nafie Jauhari, M.Si, selaku dosen pembimbing II yang telah banyak memberikan arahan dan berbagi ilmunya kepada penulis.

6. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika, Fakultas sains dan teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang terutama seluruh dosen, terima kasih atas segala ilmu dan bimbingannya.
7. Bapak, Ibu dan kakak serta adik tercinta yang selalu memberikan doa, semangat, serta motivasi kepada penulis sampai saat ini.
8. Sahabat-sahabat terbaik penulis, yang selalu menemani, membantu, dan memberikan dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
9. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu-persatu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini baik moril maupun materiil.

Semoga Allah Swt melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada kita semua. Akhirnya penulis berharap semoga dengan rahmat dan izin-Nya mudah-mudahan skripsi ini bermanfaat bagi penulis dan bagi pembaca. *Amiin.*

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Malang, 07 Februari 2020

Penulis

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL

DAFTAR GAMBAR

ABSTRAK

Sa'diyah, Dida Halimatus, 2020. **Pemodelan Regresi *Ridge Robust* Pada Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur.** Skripsi. Jurusan Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (1) Angga Dwi Mulyanto, M.Si, (2) Muhammad Nafie Jauhari, M.Si.

Kata kunci: Regresi *Ridge Robust*, pembobot *Huber*, RMSE

Regresi *Ridge Robust* merupakan salah satu metode untuk menangani pelanggaran asumsi multikolinieritas dan pencilan dalam suatu set data secara bersamaan. Regresi *Ridge* dan Regresi *Robust* mendapatkan parameter yang stabil terhadap multikolinieritas dan pencilan. Regresi *Robust* berperan sebagai penurun bobot data pencilan. Metode estimasi parameter yang digunakan dalam regresi *robust* adalah metode *M-estimator* dengan pembobot *Huber*. Data yang digunakan adalah data tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2017 (y), rata-rata lama sekolah (x_1), indeks pembangunan manusia (x_4), angka melek huruf (x_5) dan indeks kedalaman kemiskinan (x_6). Model regresi *ridge robust* data tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2017 dengan koefisien regresi rata-rata lama sekolah (x_1) sebesar -0,5327 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen rata-rata lama sekolah, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,5327. Koefisien regresi indeks pembangunan manusia (x_4) sebesar -0,1527 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen IPM, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,1527. Koefisien regresi angka melek huruf (x_5) sebesar -0,2521 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen AMH, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,2521. Koefisien regresi indeks kedalaman kemiskinan (x_6) sebesar 5,0767 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen indeks kedalaman kemiskinan, maka akan meningkatkan tingkat kemiskinan sebesar 5,0767 dan untuk konstanta sebesar 55,03 menyatakan jika RLS, IPM, AMH dan IKK dalam keadaan konstan atau nol, maka tingkat kemiskinan sebesar 55,03. Berdasarkan perbandingan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) yang didapatkan untuk regresi *ridge robust* sebesar 0,4837 lebih kecil daripada regresi *ridge* sebesar 0,5450.

ABSTRACT

Sa'diyah, Dida Halimatus. 2020. **Modeling *Ridge Robust* Regression at the Poverty Rate in East Java**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Maulana Malik Ibrahim State Islamic University of Malang. Advisors: (1) Angga Dwi Mulyanto, M.Si, (2) Muhammad Nafie Jauhari, M.Si.

Keyword: *Ridge Robust Regression, Huber weighting, RMSE*.

Ridge Robust regression is one of the methods to deal with the multicollinearity assumption and outliers in a data set. *Ridge* regression and *Robust* regression get stable parameters againts multicollinearity and outliers. *Robust* regression works as a decrease in the weight of outliers data. The parameter estimation method used in *Robust* regression is the *M-estimator* method with *Huber* weighting. The data used are poverty rate data in East Java in 2017 (y), average length of schooling (x_1), human development index (x_4), literacy rate (x_5) and poverty depth index (x_6). The *ridge robust* regression model on poverty rate data in East Java in 2017 with a regression coefficient for the average length of schooling (x_1) of -0,5327 which means that every one percent increase in the average length of schooling will reduce the poverty rate by 0,5327 . The regression coefficient for the human development index (x_4) is -0,1527, which means that every one percent increase in human development index will reduce the poverty rate by 0,1527. The literacy rate regression coefficient (x_5) is -0,2521 which means that every one percent increase in literacy rate, it will reduce the poverty rate by 0,2521. The poverty depth index regression coefficient (x_6) is 5,0767 which means that every one percent increase in the poverty depth index will increase the poverty rate by 5,0767 and for a constant of 55,03 states that average length of schooling, human development index, literacy rate and poverty depth index are in a state of constant or zero, then the poverty rate is 55,03. Based on the comparison of the Root Mean Square Error (RMSE) values obtained for the *ridge robust* regression of 0,4837, it is smaller than the *ridge* regression of 0,5450.

ملخص

السعدية، ديدا حليمة (2020). **تصميم إنحسار** *Ridge Robust* **على قدم الفقر في جاوى الشرقية**. البحث الجامعي، شعبت الرياضيات. كلية العلوم والتكنولوجية. جامعة مولانا مالك إبراهيم الإسلامية الحكومية مالانج. المشرف: (1) أغكا ديوي موليانتو، الماجستير، (2) محمد نافع جوحري، الماجيستير.

الكلمات الرئيسية: إنحسار *Ridge Robust*، تثقيل *Huber*، *RMSE*.

إنحسار *Ridge Robust* هو أحد من الطريقة ليتناول مخالفة اقتراض المولتيكولينيرتاس والقيم المتطرفة في مجموعة من البيانات. يتحصل إنحسار*Ridge* و إنحسار *Robust* على المواجه الثابت للمولتيكولينيرتاس والقيم المتطرفة. إنحسار *Robust* كتنزيل ثقيل بيانات القيم المتطرفة. طريقة تقدير المؤشرات التي تستعمل في إنحسار*Robust* هي الطريقة *M-estimator* بتثقيل *Huber*. البيانات التي تستعمل هي بيان درجة الفقر في جاوى الشرقية السنة 2017 (y)، معدل طويل الدراسي (x_1)، فهرس البناء الإنساني (x_4)، رقم يقظ الحرف (x_5)، وفهرس العمق الفقر (x_6). طريقة إنحسار *Ridge Robust* بيان درجة الفقر في جاوى الشرقية السنة 2017 بمعامل ارتداد معدل طويل الدراسي (x_1)، 0،5327- وهو ما يعني في كل إرتقاء الواحد بالمائة من معدل طويل الدراسي، فسينقص درجة الفقر بمبلغ 0،5327 معامل إنحسار فهرس البناء الإنساني (x_4) بمبلغ 0،1527- وهو ما يعني في كل إرتقاء الواحد بالمائة من فهرس البناء الإنساني، فسينقص درجة الفقر بمبلغ 0،1527. معامل إنحسار رقم يقظ الحرف (x_5) بمبلغ 0،2521- وهو ما يعني في كل إرتقاء الواحد بالمائة من رقم يقظ الحرف، فسينقص درجة الفقر بمبلغ 0،2521. معامل إنحسار فهرس العمق الفقر (x_6) بمبلغ 5،0767 وهو ما يعني في كل إرتقاء الواحد بالمائة من فهرس العمق الفقر ، فسينقص درجة الفقر بمبلغ 5،0767 ويشير مثبت بمبلغ 55،03 إذا معدل طويل الدراسي، فهرس البناء الإنساني، رقم يقظ الحرف، وفهرس العمق الفقر في حالة المثبت أو الصفر، فدرجة الفقر بمبلغ 55،03. بناء على مقارنة قيمة *Root Mean Square Er ror* (RMSE) التي يتحصل إنحسار *Ridge Robust* بمبلغ 0،4837 أقل من إنحسار *Ridge* بمبلغ 0،4837 .

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan merupakan salah satu permasalahan yang masih menjadi persoalan di setiap negara. Persoalan kemiskinan dihadapi oleh setiap negara di dunia, baik negara maju maupun negara berkembang, namun permasalahan yang dihadapi oleh tiap negara berbeda-beda. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik (BPS) tahun 2017, Indonesia mempunyai daerah kantong kemiskinan yang tersebar di seluruh wilayah Indonesia yaitu 9,38 persen di pulau Jawa, 10,44 persen di pulau Sumatera, 14,17 persen di pulau Bali dan Nusa Tenggara, 10,93 persen di pulau Sulawesi, 21,23 persen di pulau Maluku dan Papua dan 6,18 persen di pulau Kalimantan. Kemiskinan itu sendiri merupakan ketidakmampuan manusia dalam memenuhi kebutuhan hidupnya. Penduduk yang mempunyai rata-rata pengeluaran perkapita perbulan di bawah garis kemiskinan disebut dengan penduduk miskin (BPS, 2018).

Provinsi Jawa Timur termasuk wilayah yang masih berupaya menekan angka kemiskinan tiap tahunnya. Jumlah penduduk miskin di Jawa Timur pada bulan September 2017 mencapai 11,20 persen. Hal ini berkurang sebesar 0,57 persen dibandingkan dengan kondisi pada bulan maret 2017 (BPPD, 2018).

Alloh SWT telah berfirman dalam surat Ad-Dzariyat ayat 19:

Artinya: "*Dan pada harta-harta mereka ada hak untuk orang miskin yang meminta dan orang miskin yang tidak mendapat bagian*".*(QS.51:19)*

M.Quraish Shihab (2011) dalam tafsir Al-Misbah mengatakan dalam harta mereka terdapat hak orang-orang yang memerlukan, baik yang meminta maupun yang tidak. Hal ini senada dengan pernyataan dengan melihat dari akar kata *"miskiin"* yang disebutkan diatas berarti diam atau tidak bergerak, maka dapat diperoleh faktor utama penyebab kemiskinan adalah sikap berdiam diri, kurang maupun tidak ada keinginan bergerak dan berusaha. Ketidakinginan untuk berusaha adalah penganiayan terhadap diri sendiri, sedang ketidak mampuan berusaha antara lain disebabkan oleh penganiayaan manusia lain (Shihab, 1998). Merujuk pada permasalahan di atas, faktor tersebut dapat dianalisis seberapa besar pengaruhnya terhadap kemiskinan di wilayah Jawa Timur dengan menggunakan analisis regresi.

Analisis regresi merupakan salah satu metode statistika yang dapat digunakan untuk menyelidiki atau mengetahui hubungan serta membangun hubungan antara dua variabel atau lebih. Variabel tersebut terdiri dari variabel yang dijelaskan disebut dengan variabel terikat (Y) dan variabel penjelas yang disebut variabel bebas (X). Asumsi yang harus dipenuhi dalam analisis regresi diantaranya data berdistribusi normal, homoskedastisitas, tidak terdapat autokorelasi, tidak terdapat multikolinieritas serta parameter yang dihasilkan yaitu global (Supranto, 2011).

Jika variabel bebasnya lebih dari dua variabel maka dimungkinkan terjadi masalah multikoliniearitas. Adanya multikoliniearitas dapat menyebabkan kesalahan tanda (positif atau negatif) dari dugaan koefisien regresi kuadrat terkecil. Akibat adanya pengaruh yang ditimbulkan oleh multikoliniearitas tersebut diperlukan solusi untuk mengatasinya. Regresi *ridge* merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengatasi masalah multikolinieritas. Metode *ridge* ini juga merupakan metode kuadrat terkecil (MKT). Pendugaan regresi *ridge* memiliki MSE (*Mean Square Error*) lebih kecil dari estimasi OLS (*Ordinal Least Square*) (Hoerl & Kennard, 1970).

Salah satu penyimpangan asumsi yang sering ditemukan adalah munculnya data yang menyimpang dari sekumpulan data lainnya yang disebut dengan data pencilan atau *outlier* sehingga asumsi normalitas tidak terpenuhi. Munculnya pencilan dapat berpengaruh terhadap model regresi yang dihasilkan. Sehingga dibutuhkan suatu metode untuk mengatasi data yang tidak memenuhi asumsi normalitas yaitu dengan menggunakan regresi *robust* (Lukman, 2014).

Regresi *robust* diperkenalkan oleh Andrews (1972) sebagai model regresi yang digunakan apabila distribusi dari galat tidak normal. Model ini merupakan alat penting untuk menganalisis data yang dipengaruhi oleh pencilan atau data berpengaruh. Winowski, dkk (2002) memperkenalkan estimasi regresi *robust* berkinerja baik tanpa menghiraukan kuantitas dan konfigurasi pencilan. Mereka menunjukkan bahwa estimasi terbaik yang tersedia rentan ketika ada pencilan (*outlier*) (Chen, 2002).

Masalah Pelanggaran asumsi dalam regresi linier dapat terjadi secara bersamaan maupun sendiri dalam suatu set data. Jika terjadi pelanggaran asumsi secara bersamaan maka dalam data tersebut terdapat multikolinieritas dan juga terindikasi adanya pencilan, sehingga akan didapatkan hasil estimasi yang tidak tepat dan tidak akurat. Regresi *Ridge Robust* merupakan salah satu metode yang disarankan oleh *Askin* dan *Montgomery* untuk menangani masalah ini. Metode ini merupakan penggabungan dari metode regresi *Ridge* dan Regresi *Robust* dengan tujuan mendapatkan parameter yang stabil terhadap multikolinieritas dan pencilan (Lukman, 2014).

Penelitian ini merupakan perkembangan dari penelitian dari Agus Purwadi (2018) dengan judul "Implementasi Metode *Generalized Two Stage Ridge Regression* untuk Mengatasi Permasalahan Autokorelasi dan Multikolinieritas" yang menyatakan bahwa regresi *ridge* sangat berguna untuk mengatasi masalah multikolinieritas pada model regresi linier dengan mencari nilai tetapan bias c yang akan ditambahkan pada diagonal matriks korelasi $X'X$. Namun metode dalam penelitian ini digunakan untuk mengatasi masalah autokorelasi dan multikolinieritas, sehingga untuk menangani adanya multikolinieritas dan *outlier* dibutuhkan metode regresi *ridge* yang lain (Purwadi, 2018).

Selanjutnya, penelitian ini merujuk pada Jurnal Kajian Islam, Sains dan Teknologi tahun 2017 dengan judul "*Ridge* MM sebagai Salah Satu Metode Regresi *Ridge* yang *Robust* terhadap Data Pencilan" oleh Sudartianto dkk yang menyatakan bahwa metode *ridge* akan menjadi tidak *robust* ketika terdapat data pencilan (*outlier*), dikarenakan data pencilan yang timbul selalu berpengaruh terhadap estimasi yang dilakukan dengan metode kuadrat terkecil biasa dan regresi *ridge*. Oleh karena itu, diperlukan metode yang dapat menangani adanya pengaruh dari *outlier* dan multikolinieritas yaitu metode regresi *ridge robust* (Sudartianto, Suwarno, & Taofik, 2017).

Berdasarkan latar belakang tersebut, maka penulis mengangkat permasalahan dan menyusun dalam sebuah penelitian yang berjudul "Pemodelan Regresi *Ridge Robust* pada Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur".

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah di atas, maka rumusan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Bagaimana model regresi *ridge robust* sebagai representasi dari adanya multikolinieritas dan *outlier* pada data kemiskinan di Jawa Timur pada tahun 2017?
2. Bagaimana Perbandingan hasil estimasi regresi *ridge* dan regresi *ridge robust*?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, maka tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah

1. Mengetahui model regresi *ridge robust* sebagai representasi dari adanya multikolinieritas dan *outlier* pada data kemiskinan di Jawa Timur pada tahun 2017.
2. Mengetahui perbandingan hasil estimasi antara regresi *ridge* dan rergesi *robust*

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai menambah wawasan keilmuan dan pengetahuan mengenai pemodelan regresi *ridge robust* pada tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2017.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Metode estimasi parameter yang digunakan adalah metode *M-estimator* dengan pembobot *Huber*
2. Memusatkan metode yang digunakan dalam Regresi *ridge robust*
3. Permasalahan yang akan dibahas pada studi kasus tingkat kemiskinan hanya pada penyimpangan asumsi berupa multikolinieritas dan pencilan.

1.6 Sistematika Penulisan

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan sistematika penulisan yang terdiri dari lima bab dan masing-masing bab dibagi dalam subbab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

Bab I Pendahuluan

Meliputi latar belakang masalah yang diteliti, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, batasan masalah, dan sistematika penulisan.

Bab II Kajian Pustaka

Berisi tentang uraian tinjauan pustaka berisikan teori-teori yang berkaitan dengan permasalahan

Bab III Metode Penelitian

Berisi pendekatan penelitian, sumber data, variabel penelitian, dan analisis data.

Bab IV Pembahasan

Pada bab ini berisi tentang pembahasan mengenai metode yang digunakan untuk mengatasi multikolearitas dan penanganan *outlier* dengan metode regresi *ridge robust*

Bab V Penutup

Berisi mengenai kesimpulan dan saran.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Regresi Linier

Analisis regresi linier merupakan salah satu metode yang berguna dalam menentukan hubungan suatu variabel tak bebas dengan satu atau lebih variabel bebas. Penentuan model regresi merupakan salah satu tujuan analisis regresi, dimana model tersebut dapat digunakan untuk menerangkan dan memprediksi hal-hal yang berhubugan dengan beberapa variabel yang terlibat didalam model regresi tersebut. Model regresi merupakan model yang menggambarkan tentang hubungan antara variabel bebas dengan variabel tak bebas. (Sembiring, 1995)

Model regresi linier sederhana adalah model yang memberikan gambaran mengenai hubungan linier antara satu variabel tak bebas dengan satu variabel bebas. Persamaan umum model regresi linier sederhana adalah (Warsono & Usman, 2001):

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon. \tag{2.1}$$

Analisis regresi linier berganda merupakan analisis hubungan secara linier antara dua atau lebih variabel bebas dengan satu variabel terikat. Persamaan umum garis regresi untuk regresi linier berganda adalah (Warsono & Usman, 2001):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_j X_{ji} + \varepsilon_i, \tag{2.2}$$

dengan,

i: banyaknya pengamatan dengan $i = 1,2,3, \dots, n$,

j: banyaknya variabel bebas dengan $j = 1,2,3, \dots, n$,

Y_i: variabel terikat pengamatan ke-i,

X_{ji}: variabel bebas pengamatan ke-i,

β_0: konstanta (parameter),

β_j: koefisien regresi atau *slope* (parameter) ke-*n*, dan

ε_i: galat pengamatan ke-i.

2.1.1 Asumsi Analisis Regresi Linier

Berikut ini akan diuraikan secara singkat mengenai asumsi klasik yang harus terpenuhi sebelum analisis regresi dilaksanakan. Uji asumsi klasik digunakan untuk menetahui seberapa kuat persamaan regresi yang akan digunakan dalam proses analisis (Dayuh, 2011).

a) Uji Multikolinieritas

Gujarati (2012) mengatakan bahwa multikolinieritas adalah adanya hubungan linier yang sempurna diantara beberapa atau semua variabel bebas dalam model regresi. Terdapat beberapa cara untuk mendeteksi ada tidaknya multikolinieritas, antara lain sebagai berikut (Montgomery, 2012):

1. Menganalisis koefisien korelasi sederhana antar variabel bebasnya

Multikolinieritas dapat diduga dari tingginya nilai korelasi antara variabel bebas dengan melihat nilai dari koefisien korelasi sederhana yang cukup tinggi $(0,8 \leq r \leq 1,0)$.

2. Menggunakan *Variation Inflation Factor* (VIF)

Variation Inflation Factor (VIF) merupakan salah satu cara dalam mendeteksi adanya multikolinieritas. Hal ini diperoleh berdasarkan kenaikan dari variansi bergantung dari σ^2 dan VIF itu sendiri. VIF dinyatakan dengan rumus sebagai berikut:

$$(VIF)_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \tag{2.3}$$

dimana R_j^2 adalah koefisien determinasi dari variabel bebas X_j yang diregresikan terhadap variabel bebas lainnya. Hipotesis yang dilakukan dalam uji multikolinieritas adalah H_0 untuk nilai $(VIF) < 10$ yang berarti tidak terdapat multikolinieritas dan H_1 jika nilai $(VIF) \geq 10$ yang berarti terjadi multikolinieritas.

b) Uji Heteroskedastisitas

Model regresi yang baik jika tidak terjadi heteroskedastisitas atau terjadi homoskedastisitas. Uji heteroskidastisitas dapat dilakukan dengan uji Glejser. Uji Glejser dilakukan dengan meregresi nilai *absolut residual* dari model yang diestimasi terhadap variabel-variabel bebas. Hipotesis yang digunakan dalam uji heteroskidastisitas adalah:

H_0 : tidak terjadi heteroskidastisitas,

H_1 : terjadi heteroskidastistas.

Pengujian heteroskidastisitas dilakukan dengan statistik uji berikut (Gujarati, 2003):

$$|\varepsilon_i| = \sqrt{\beta_0 + \beta_i X_i} + v_i \tag{2.4}$$

dengan

i : banyaknya pengamatan dengan $i = 1,2,3, \ldots ,n$,

$|\varepsilon_i|$: nilai mutlak galat pengamatan k e-i, dan

v_i : unsur galat ke-i.

Daerah kritis (penolakan H_0) dalam uji heteroskidastisitas adalah H_0 ditolak jika nilai $P_{value} < 0{,}05$ berarti terjadi heteroskidastisitas (Ghozali, 2011).

c) Uji Normalitas

Model regresi yang baik jika pen yebaran datanya mengikuti distribusi normal (Dayuh, 2011). Uji kenormalan galat dapat dilakukan secara statistik maupun grafis. Secara umum, pengujian kenormalan galat menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dan hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

H_0: residual berdistribusi normal

H_1: residual tidak berdistribusi normal

Statistik uji:

$$KS_{hitung} = \sup_{x} |F_n(x) - F_0(x)| \tag{2.4}$$

dengan

$F_n(x)$: fungsi distribusi frekuensi kumulatif

$F_0(x)$: fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari sampel

Keputusan:

Kemudian nilai KS_{hitung} dibandingkan dengan nilai D_α pada tabel Kolmogorov Smirnov dan nilai P_{value} dibandingkan nilai α. Apabila $KS_{hitung} > D_\alpha$ dan $P_{value} < \alpha$ (tolak H_0) maka residual tidak berdistribusi normal.

2.1.2 Uji Simultan Parameter (Uji-F)

Pengujian simultan parameter merupakan pengjian yang digunakan untuk mengetahui apakah terdapar pengaruh secara bersama-sama dari variabel bebas terhadap variabel tak bebas. Oleh karena itu dilakukan pengujian hipotesis berikut (Gujarati, 2012) :

a. Hipotesis

$H_0 = \beta_1 : \beta_2 : \dots : \beta_j = 0,\ \ j = 1,2,\dots$,n variabel bebas (independen) secara simultan tidak memberikan pengaruh terhadap variabel tak bebas (dependen) didalam model.

H_1 = minimal ada satu $\beta_j \neq 0,\ j = 1,2,\dots$,n variabel bebas (independen) secara simultan memberikan pengaruh terhadap variabel tak bebas (dependen) didalam model.

b. Taraf Signifikansi

c. Statistik Uji

$$F = \frac{\frac{JKR}{df_1}}{\frac{JKE}{df_2}} \tag{2.5}$$

Keterangan :

$JKE = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y})^2$, jumlah kuadrat simpangan jika y ditaksir dengan $\hat{y}$, dengan $\hat{y}$ adalah taksiran regresi menggunakan $x_1, x_2, \dots, x_k$.

$JKR = \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2$, jumlah kuadrat simpangan jika y ditksir dengan $\bar{y}$, dengan $\bar{y}$ adalah rata-rata dari y

$JKR = JKT - JKE$

d. Menentukan daerah kritis (penolakan H_0)

Daerah kritis yang digunakan berdasarkan perbandingan nilai F_{hitung} dengan F_{tabel}. Nilai F_{tabel} didapatkan dari tabel F dengan tingkat signifikansi (α) dan $df1 = k$ (jumlah variabel bebas) dan $df2 = n - k - 1$ (n adalah jumlah observasi), maka :

- Jika $F_{hitung} > F_{tabel}$, maka H_0 ditolak
- Jika $F_{hitung} < F_{tabel}$, maka H_0 diterima

Selain dari daerah kritis diatas, dapat juga menggunakan nilai peluang atau $p_{value} < \alpha$ maka H_0 ditolak.

e. Pengambilan Keputusan

2.1.3 Uji Parsial Parameter (Uji-t)

Pengujian parsial parameter dimaksudkan untuk mengetahui adanya pengaruh variabel bebas (independen) terhadap variabel tak bebas (dependen) secara individual. Oleh karena itu akan dilakukan pengujian hipotesis untuk melihat signifikansi setiap variabel sebagai berikut (Gujarati, 2012) :

a. Hipotesis

$H_0: \beta_j = 0$, variabel bebas (x_j) tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel y.

$H_1: \beta_j \neq 0$, variabel bebas (x_j) berpengaruh signifikan terhadap variabel y.

b. Taraf Signifikansi

c. Statistik Uji

$$t_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{s_{\hat{\beta}_j}} \tag{2.6}$$

Keterangan :

$\widehat{\beta}_j$: Taksiran untuk β_j,

$s_{\widehat{\beta}_j}$: Standar deviasi atau simpangan baku dari $\hat{\beta}_j$,

$$s_{\widehat{\beta}_j} = \sqrt{\frac{\left(s_{y_j}\right)^2}{\left(\sum x_j^2\right) - \left(1 - R_j^2\right)}} \tag{2.7}$$

dimana

$\left(s_{y_j}\right)^2 = \frac{\sum(y-\bar{y})^2}{n-m-1}$, dengan m adalah banyak data variabel bebas

R_j^2: korelasi x_j dengan variabel bebas lainnya.

d. Menentukan daerah kritik (Penolakan H_0)

Daerah kritik yang digunakan adalah berdasarkan atas perbandingan nilai t_{hitung} dengan t_{tabel} dimana t_{tabel} didapatkan dari tabel t dengan tingkat signifikansi α dan $dk = n - k - 1$ (n adalah jumlah observasi dan k adalah jumlah parameter), sehingga jika $t_{hitung} > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak. Sedangkan jika $t_{hitung} < t_{tabel}$ maka H_0 diterima. Selain dari daerah kritik tersebut, dapat juga menggunakan nilai peluang atau $p_{value} < \alpha$ maka H_0 ditolak.

d. Pengambilan Keputusan

2.1.4 *Root Mean Squared Error* (RMSE)

Root Mean Square Error (RMSE) merupakan akar dari rata-rata jumlah kuadrat penyimpangan antara nilai observasi dengan nilai estimasinya. RMSE digunakan untuk membandingkan metode-metode estimasi yang digunakan dalam menentukan metode estimasi yang lebih akurat. RMSE dapat ditentukan dengan persamaan berikut (Kolen & Brennan, 1995):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sigma_Y^2[1-\rho_{X,Y}]}{N}\left\{2+[1+\rho_{X,Y}]\left[\frac{X_i-\mu_X}{\sigma_X}\right]^2\right\}} \tag{2.8}$$

Keterangan:

RMSE : *root mean square error*,

N : banyaknya data,

$\rho_{X,Y}$: korelasi antara X dan Y,

σ_Y^2 : varians dari variabel Y,

σ_x : simpangan baku variabel X

μ_x : rata-rata variabel X

Jika nilai RMSE yang dihasilkan semakin kecil maka nilai prediksi yang dihasilkan metode tersebut semakin mendekati nilai observasinya.

2.2 Pencilan

Pencilan merupakan pengamatan yang jauh berbeda dari data pengamatan lainnya. Secara umum pencilan dapat diartikan sebagai data yang tidak mengikuti pola pada model atau data yang keluar dari model dan tidak berada dalam daerah selang kepercayaan (Sembiring, 1995). Pencilan dapat memberikan beberapa pengaruh terhadap kegagalan asumsi regresi yaitu tidak terpenuhinya asumsi normalitas *error*, adanya masalah heteroskidastisitas, dan juga berpengaruh terhadap hasil taksiran model regresi dimana taksiran interval koefisien regresi dapat menjadi lebar. Analisis pencilan dikelompokkan dalam suatu analisis residual dengan melihat nilai residual (e_i) atau nilai sisa pengamatan yang secara matematis didefinisikan berikut :

$$e_i = Y - \hat{Y}, \tag{2.9}$$

dengan (Y) sebagai variabel dependen dan $(\hat{Y})$ sebagai nilai dependen hasil taksiran model (Yamin & dkk, 2011).

Terdapat beberapa metode untuk mengidentifikasi adanya pencilan yang berpengaruh dalam koefisien regresi antara lain (Yamin & dkk, 2011) :

1. *Leverage Point*

Leverage adalah ukuran jarak antara sebuah data dalam variabel independen dan nilai rata-rata untuk semua pengamatannya. Sebuah data disebut *high leverage point* jika menunjukkan nilai pengamatan yang paling jauh dari rata-rata untuk semua pengamatan atau bisa dikatakan jika pengamatan memiliki nilai *leverage point* (h_{ii}) lebih besar daripada $2p/n$ atau $3p/n$ dengan p adalah jumlah variabel independen ditambah intersep dan n adalah jumlah data. Hal ini memberikan pengaruh yang besar terhadap garis regresi atau atau model regresi (Yamin & dkk, 2011).

Metode yang digunakan dalam mendeteksi adanya *outlier* terhadap variabel X adalah nilai *leverage point* (h_{ii}) dari pengamatan (X_i, Y_i) yang menunjukkan besarnya peranan Y_i terhadap $\hat{Y}_i$ dan didefinisikan sebagai berikut :

$$h_{ii} = X_i'(X'X)^{-1}X_i \qquad ; i = 1,2,\dots,n \tag{2.10}$$

dengan $X_i = [X_{i1} \;\; X_{i2} \;\; \dots \;\; X_{ik}]$ merupakan vektor baris yang berisi nilai-nilai dari peubah variabel bebas dalam pengamatan ke-i. Nilai *leverage point* (h_{ii}) terletak antara 0 dan 1 dengan $\sum_{i=1}^{n} h_{ii} = k$ dimana $k = p - 1$ sehingga dapat ditulis secara matematis menjadi

$$2\bar{h}_{ii} = \frac{2\sum_{i=1}^{n} h_{ii}}{n} = \frac{2k}{n} = \frac{2(p-1)}{n} \tag{2.11}$$

Suatu pengamatan ke-i data dapat diidentifikasi sebagai *outlier* terhadap X jika nilai $h_{ii} > 2\bar{h}_{ii}$ (Nurdin, Raupong, & Islamiyati, 2014).

2. Metode *DfFITS*

Pendeteksian dengan metode *DfFITS* diperoleh melalui nilai $\hat{y}_i$ dan gabungan nilai *leverage* (h_{ii}) *dengan standardized residual*. Nilai *DfFITS* diperoleh dari persamaan berikut:

$$(DfFITS)_i = \frac{\hat{y}_i - \hat{y}_{i-1}}{s_{i-1}^2 - \sqrt{h_{ii}}}, \qquad i = 1,2,\dots,n \tag{2.12}$$

Suatu pengamatan ke-i data dapat diidentifikasi sebagai pencilan jika memiliki nilai $DfFITS > 2\sqrt{\frac{p}{n}}$ dengan p adalah jumlah parameter dan n jumlah pengamatan (Nurdin, Raupong, & Islamiyati, 2014).

2.3 Metode *Ordinal Least Square*

Metode Ordinal Least Square atau disebut juga metode kuadrat terkecil adalah salah satu metode yang dalam menaksir nilai rata-rata dari variabel random. Aplikasi pertama perataan kuadrat terkecil adalah dalam hitungan masalah astronomi oleh Carl F, Gauss. Keunggulan dari sisi praktis makin nyata setelah berkembangnya computer elektronik, formulasi teknik hitungan dalam notasi matrik, dan hubungannya dengan konsep kuadrat terkecil. Model fungsional umum tentang sistem yang akan diamati harus ditentukan terlebih dahulu sebelum merencanakan pengukuran. Model fungsional ini ditentukan menggunakan sejumlah variabel (parameter dan pengamatan) dan houngan diantara mereka. Selalu ada jumlah minimum variabel bebas yang secara unik menentukan model tersebut. Suatu model fisis, dapat memiliki beberapa model fungsional yang berlainan, bergantung dari tujuan pengukuran atau informasi yang diinginkan. Jumlah minimum variabel dapat ditentukan setelah tujuan pengukuran berhasil ditetapkan, tidak terikat pada jenis pengukuran yang perlu dilakukan (Forbes & dkk, 2010)

Menurut Forbes (2010), estimasi parameter ini bertujuan untuk mendapatkan model regresi linier berganda yang akan digunakan dalam analisis. Metode yang digunakan untuk mengestimasi parameter model regresi linier berganda adalah metode OLS. Metode ini bertujuan untuk meminimumkan jumlah kuadrat *error*. Sehingga persamaan tersebut dapat disederhanakan menjadi

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

dimana Y dan ε adalah matriks berukuran n x 1, sedangkan X adalah matriks berukuran n x $(k + 1)$. Persamaan regresi dugaannya yaitu:

$$\hat{Y} = X\hat{\beta} + \varepsilon \tag{2.13}$$

Misalkan sampel Y diberikan, maka aturan yang memungkinkan pemakaian sampel tadi untuk mendapatkan taksiran dari β adalah dengan membuat $\varepsilon = Y - X\beta$ sekecil mungkin. Hal tersebut diharapkan menghasilkan komponen sistematika yang lebih berperan dari komponen stokastiknya. Karena bila komponen stokastik yang lebih berperan astinya hanya diperoleh sedikit informasi tentang Y. Sehingga X tidak mampu menjelaskan Y (Aziz, 2010). Untuk tujuan ini maka perlu memilih parameter β sehingga sekecil mungkin (minimal).

$$S = \varepsilon'\varepsilon = (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \tag{2.14}$$

Persamaan (2.14) adalah skalar, sehingga komponen komponennya juga skalar. Akibatnya, transpose skalar tidak merubah nilai skalar tersebut. Sehingga S dapat ditulis sebagai berikut:

$$\begin{aligned} S &= (Y - X\beta)'(Y - X\beta) \\ &= Y'Y - Y'X\beta - (X\beta)'Y + (X\beta)'X\beta \\ &= Y'Y - Y'X\beta - X'\beta'Y + X'\beta'X\beta \\ &= Y'Y - (Y'X\beta)' - X'\beta'Y + X'\beta'X\beta \\ &= Y'Y - YX'\beta' - X'\beta'Y + X'\beta X\beta \\ &= Y'Y - 2YX'\beta' + X'\beta'X\beta \end{aligned} \tag{2.15}$$

untuk meminimumkan dapat diperoleh dengan melakukan turunan partial S terhadap β' sebagai berikut.

$$\frac{dS}{s\beta'} = -2YX' + 2X'X\beta \tag{2.16}$$

dan menyamakan persamaan (2.16) dengan nol, sehingga diperoleh

$$X'Y = X'X\beta \tag{2.17}$$

yang dinamakan sebagai persamaan normal, dan

$$\hat{\beta}_{OLS} = (X'X)^{-1}X'Y \tag{2.18}$$

Dinamakan sebagai estimasi parameter β secara kuadrat terkecil (Aziz, 2010).

2.4 Regresi *Robust*

Regresi *robust* adalah salah satu penduga regresi yang *robust* atau resisten dalam menganalisis data yang menyimpang terhadap asumsi analisis regresi. Beberapa penyimpangan terhadap asumsi yang dimaksud misalnya galat yang tidak berdistribusi normal atau adanya pencilan yang mempengaruhi model. Metode ini dibutuhkan karena metode kuadrat terkecil yang dianggap penduga terbaik dalam analisis regresi ternyata peka terhadap data yang menyimpang dari asumsi. Prosedur *robust* ditujukan untuk memberikan dugaan yang lebih tepat dan cepat terhadap data yang melanggar asumsi dengan cara meniadakan identifikasi adanya data pencilan, serta bersifat otomatis dalam menanggulangi data pencilan (Chen, 2002).

Menurut Chen (2002) regresi *robust* dapat mengatasi pencilan tanpa menghapus data pencilan tersebut. Regresi *robust* berperan sebagai penurun bobot data pencilan. Metode regresi *robust* yang sering digunakan adalah estimasi MM dalam mendeteksi pencilan. Metode-metode estimasi dalam regresi robust diantaranya *M-Estimator*, *LTS-Estimator*, *MM-Estimator* dan *S-Estimator*.

M-Estimator (*maximum likelihood type*) yang dikenalkan oleh Huber (1973) adalah metode yang sederhana baik dalam penghitungan maupun secara teoritis.

M-Estimator menggunakan pendekatan yang sederhana antara komputasi dan teoritis. Menurut Montgomery (2006), pada prinsipnya *M-estimator* merupakan estimasi yang meminimumkan suatu fungsi sisaan ρ.

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_M &= \min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho(e_i) \\ &= \min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho\left(Y_i - \sum\nolimits_{j=0}^{k} X_{ij}\beta_j\right)\end{aligned} \quad (2.19)$$

dengan

i: banyaknya pengamatan dengan $i = 1,2,3, \dots, n$ dan

j: banyaknya variabel bebas dengan $j = 1,2,3, \dots, n$.

Persamaan 2.19 bukan merupakan persamaan *invariant*. Oleh karena itu untuk memperoleh persamaan *invariant* maka distandartkan dengan sebuah skala estimasi *robust* $\hat{\sigma}$ sehingga persamaannya menjadi:

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_M &= \min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{e_i}{\sigma}\right) \\ &= \min_{\beta} \sum_{i=1}^{n} \rho\left(\frac{Y_i - \sum_{j=0}^{k} X_{ij}\beta_j}{\sigma}\right)\end{aligned} \quad (2.20)$$

Rumus skala estimasi *robust* σ yang digunakan adalah:

$$\begin{aligned}\hat{\sigma} &= \frac{MAD}{0.6745} \\ &= \frac{median[e_i - median(e_i)]}{0,6745}\end{aligned} \quad (2.21)$$

dengan

e_i : residual ke-i.

$\rho(e_i)$: fungsi simetris dari residual atau fungsi yang memberikan kontribusi pada masing-masing residual pada fungsi objektif.

$\hat{\sigma}^*$: skala

Fungsi ρ yang digunakan adalah fungsi objektif *huber*

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{u_i^2}{2} - \frac{u_i^4}{2c^2} + \frac{u_i^6}{6c^4}, |u_i| \le c \\ \frac{c^2}{6}, \quad |u_i| > c \end{cases} \tag{2.22}$$

untuk meminimumkan persamaan (2.22), dicari turunan parsial pertama dari $\hat{\beta}_M$ terhadap β sehingga diperoleh persamaan

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_M &= \sum_{i=1}^{n} \rho' \left(\frac{Y_i - \sum_{j=0}^{k} X_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right) \\ &= \sum_{i=1}^{n} x_{ij}\psi \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right) = 0, \qquad j = 0,1, \dots, n \end{aligned} \tag{2.23}$$

dengan $\psi = \rho'$ dan x_{ij} adalah observasi ke-i pada variabel bebas ke-j dan $x_{i0} = 1$

Penyelesaian pada persamaan yaitu dengan mendefinisikan suatu fungsi pembobot

$$w(e_i) = \frac{\psi \left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^{n} x_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right)}{\left(\frac{y_i - \sum_{j=0}^{n} x_{ij}\beta_j}{\hat{\sigma}} \right)} \tag{2.24}$$

Karena nilai $u_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}}$ sebagai pengganti e_i, maka persamaan menjadi (Smith & Draper, 2014)

$$w_i = \begin{cases} 1, untuk\ |u_i| \le c \\ \dfrac{c}{|u_i|}, untuk\ |u_i| \ge c \end{cases}$$

Demikian persamaan menjadi:

$$\sum_{i=1}^{n} x_{ij} w_i \left(y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij} \beta_j \right) = 0, j = 0,1, \dots, n \qquad (2.25)$$

Persamaan dapat diselesaikan dengan metode OLS terboboti secara iterasi yang dinamakan *Iteratively Reweighted Least Square* (IRLS). Penggunaan IRLS dapat diasumsikan bahwa suatu estimasi awal $\hat{\beta}_0$ ada dan $\hat{\sigma}_0$ suatu estimasi skala. Maka persamaan menjadi

$$\sum_{i=1}^{n} x_{ij} w_i^0 \left(y_i - \sum_{j=0}^{k} x_{ij} \beta_j^0 \right) = 0, j = 0,1, \dots, n \qquad (2.26)$$

Jika dibuat kedalam notasi matriks menjadi

$$X'WX\hat{\beta}_M = X'WY \qquad (2.27)$$

dengan W adalah matriks berukuran n x n dengan elemen-elemen diagonal yang berisi pembobot. Penyelesaian persamaan tersebut akan memberikan estimator untuk $\hat{\beta}$ yaitu:

$$\hat{\beta}_M = (X'WX)^{-1}(X'WY) \qquad (2.28)$$

Pada fungsi pembobot *huber*, konstanta yang digunakan adalah $c = 1{,}345$. Pemilihan nilai $c = 1{,}345$ pada *M-estimator* bertujuan menghasilkan estimasi dengan 95% efisiensi dibandingkan metode *Ordinal Least Square* (Franke, 1984).

Berikut merupakan sifat bias pada persamaan (2.28):

$E(\hat{\beta}_M) \quad = E[(X'WX)^{-1}X'WY]$ dengan $Y = X\beta$

$$= E(X'WY)^{-1}X'WE(Y)$$
$$= (X'WX)^{-1}X'W(X\beta)$$
$$= (X'WX)^{-1}(X'WX)\beta$$
$$= \beta \quad (2.29)$$

2.5 Regresi *Ridge*

Istilah regresi *ridge* pertama kali diperkenalkan oleh Hoerl pada tahun 1962 dan dikembangkan oleh Hoerl dan Kennard (1970) untuk mengendalikan ketidakstabilan penduga kuadrat terkecil. Regresi *ridge* merupakan metode dalam pendugaan alternatif yang dapat digunakan ketika terjadi multikolinieritas yang tinggi antar variabel bebas (Hoerl & Kennard, 1970).

Ridge didasarkan pada penambahan konstanta bias k pada diagonal matrik $X'X$, sehingga koefisien penduga *ridge* dipengaruhi oleh besarnya tetapan bias c, dimana nilai c bernilai 0 sampai 1. Dalam regresi *ridge* variabel bebas X dan variabel terikat Y ditransformasikan kedalam bentuk baku (standarisasi) (Dereny, 2011)

$$\hat{\beta}_R = \left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}X^{R'}Y' \quad (2.30)$$

Dengan

I : matriks identitas berukuran $p\ x\ p$,

$\hat{\beta}_R$: penduga parameter regresi *ridge*,

c :konstanta bias $0 < c < 1$ yang diperoleh dari rumus berikut dengan metode estimator HKB (Hoerl, Kennard and Baldwin, 1975):

$$k = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\alpha}^*} = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\alpha}'\hat{\alpha}} = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\beta}'\hat{\beta}} = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\beta}^*}, \tag{2.31}$$

p : banyaknya parameter,

$\hat{\sigma}^2$: *mean of square error* yang diperoleh dari metode OLS

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{(Y - X\hat{\beta})'(Y - X\hat{\beta})}{n - p}, \tag{2.32}$$

$\hat{\beta}$: penduga parameter yang diperoleh dengan metode OLS.

a. Metode *Centering* dan *Rescaling*

Metode ini merupakan bagian dari membakukan variabel. Metode *Centering* berfungsi untuk menghilangkan β_0 sehingga didapatkan persamaan yang lebih sederhana berikut :

$$\begin{aligned} Y_i &= \beta_0 + \beta_1(X_{i1} - \bar{X}_\imath) + \beta_1\bar{X}_1 + \beta_2(X_{i2} - \bar{X}_2) + \beta_2\bar{X}_2 \\ &\quad + \cdots + \beta_j(X_{ij} - \bar{X}_j) + \beta_j\bar{X}_j + \varepsilon_i \\ &= \beta_0 + \beta_1\bar{X}_1 + \beta_2\bar{X}_2 + \beta_j\bar{X}_j + \beta_1(X_{i1} - \bar{X}_\imath) + \beta_2(X_{i2} - \overline{X_2}) \\ &\quad + \cdots + \beta_j(X_{ij} - \bar{X}_j) + \varepsilon_i \end{aligned} \tag{2.33}$$

Selanjutnya, dalam menentukan nilai β_0 dengan metode OLS sehingga

$$\begin{aligned} \beta_0 &= \bar{Y} - \beta_1\bar{X}_1 - \beta_2\bar{X}_2 - \cdots - \beta_j\bar{X}_j \\ \bar{Y} &= \beta_0 + \beta_1\bar{X}_1 + \beta_2\bar{X}_2 + \cdots + \beta_j\bar{X}_j \end{aligned} \tag{2.34}$$

Selanjutnya, untuk menentukan persamaan $Y_i - \bar{Y}$ yaitu mensubstitusi persamaan (2.34) sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Y_i &= (\beta_0 + \beta_1\bar{X}_1 + \beta_2\bar{X}_2 + \beta_j\bar{X}_j) + \beta_1(X_{i1} - \bar{X}_\imath) + \beta_2(X_{i2} - \bar{X}_2) \\ &\quad + \cdots + \beta_j(X_{ij} - \bar{X}_j) + \varepsilon_i \end{aligned}$$

$$Y_i = \bar{Y} + \beta_1(X_{i1} - \bar{X}_\iota) + \beta_2(X_{i2} - \bar{X}_2) + \cdots + \beta_j(X_{ij} - \bar{X}_j) + \varepsilon_i$$

$$Y_i - \bar{Y} = \beta_1(X_{i1} - \bar{X}_\iota) + \beta_2(X_{i2} - \bar{X}_2) + \cdots + \beta_j(X_{ij} - \bar{X}_j) + \varepsilon_i \tag{2.35}$$

jika

$$\begin{aligned} Y_i - \bar{Y} &= y_i \\ X_1 - \bar{X}_1 &= x_1 \\ &\vdots \\ X_i - \bar{X}_i &= x_n \end{aligned}$$

Maka didapatkan persamaan baru dari persamaan (2.35) yaitu :

$$y_i = \beta_1(X_{i1} - \bar{X}_\iota) + \beta_2(X_{i2} - \bar{X}_2) + \cdots + \beta_j(X_{ij} - \bar{X}_j) + \varepsilon_i$$

$$y_i = \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_i x_i + \varepsilon \tag{2.36}$$

Prosedur diatas disebut dengan prosedur *centering* dimana prosedur ini mengakibatkan hilangnya β_0 yang membuat perhitungan dalam mencari model regresi menjadi lebih sederhana. Selanjutnya, jika dari persamaan (2.36) dibentuk dalam persamaan regresi *ridge* maka

$$y_i^R = \beta_1^R x_1^R + \cdots + \beta_i^R x_i^R + \varepsilon \tag{2.37}$$

dimana

$$y_i^R = \frac{y_i}{s_{y_i}} = \frac{Y_i - \bar{Y}}{s_{y_i}} \tag{2.38}$$

dengan $s_{y_i} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(Y_i - \bar{Y})^2}{(n-1)}}$

$$x_n^R = \frac{x_i}{s_{x_i}} = \frac{X_i - \bar{X}}{s_{x_i}} \tag{2.39}$$

dengan $s_{x_i} = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \frac{(X_i - \bar{X})^2}{(n-1)}}$

Keterangan :

Y_i : nilai variabel tak bebas ke-i

$\bar{Y}$: rata-rata variabel tak bebas

y_i^R : nilai variabel tak bebas ke-i hasil transformasi

X_i : nilai variabel bebas ke-n

x_i^R : nilai variabel bebas ke-n hasil transformasi

i : jumlah pengamatan

Maka prosedur diatas disebut *rescaling*. Sehingga keseluruhan dari prosedur diatas disebut prosedur *centering and rescaling* (Kutner & Nachtsheim, 2005).

b. Menghitung matriks $X^{R'}X^R$ dan $X^{R'}Y^R$

Tahapan selanjutnya dalam estimasi parameter regresi *ridge* adalah dibentuk suatu matriks korelasi sederhana dari variabel bebas X^R yaitu $X^{R'}X^R$yang dinotasikan r_{xx} dan matriks korelasi sederhana dari variabel tak bebas atau terikat Y^R dengan variabel bebas X^R yaitu $X^{R'}Y^R$ yang dinotasikan r_{yx} seperti berikut: (Kutner & Nachtsheim, 2005).

$$r_{xx} = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & 1 \end{bmatrix} \qquad r_{yx} = \begin{bmatrix} r_{y1} \\ r_{y2} \\ \vdots \\ r_{yn} \end{bmatrix}$$

Adapun persamaan yang membetuk matriks korelasi yaitu:

$$r_{xy} = \frac{n\sum X_i Y_i - \sum X_i \sum Y_i}{\sqrt{n\sum X_i^2 - (\sum X_i)^2}\sqrt{n\sum Y_i^2 - (\sum Y_i)^2}} \tag{2.40}$$

b. Menentukan konstanta bias (k)

Pemilihan parameter *ridge* dapat dilakukan dengan beberapa cara, namun disarankan menggunakan *ridge trace* yaitu plot dari regresi *ridge* secara bersama dengan berbagai kemungkinan nilai c (jumlah bias estimator). Umumnya nilai c terletak pada interval $0 < c < 1$, sehingga ketika $c > 0$ metode regresi *ridge* akan bias tetapi cenderung lebih stabil daripada OLS (Hoerl & Kennard, 1970).

c. Teknik transformasi ke bentuk awal

Model regresi *ridge* dapat ditransformasi kembali ke bentuk variabel asalnya sehingga akan didapatkan model sebagai berikut :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_j X_j$$

dengan vektor β diperoleh dengan persamaan matriks berikut:

$$\hat{\beta}_R = \left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} X^{R'} Y^R$$

Dimana I adalah matriks beruckuran $(p\ x\ p)$ dengan k adalah bilangan positif atau $c \geq 0$ yang umumnya terletak pada interval $0 < c < 1$ (Kutner & Nachtsheim, 2005).

Sifat bias pada persamaan (2.31) berikut:

$$\begin{aligned}
E(\hat{\beta}_R) &= E\left[\left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} X^{R'} Y^R\right] \text{ dengan } Y^R = X^R \beta \\
&= E\left[\left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} X^{R'} X^R \beta\right] \\
&= E\left[\left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} \left[\left(X^{R'} X^R\right) + cI - cI\right]\beta\right] \\
&= E\left[\left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} \left[X^{R'} X^R \beta + c\left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} \beta - c\left(X^{R'} X^R + cI\right)^{-1} \beta\right]\right]
\end{aligned}$$

$$= E\left[\left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}\left(X^{R'}X^R\beta + cI\beta - c\left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}\beta\right)\right]$$

$$= E\left[\left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}\left(X^{R'}X^R + cI\right)\beta - c\left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}\beta\right]$$

$$= E\left[\beta - c\left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}\beta\right]$$

$$E(\hat{\beta}_R) = \beta - c\left(X^{R'}X^R + cI\right)^{-1}\beta \tag{2.41}$$

Berdasarkan persamaan (2.38) maka didapatkan nilai bias sebesar $kc\beta$, $0 \leq k \leq \infty$.

2.6 Regresi *Ridge Robust*

Regresi *ridge robust* merupakan penggabungan dari metode regresi *ridge* dan regresi *robust* yang dilakukan untuk mengatasi masalah multikolinieritas dan pencilan. Penduga regresi *ridge robust* yang dihasilkan akan stabil dan resisten terhadap pencilan. Rumus penduga parameter regresi *ridge robust* adalah sebagai berikut (Samkar & Alpu, 2010):

$$\hat{\beta}_{RM} = \left(X^{R'}X^R + c^*I\right)^{-1}X^{R'}Y^R \tag{2.42}$$

dengan,

$\hat{\beta}_{RM}$: parameter regresi *ridge-robust*

$X^{R'}X^R$: matriks korelasi sederhana dari variabel bebas X^R

$X^{R'}Y^R$: matriks korelasi sederhana antara variabel tak bebas Y^R dengan variabel bebas X^R

c^* : konstanta bias

$$c^* = \frac{p\hat{\sigma}_M^2}{\hat{\beta}_M^*} = \frac{p\hat{\sigma}_M^2}{\hat{\beta}_M'\hat{\beta}_M} \tag{2.43}$$

$$\hat{\sigma}_M^2 = \frac{(Y - X\hat{\beta}_M)'(Y - X\hat{\beta}_M)}{n-p} \tag{2.44}$$

$\hat{\sigma}_M$: *Mean of Square* yang diperoleh dari metode regresi *robust*

$\hat{\beta}_M$: penduga parameter regresi *robust*

Ada beberapa cara dalam memilih nilai konstanta k. Salah satu cara pemilihan nilai k yaitu dengan menggunakan metode yang diperkenalkan oleh Hoerl dan Kennard (1970) yang didasarkan pada metode kuadrat terkecil untuk memilih nilai c, dibangun dengan menggunakan penduga *robust-M.*

2.7 Kemiskinan

Kemiskinan adalah kondisi dimana seseorang atau sekelompok orang, laki-laki dan perempuan, yang tidak mampu memenuhi hak-hak dasarnya untuk mempertahankan dan mengembangkan kehidupan yang bermartabat. Hak-hak dasar tersebut meliputi: terpenuhinya kebutuhan pangan, sandang, kesehatan, pendidikan, pekerjaan, perumahan, air bersih, pertanahan, sumber daya alam dan lingkungan hidup, rasa aman dari perlakuan atau ancaman tindakan kekerasan dan hak untuk berpartisipasi dalam kehidupan social politik (Bappenas, 2004). Sedangkan menurut Badan Pusat Statistik (BPS), miskin merupakan seseorang atau individu yang pengeluarannya lebih rendah dari garis kemiskinan (BPS, 2018). Hal ini dikarenakan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap Kemiskinan, diantaranya:

Tabel 2.1 Definisi faktor penyebab angka kemiskinan

Faktor penyebab angka pengangguran	Definisi
Rata-rata Lama Sekolah	Jumlah tahun yang digunakan oleh penduduk usia 15 tahun keatas dalam menjalani pendidikan formal
Tingkat Pengangguran Terbuka	Persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja
Pendapatan Domestik Regional Bruto	Kemampuan suatu wilayah untuk menciptakan nilai tambah pada suatu waktu tertentu
Indek Pembangunan Manusia	Suatu ukuran yang digunakan untuk mengukur pencapaian pembangunan manusia di suatu wilayah
Angka Melek Huruf	Proporsi penduduk berusia 15 tahun ke atas yang memiliki kemampuan membaca dan menulis kalimat sederhana dalam huruf latin, huruf arab dan huruf lainnya terhadap penduduk usia 15 tahun ke atas
Indeks Kedalaman Kemiskinan	Ukuran rata-rata kesenjangan pengeluaran masing-masing penduduk miskin terhadap garis kemiskinan.

Sumber : Badan Pusat Statistik, 2018

2.8 Kajian Agama tentang Pengentasan Kemiskinan

Al-Qur'an merupakan sumber utama pedoman hidup manusia. Al-Qur'an menceritakan segala fenomena kehidupan serta penegas sesuatu yang batil. Allah SWT berfirman dalam al qur'an surat Ar ra'du ayat 11 yang artinya:

"*Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum sehingga mereka mengubah keadaan yang ada pada diri mereka sendiri. Dan apabila Allah menghendaki keburukan terhadap sesuatu kaum, maka tak ada yang dapat menolaknya.*" (QS. R-Ra'du:11)

Tafsir Al-Mukhtashar memaparkan bahwa ayat tersebut memiliki kandungan yaitu manusia pada hakikatnya dijaga oleh malaikat secara bergantian untuk menjaga manusia dari perbuatan yang baik dan buruk. Allah SWT juga telah berfirman bahwa Allah tidak akan merubah keadaan manusia jika manusia tersebut tidak merubah keadaannya sendiri, salah satunya dengan bekerja keras.

Berdasarkan pemaparan diatas, Allah telah mengajarkan kepada manusia terkait peraturan umum untuk mencapai tujuan yang baik. Dengan demikian, sebelum manusia merubah keadaan dunia ke arah yang lebih baik maka manusia harus bisa memulai untuk merubah diri mereka sendiri dengan berusaha dan bekerja keras. Hal ini sesuai dengan yang diperintahkan oleh Allah SWT dalam surat At-Taubah ayat 105 yang artinya:

"*Dan katakanlah, bekerjalah kamu, maka Allah akan melihat pekerjaanmu begitu juga Rasul-Nya dan orang-orang mu'min. Dan kamu akan dikembailkan kepada (Allah) yang mengetahui yang ghaib dan yang nyata, lalu diberitakan-Nya kepada kamu apa yang telah kamu kerjakan."(QS. At-Taubah:105)*

Al-Maraghi telah menjelaskan bahwa, Allah memerintahkan kepada Rasulullah SAW supaya menyampaikan kepada orang-orang agar bekerja untuk meraih kebahagiaan dunia dan kebahagiaan akhirat, serta bekerja untuk dirimu dan bangsamu, karena kerja merupakan kunci kebahagiaan bukan sekedar alasan yang dikemukakan ketika tidak mengerjakan sesuatu, atau hanya sekedar mengaku giat dan bekerja keras. Allah juga akan melihat pekerjaan yang dilakukan oleh manusia, baik pekerjaan baik maupun pekerjaan buruk dan Allah juga mengetahuitentang tujuan dari pekerjaan manusia serta niat manusia walaupun tidak diucapkan.

Dari uraian kedua tafsir tersebut dapat dikatakan bahwa manusia diperintahkan oleh Allah untuk selalu melakukan pekerjaan yang bermanfaat bagi diri sendiri dan orang lain. Hal ini berarti jika ingin maju dan suksess maka manusia harus mau bekerja untuk mencukupi kebutuhan hidupnya. Rejeki yang diberikan oleh Allah SWT kepada hamba-Nya akan disesuaikan dengan usaha yang telah dilakukan., karena kesuksesan maupun keberhasilan yang diberikan oleh Allah

SWT bukan hal yang telah didapatkan tanpa usaha dan kerja keras sebelumnya. Dengan demikian, setiap manusia harus mau berusaha untuk merubah hidupnya.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Pendekatan Penelitian

Pendekatan yang digunakan pada penelitian tentang pemodelan regresi *ridge robust* pada studi kasus tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Timur adalah pendekatan deskriptif kuantitatif dengan bantuan studi literature. Pendekaatan deskripsi kuantitatif dilakukan dengan menganalisis serta menyusun data sesuai bahan penelitian. Sedangkan studi literature dilakukan dengan mengkaji bahan terkait metode regresi *ridge robust* dan penelitian kuantitatif yang berupa angka atau data numerik.

3.2 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan pada penelitian ini merupakan data sekunder. Data sekunder adalah sumber data penelitian yang diperoleh peneliti secara tidak langsung melalui media massa. Data dalam penelitian ini diperoleh dari situs resmi Badan Pusat Statistik provinsi Jawa Timur. Data yang digunakan adalah data tahun 2017. Data ini diambil pada tanggal 15 Mei 2019.

3.3 Variabel Data

Pada penelitian ini variabel yang digunakan adalah variabel bebas dan variabel tak bebas atau terikat. Berikut variabel yang digunakan dalam penelitian ini:

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
x_1	Rata-Rata Lama Sekolah
x_2	Tingkat Pengangguran Terbuka
x_3	Pendapatan Domestik Regional Bruto
x_4	Indeks Pembangunan Manusia
x_5	Angka Melek Huruf
x_6	Indeks Kedalaman Kemiskinan
y	Tingkat Kemiskinan

Berikut adalah struktur data dari variabel respon dan variabel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini dapat diuraikan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.2 Struktur Data Penelitian

Kab./Kota	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
1	y_1	$x_{1,1}$	$x_{2,1}$	$x_{3,1}$	$x_{4,1}$	x_{51}	$x_{6,1}$
2	y_2	$x_{1,2}$	$x_{2,2}$	$x_{3,2}$	$x_{4,2}$	$x_{5,2}$	$x_{6,2}$
3	y_3	$x_{1,3}$	$x_{2,3}$	$x_{3,3}$	$x_{4,3}$	$x_{5,3}$	$x_{6,3}$
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
38	y_{38}	$x_{1,38}$	$x_{2,38}$	$x_{3,38}$	$x_{4,38}$	$x_{5,38}$	$x_{6,38}$

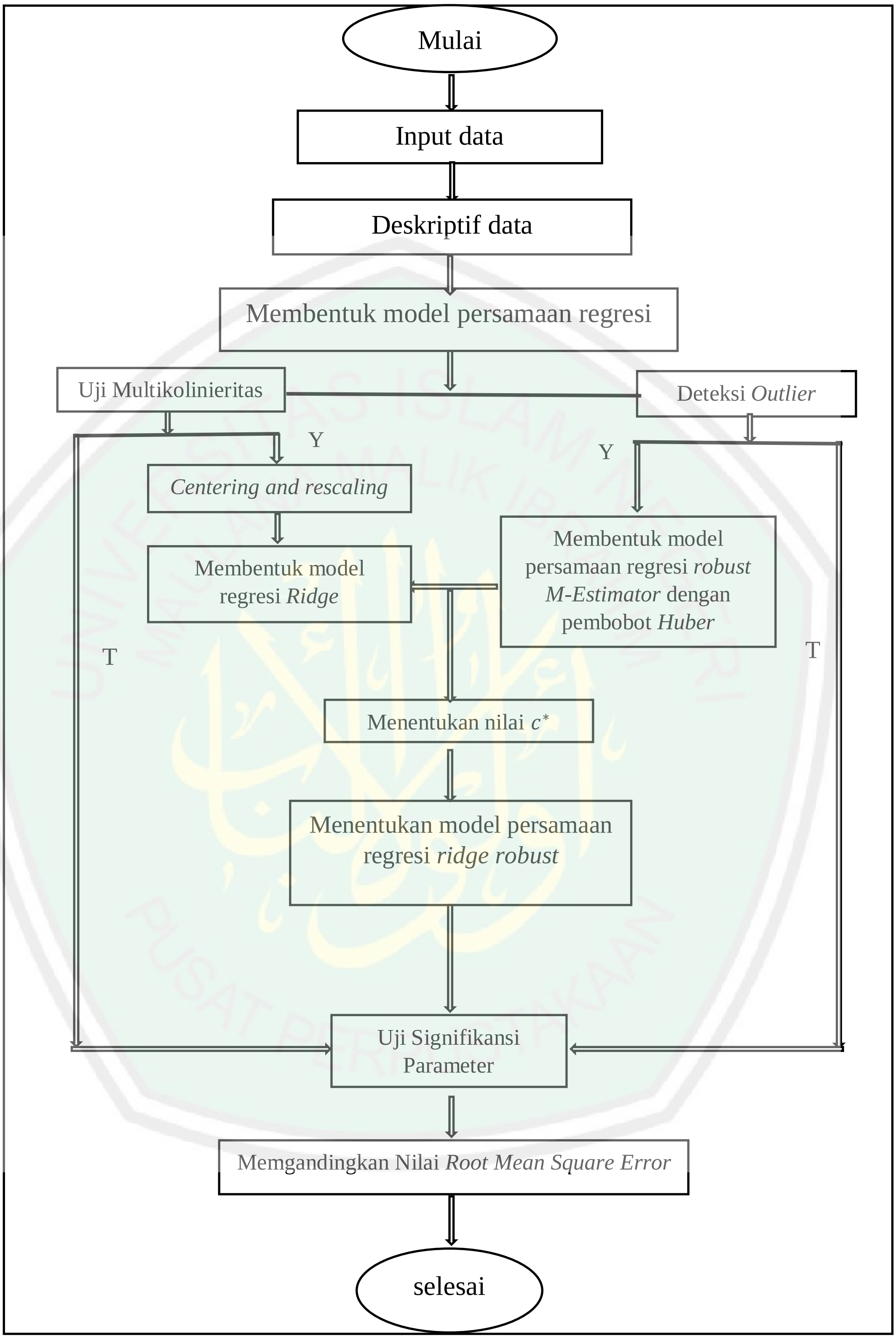
3.4 Tahapan Penelitian

Penelitian ini akan membahas terkait langkah-langkah metode penelitian yaitu mengenai pemodelan regresi *ridge robust* terhadap data yang mengandung multikolinieritas dan *outlier*. Sesuai permasalahan yang ada, maka langkah-langkah penerapan metode regresi *ridge robust* pada studi kasus tingkat kemiskinan di Jawa Timur pada tahun 2017 sebagai berikut:

1. Deskripsi data sebagai langkah awal penelitian
2. Penentuan model persamaan regresi menggunakan metode OLS
3. Pengujian asumsi analisis regresi linier untuk mendeteksi adanya masalah multikolinieritas berdasarkan nilai *VIF*

4. Uji signifikansi parameter terhadap model persamaan regresi yang menggunakan metode OLS
5. Transformasi data tingkat kemiskinan di Jawa Timur 2017 dengan metode *Centering and Rescaling*
6. Penentuan model persamaan regresi *ridge*
7. Pengidentifikasian *Outlier* menggunakan metode *DfFITS* dan *Leverage Point*
8. Penentuan model persamaan regresi *Robust M-Estimator*
9. Penentuan nilai c^*
10. Pembentukan model persamaan regresi *ridge robust M-estimator*
11. Uji signifikansi parameter terhadap model persamaan regresi *ridge robust M-estimator*
12. Nilai *root mean square error* (RMSE) regresi *ridge* dibandingkan dengan nilai *root mean square error* (RMSE) regresi *ridge robust M-estimator.*

3.5 Alur Penelitian



Gambar 3.1 *flowchart* penelitian

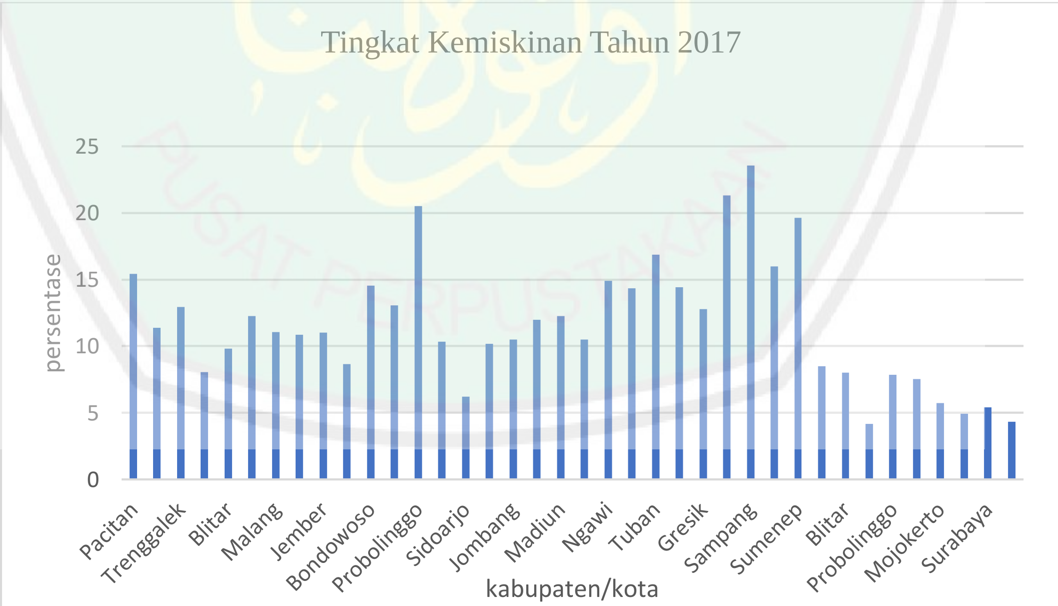
BAB IV

PEMBAHASAN

4.1 Deskripsi Data

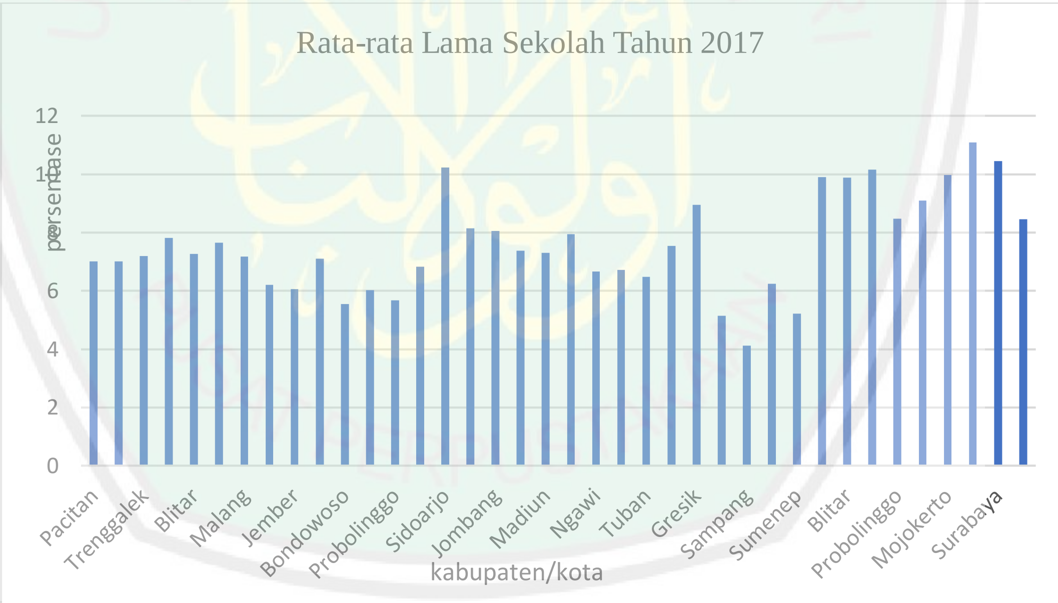
Penelitian ini menggunakan data sekunder tentang tingkat kemiskinan di Provinsi Jawa Timur tahun 2017 yang bersumber dari Badan Pusat Statistik dengan 38 kabupaten dan kota. Terdapat 6 variabel bebas yaitu variabel rata-rata lama sekolah (x_1), tingkat pengangguran terbuka (x_2), pendapatan domestik regional bruto (x_3), indeks pembangunan manusia (x_4), angka melek huruf (x_5) dan indeks kedalaman kemiskinan (x_6).

Grafik sebaran data untuk data tingkat kemiskinan dapat dilihat lebih detail keadaan variabel bebas dan terikat pada setiap Kabupaten dan kota di Provinsi Jawa Timur. Pada gambar 4.1 akan disajikan pola sebaran data variabel independen terkait tingkat kemiskinan di Jawa Timur, yaitu sebagai berikut



Gambar 4.1 Tingkat Kemiskinan Kab/Kota di Jawa Timur 2017

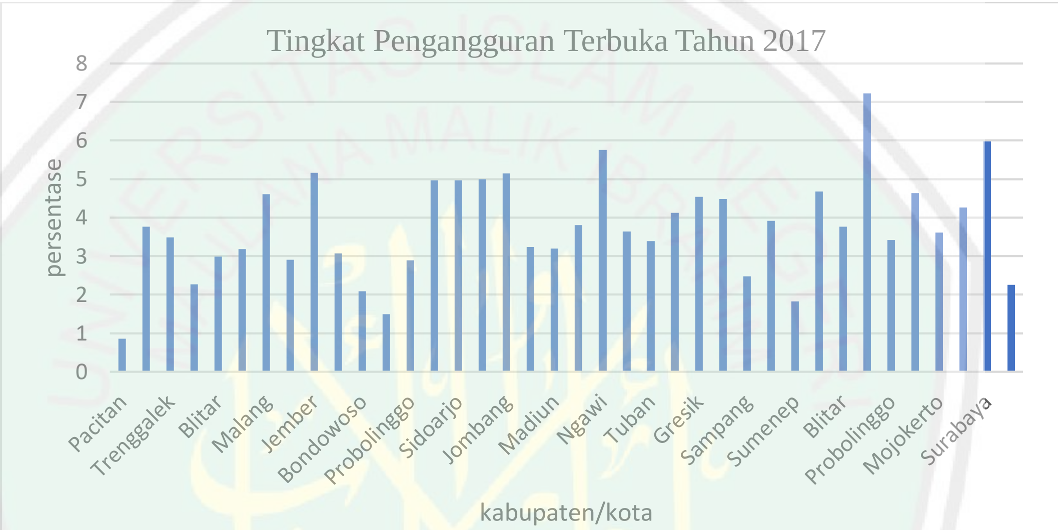
Gambar 4.1 diperoleh bahwa persentase tertinggi berada di Kabupaten Sampang. Adapun jumlah penduduk miskin di Jawa Timur pada periode September mencapai 4.405,27 ribu jiwa (11,20%) berkurang 211,74 ribu jiwa dibandingkan periode Maret 2017 yaitu 4.617,01 ribu jiwa. Indikator kesejahteraan rakyat provinsi Jawa Timur 2017 menunjukkan bahwa penurunan persentase penduduk miskin di perkotaan lebih tinggi daripada di pedesaan. Terdapat beberapa faktor terkait penurunan persentase penduduk miskin pada periode Maret-September, diantaranya adalah adanya inflasi umum yang terjadi sebesar 1,36 persen. Kemudian dari segi komoditi makanan mengalami penurunan indeks harga konsumen serta adanya kenaikan indeks upah buruh tanaman pada bulan Maret sebesar 135,06 menjadi 136,91 pada bulan September 2017.



Gambar 4.2 Rata-Rata Lama Sekolah di Jawa Timur 2017

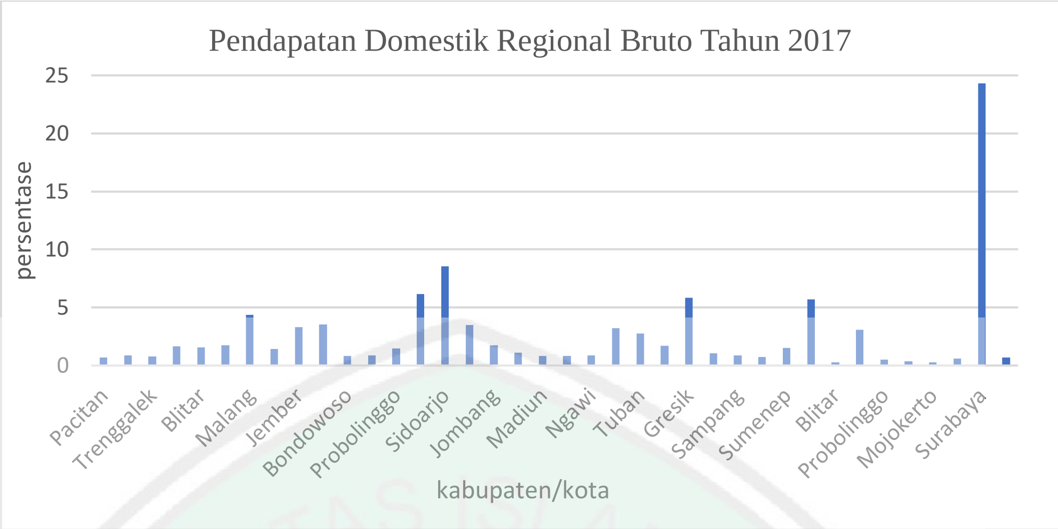
Rata-rata Lama Sekolah (RLS) sebagai variabel (x_1) merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan. RLS menunjukkan taraf pendidikan yang juga akan digunakan dalam mendapatkan lapangan pekerjaan. Gambar 4.2

diperoleh RLS tertinggi berada di kabupaten Madiun sebesar 11,10% dan terendah di Kabupaten Sampang yaitu mencapai 4,12%. Hal ini dikarenakan karakteristik pendidikan penduduk miskin di Jawa Timur semakin membaik setiap tahunnya dengan berbagai program pendidikan yang dilaksanakan pemerintah pusat maupun daerah dalam meningkatkan mutu pendidikan masyarakat khususnya penduduk miskin.



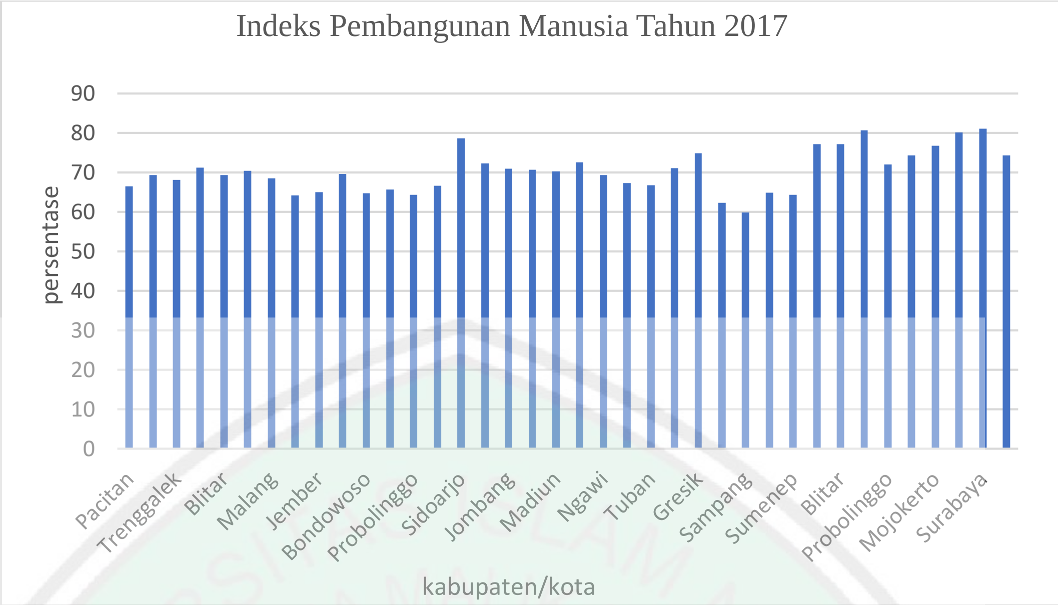
Gambar 4.3 Tingkat Pengangguran Terbuka Kab/Kota di Jawa Timur 2017

Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) sebagai variabel (x_2) merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan. TPT menunjukkan jumlah pengangguran yang terdapat paa suatu wilayah. Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa TPT terendah sebesar 0,85% yang terdapat pada kabupaten Pacitan dan TPT tertinggi mencapai 7,22% yang terdapat pada kota Malang.



Gambar 4.4 Pendapatan Domestik Regional Bruto Kab/Kota di Jawa Timur 2017

Pendapatan Domestik Regional Bruto (PDRB) sebagai variabel (x_3) merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan. PDRB menunjukkan pertumbuhan ekonomi dalam indikator Tingkat Kemiskinan (TK). Berdasarkan Gambar 4.3 dapat dilihat bahwa PDRB terendah sebesar 0,28% yang terdapat pada kabupaten Sumenep dan PDRB tertinggi mencapai 24,30% yang terdapat pada kota Surabaya. Badan Pusat Statistik melaporkan bahwa pendapatan domestic regional bruto Jawa Timur tahun 2017 mencapai 14,61% terhadap produk domestik bruto (PDB) atas harga berlaku nasional 2017 sebesar Rp.13.064.500.000.000.000,- dan mencapai 17,43% terhadap PDB harga konstan nasional 2017 sebesar Rp.9.530.300.000.000.000,-.



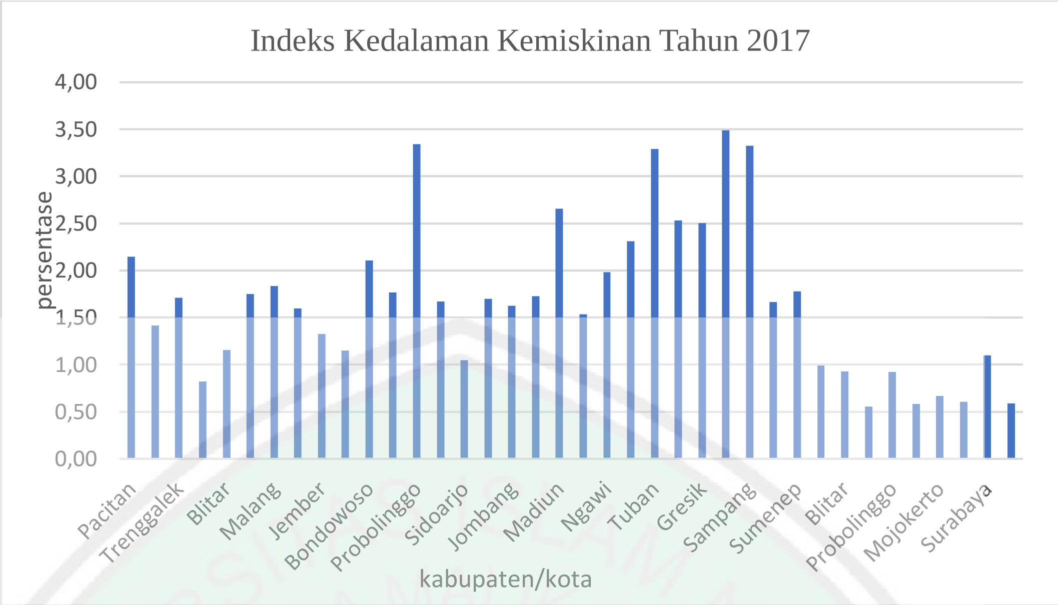
Gambar 4.5 Indeks Pembangunan Manusia Kab/Kota di Jawa Timur 2017

Indeks Pembangunan Manusia (IPM) sebagai variabel (x_4) merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan. Nilai minimum dari variabel IPM sebesar 59,90% yang terdapat di Kabupaten Sampang, hal ini dikarenakan masih rendahnya sumber daya manusia dan infrastruktur yang dimiliki oleh Kabupaten Sampang. Sedangkan nilai maksimum dari variabel IPM sebesar 81,07% yang terdapat di Kota Surabaya. Kota Surabaya adalah wilayah yang memiliki IPM tertinggi hal ini dikarenakan sarana dan prasarana kesehatan di Surabaya relatif lengkap dan masyarakatnya dengan mudah memanfaatkan akses sarana dan prasarana kesehatan.

Menurut laporan Badan Pusat Statistik (2017), pemerintah telah melakukan tindakan upaya meningkatkan kemajuan pembangunan manusia dalam bidang pendidikan. Diadakannya Program Indonesia Pintar melalui pendistribusian dan pemanfaatan Kartu Indonesia Pintar merupakan salah satu upaya meningkatkan rata-rata lama sekolah dan menekan angka *drop out* di sekolah.

Gambar 4.6 Angka Melek Huruf Kab/Kota di Jawa Timur 2017

Angka Melek Huruf (AMH) sebagai variabel (x_5) merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan. Berdasarkan Gambar 4.6 dapat dilihat bahwa AMH terenah sebesar 92,09% yang terdapat pada kabupaten Sampang dan AMH tertinggi mencapai nilai maksimum 100% yang terdapat pada kabupaten Gresik, kabupaten Probolingo, kota Mojokerto dan kota Batu. Hal ini menunjukkan bahwa proporsi penduduk miskin yang dapat membaca dan menulis kalimat sederhana sudah mendekati 100 persen. Pencapaian ini juga diperoleh dengan bertambahnya angka partisipasi sekolah yang digunakan untuk memantau pelaksanaan program wajib belajar 9 tahun diantara penduduk miskin berusia sekolah.



Gambar 4.7 Indeks Kedalaman Kemiskinan Kab/Kota di Jawa Timur 2017

Indeks Kedalaman Kemisikinan (IKK) sebagai variabel (x_6) merupakan salah satu faktor yang diduga mempengaruhi tingkat kemiskinan. IKK menunjukkan seberapa jarak rata-rata pengeluaran penduduk miskin terhadapa garis kemiskinan. Berdasarkan Gambar 4.7 dapat dilihat bahwa IKK terendah sebesar 0,56 persen yang terdapat pada kota Malang dan IKK tertinggi mencapai 3,49 persen yang terdapat pada kabupaten Bangkalan.

4.2 Aplikasi pada Data Tingkat Kemiskinan

Pada tahap penelitian ini akan dipaparkan mengenai aplikasi pemodelan regresi *ridge robust* pada data tingkat kemiskinan di Jawa Timur Tahun 2017 (Lampiran 1). Terdapat beberapa langkah dalam mengaplikasikan masalah tersebut dengan metode regresi *ridge robust.*

4.2.1 Membentuk Model Persamaan Regresi Menggunakan Metode OLS

Langkah awal dalam penelitian ini adalah membuat model dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS). Berdasarkan data tingkat kemiskinan di Jawa Timur tahun 2017 terdapat enam faktor yang mempengaruhi tingkat kemiskinan pada tahun tersebut. Adapun pemodelan regresi linier sebagai berikut:

Tabel 4.1 Estimasi Parameter dengan OLS

Parameter	Estimator
Intercept	61,8
x_1	-0,433
x_2	-0,046
x_3	-0,0813
X_4	-0,049
x_5	-0,506
x_6	3,713

dengan menggunakan data tersebut akan didapatkan model persamaan regresi linier berganda dari hasil estimasi dengan metode OLS sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{OLS} = 61,65 - 0,4338x_1 - 0,0454x_2 - 0,0819x_3 - 0,0499x_4 \\ -0,5042x_5 + 3,7131x_6 \qquad (4.1)$$

Berdasarkan model (4.1) koefisien regresi rata-rata lama sekolah (x_1) sebesar -0,4338 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen rata-rata lama sekolah, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,4338. Koefisien regresi tingkat pengangguran terbuka (x_2) sebesar -0,0454 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen tingkat pengangguran terbuka, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,0454. Koefisien regresi pendapatan domestik regional bruto (x_3) sebesar -0,0819 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen pendapatan domestik regional bruto, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,0819.

Koefisien regresi indeks pembangunan manusia (x_4) sebesar -0,0499 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen IPM, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,0499. Koefisien regresi angka melek huruf (x_5) sebesar -0,504 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen AMH, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,504. Koefisien regresi indeks kedalaman kemiskinan (x_6) sebesar 3,7131 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen indeks kedalaman kemiskinan, maka akan meningkatkan tingkat kemiskinan sebesar 3,7131 dan untuk konstanta sebesar 61,65 menyatakan jika RLS, TPT, PDRB, IPM, AMH dan IKK dalam keadaan konstan atau nol, maka tingkat kemiskinan sebesar 61,65.

4.2.2 Uji Asumsi Menggunakan Analisis Regresi Linier

Uji Asumsi merupakan analisis regresi linier yang dilakukan untuk mengidentifikasi apakah terdapat masalah asumsi klasik pada sebuah model regresi linier berganda.

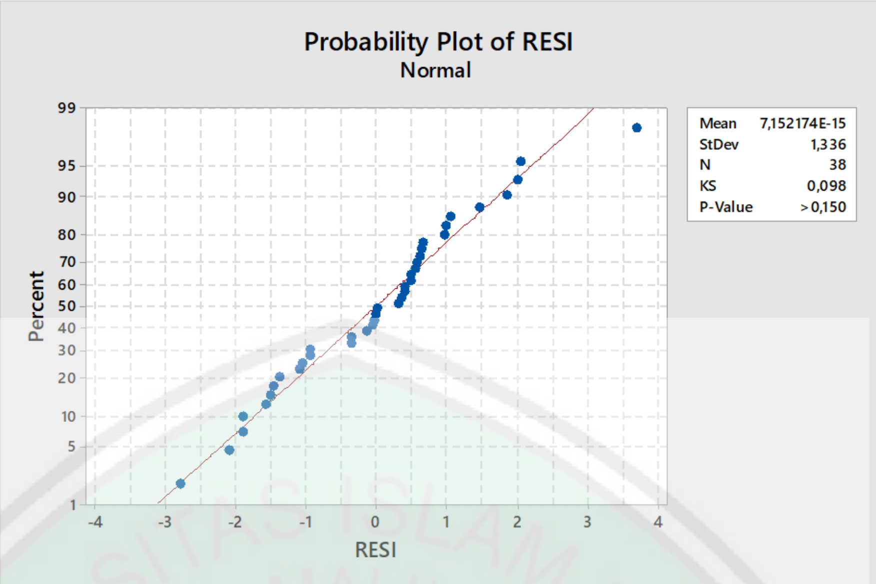
a. Uji Normalitas

Metode ini digunakan untuk menguji normalitas data dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* dengan hipotesis uji sebagai berikut:

H_0: residual berdistribusi normal dan

H_1: residual tidak berdistribusi normal.

Berikut merupakan hasil pengujian asumsi residual berdistribusi normal yang ditampilkan pada gambar plot distribusi normal:



Gambar 4.8 Plot Distribusi Normal

Gambar 4.8 menunjukkan bahwa nilai KS_{hitung} sebesar 0,098 dan nilai D_α berdasarkan tabel Kolomogorov Smirnov (Lampiran 4) diperoleh sebesar 0,210. Maka $KS_{hitung} < D_\alpha$ dan nilai P_{value} sebesar 0,150 $> \alpha = 0{,}05$ sehingga H_0 diterima yang artinya residual berdistribusi normal.

b. Uji Multikolinieritas

Pada pengujian multikolinieritas, uji yang digunakan adalah dengan melihat nilai VIF dari masing-masing variabel. Hasil uji sebagai berikut:

H_0: nilai $(VIF) < 10$ yang berarti tidak terdapat multikolinieritas dan,

H_1 : nilai $(VIF) \geq 10$ yang berarti terjadi multikolinieritas

diperoleh nilai VIF masing-masing variabel (Tabel 4.2) sebagai berikut:

Tabel 4.2 Uji Multikolinieritas

Variabel	VIF	Keterangan
x_1	30,35	Multikolinieritas
x_2	1,51	Tidak terjadi Multikolinieritas
x_3	1,38	Tidak terjadi multikolinieritas
x_4	29,61	Multikolinieritas
x_5	2,05	Tidak terjadi Multikolinieritas
x_6	2,11	Tidak terjadi Multikolinieritas

Berdasarkan Tabel 4.2 diketahui bahwa nilai VIF ≥ 10 yang terdapat pada variabel x_1 sebesar 30,35 dan variabel x_4 sebesar 29,61 sehingga dapat disimpulkan tolak H_0 yang artinya ada variabel yang terdapat multikolinieritas.

c. Uji Heteroskidastisitas

Uji asumsi ini dilakukan untuk mengetahui dalam sebuah model regresi terjadi ketidaksamaan variansi dari residual antara satu pengamatan ke pengamatan lain. Jika variansi residual antara satu observasi ke observasi lain berbeda maka disebut heteroskidastisitas. Uji yang digunakan adalah uji Glejser. Hipotesis yang dilakukan dalam uji heteroskidastisitas ini adalah:

H_0: tidak terjadi heteroskidastisitas, dan

H_1: terjadi heteroskidastisitas.

Berikut merupakan hasil uji *glejser* dari masing-masing variabel dengan taraf signifikansi sebesar 0,05 pada tabel 4.3

Tabel 4.3 Uji Heteroskidastisitas

Variabel	P_{value}	Keterangan
x_1	0,357	Homokedastisitas
x_2	0,185	Homokedastisitas
x_3	0,806	Homokedastisitas
x_4	0,274	Homokedastisitas
x_5	0,126	Homokedastisitas
x_6	0,753	Homokedastisitas

Berdasarkan Tabel 4.3 dapat diketahui bahwa nilai $P_{value} > 0.05$ pada semua variabel maka H_0 diterima artinya semua variabel tidak mengandung heteroskidastisitas.

4.2.3 Uji Signifikansi Parameter

Pengaruh variabel bebas secara simultan dapat ditentukan dengan menggunakan uji F. Adapun hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$H_0 = \beta_1 : \beta_2 : \beta_3 : \beta_4 : \beta_5 : \beta_6 = 0$

H_1: minimal ada satu $\beta_j \neq 0, j = 1, 2, 3, 4, 5, 6$

diperoleh F_{hitung} dengan α sebesar 0,05 sebagai berikut:

Tabel 4.4 Hasil ANOVA Uji Signifikansi Parameter

Model	*df*	*SS*	*MSS*	F_{hitung}
Regression	6	758,2122	126,3697	59,293
Error	31	66,0686	2,1312	
Total	37	824,2808		

F_{tabel}: dengan $df_1 = 6$, $df_2 = 31$ dan $\alpha = 0{,}05$ maka $F_{tabel} = 2{,}41$

Tabel 4.4 diperoleh nilai F_{hitung} sebesar 59,293 karena $f_{hitung} > F_{tabel}$ maka H_0 ditolak artinya secara simultan RLS, TPT, PAL, PDRB, IPM, AMH, dan IKK berpengaruh terhadap Tingkat Kemiskinan (TK).

Pengaruh variabel bebas secara parsial dapat ditentukan dengan menggunakan uji-t. Adapun hipotesis yang digunakan sebagai berikut:

$H_0: \beta_j = 0$, variabel bebas (x_j) tidak berpengaruh signifikan terhadap variabel y,

$H_1: \beta_j \neq 0$, variabel bebas (x_j) berpengaruh signifikan terhadap variabel y.

diperoleh hasil t_{hitung} pada $\alpha = 0{,}05$ sebagai berikut:

Table 4.5 Hasil Uji Individu

Parameter	t_{hitung}	Ket
x_1	5,440	H_0 ditolak
x_2	-0,201	H_0 diterima
x_3	1,183	H_0 diterima
x_4	2,040	H_0 ditolak
x_5	3,177	H_0 ditolak
x_6	8,615	H_0 ditolak

Uji signifikansi secara parsial untuk estimasi parameter model regresi adalah membandingkan nilai t_{hitung} dengan t_{tabel}. Daerah kritik yang digunakan adalah berdasarkan atas perbandingan nilai t_{hitung} dengan $t_{tabel} = 2.03951$ dimana t_{tabel} didapatkan dari tabel t dengan tingkat signifikansi $\alpha = \frac{0{,}05}{2} = 0{,}025$ dan $dk = 38 - 6 - 1 = 31$, jika $t_{hitung} > t_{tabel}$ maka H_0 ditolak dan Jika $t_{hitung} < t_{tabel}$ maka H_0 diterima. Berdasarkan tabel 4.5 diperoleh empat variabel yang berpengaruh signifikan terhadap variabel tingkat kemiskinan(y) yaitu variabel RLS (x_1), PDRB(x_4), AMH(x_5) dan IKK(x_6).

4.2.4 *Centering and Rescaling*

Setelah didapatkan bentuk model persamaan dengan menggunakan estimasi parameter regresi linier berganda dengan metode OLS maka selanjutnya dilakukan estimasi parameter regresi *ridge*. Langkah awal adalah mencari rata-rata dan simpangan baku dari setiap variabel sebagai berikut:

Tabel 4.6 Rata-Rata dan Simpangan Baku

variabel	Rata-rata	Simpangan Baku
x_1	7,584	1,657
x_4	70,352	5,313
x_5	97,339	2,167
x_6	1,681	0,810
y	11,625	4,719

Selanjutnya adalah metode *centering and rescaling* dengan menggunakan persamaan (2.35) dan (2.36) yang akan ditampilkan pada Tabel *Centering and Rescaling* (Lampiran 4).

Kemudian hasil transformasi dari variabel x dan y dibentuk suatu matriks korelasi sederhana yaitu matriks $X^{R'}X^R$ yang dinotasikan oleh r_{xx} dan $X^{R'}Y^R$ yang dinotasikan oleh r_{yx}. Berikut adalah hasil matriks korelasi:

$$r_{yx} = \begin{bmatrix} -0,8469 \\ -0,8331 \\ -0,6617 \\ 0,888 \end{bmatrix}$$

$$r_{xx} = \begin{bmatrix} 1 & 0,9813 & 0,7050 & -0,6978 \\ 0,9813 & 1 & 0,6911 & -0,6790 \\ 0,7050 & 0,6911 & 1 & -0,4129 \\ -0,6978 & -0,6790 & -0,4129 & 1 \end{bmatrix}$$

Berdasarkan persamaan (2.29) dihitung tabel hasil transformasi metode *centering* dan *rescaling* (Lampiran 4) untuk menentukan nilai konstanta bias k yang akan digunakan dalam membentuk model persamaan regresi *ridge*.

4.2.5 Membentuk Model Persamaan Regresi *Ridge*

Estimasi parameter regresi *ridge*, konstanta bias c didapatkan dari estimasi parameter dengan metode *Ordnary Least Square* (OLS) sehingga dihasilkan konstanta bias k sebagai berikut:

$$c = \frac{p\hat{\sigma}^2}{\hat{\beta}^*_{OLS}}$$

Kemudian dicari nilai $\hat{\beta}^*_{OLS} = \hat{\beta}'_{OLS}\hat{\beta}_{OLS}$ maka,

$$\hat{\beta}^*_{OLS} = [-0{,}4338 \quad -0{,}0499 \quad -0{,}5042 \quad 3{,}7131]\begin{bmatrix}-0{,}4338\\-0{,}0499\\-0{,}5042\\3{,}7131\end{bmatrix}$$

$$= (0{,}18817 + 0{,}00249 + 0{,}25422 + 13{,}787112)$$

$$= 14{,}2326$$

Setelah didapatkan nilai $\hat{\beta}^*_{OLS} = 14{,}2326$ dan nilai $\hat{\sigma}^2 = 2{,}1312$ dengan jumlah p sebanyak 4 maka akan disubstitusikan kedalam persamaan (2.38) sebagai berikut:

$$c = \frac{p\hat{\sigma}^2_M}{\hat{\beta}^*_M}$$

$$= \frac{4.(2{,}1312)}{14{,}2326}$$

$$= \frac{8{,}5248}{14{,}2326}$$

$$= 0{,}5989$$

$$c = 0{,}5989$$

Maka didapatkan nilai c^* sebesar 0,5989.

Matriks korelasi dan konstanta bias c yang telah didapat, maka dapat dilakukan estimasi parameter dengan regresi *ridge* menggunakan persamaan (2.29), maka didapatkan bentuk *standardized* sebagai berikut:

$$\hat{Y}_R^{Std} = 0{,}001014 - 0{,}1784x_1 - 0{,}1688x_4 - 0{,}1437x_5 + 0{,}3044x_6 \qquad (4.2)$$

Bentuk *standardized* dari persamaan regresi *ridge* akan ditransformasikan kembali ke variabel asli (Lampiran 7) sehingga didaptkan model perssamaan regresi *ridge* sebagai berikut:

$$\hat{Y}_R = 57{,}2492 - 0{,}5502x_1 - 0{,}1639x_4 - 0{,}3428x_5 + 2{,}0507x_6 \qquad (4.3)$$

Model persamaan 4.3 koefisien regresi rata-rata lama sekolah (x_1) sebesar -0,5502 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen rata-rata lama sekolah, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,5502. Koefisien regresi indeks pembangunan manusia (x_4) sebesar -0,1639 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen IPM, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,1639. Koefisien regresi angka melek huruf (x_5) sebesar -0,3428 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen AMH, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,3428. Koefisien regresi indeks kedalaman kemiskinan (x_6) sebesar 2,0507 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen indeks kedalaman kemiskinan, maka akan meningkatkan tingkat kemiskinan sebesar 2,0507. Konstanta sebesar 57,2492 menyatakan jika RLS, IPM, AMH dan IKK dalam keadaan konstan atau nol, maka tingkat kemiskinan sebesar 57,2492.

4.2.6 Identifikasi *Outlier*

Identifikasi *outlier* menggunakan metode *DfFITS* dan nilai *leverage*, sehingga *outlier* dapat didentifikasi jika nilai-nilai *DfFITS* lebih dari $2\sqrt{\frac{p}{n}}$ dengan p adalah banyaknya parameter dan n adalah banyaknya observasi dan juga jika nilai *leverage* lebih besar dari nilai $cutoff = \frac{2p}{n}$. Tabel 4.8 (Lampiran 8) diperoleh hasil identifikasi *outlier* menggunakan persamaan *leverage* yang didasarkan pada nilai $cutoff = 0{,}3684$ maka data yang mempunyai nilai lebih besar dari *cutoff* adalah data pengamatan ke-1, ke-21, dan ke-29 sehingga pengamatan tersebut merupakan *outlier*. Selain menggunakan *leverage*, akan digunakan metode *DfFITS* dimana suatu data dikatakan *outlier* ketika $|DfFITS| > 2\sqrt{\frac{p}{n}} = 0{,}8584$ dengan p merupakan parameter dalam persamaan intersep, sehingga berdasarkan tabel 4.4 didapatkan data yang mempunyai nilai $|DfFITS|$ melebihi 0.8584 adalah data pengamatan ke-26, ke-33 dan ke-38 dimana dapat disimpulkan data pengamatan tersebut merupakan *outlier*.

4.2.7 Regresi *Robust* dengan *M-Estimator*

Berdasarkan *output* dihasilkan estimasi parameter setelah dilakukannya iterasi sebanyak 30 kali iterasi untuk mendapatkan estimasi parameter yang konvergen. Model regresi *robust-M* yang didapatkan dengan bantuan program NCSS sebagai berikut:

$$\hat{Y}_M = 62{,}90 - 0{,}0809x_1 - 0{,}2419x_4 - 0{,}4237x_5 + 3{,}7612x_6 \quad (4.4)$$

dengan nilai $\hat{\sigma}_M^2$ diperoleh sebesar 1,3181.

Model persamaan 4.4 koefisien regresi rata-rata lama sekolah (x_1) sebesar -0,0809 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen rata-rata lama sekolah, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,0809. Koefisien regresi indeks pembangunan manusia (x_4) sebesar -0,2419 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen IPM, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,2419. Koefisien regresi angka melek huruf (x_5) sebesar -0,4237 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen AMH, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,4237. Koefisien regresi indeks kedalaman kemiskinan (x_6) sebesar 3,7612 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen indeks kedalaman kemiskinan, maka akan meningkatkan tingkat kemiskinan sebesar 3,7612. Konstanta sebesar 62,90 menyatakan jika RLS, IPM, AMH dan IKK dalam keadaan konstan atau nol, maka tingkat kemiskinan sebesar 62,90.

Hasil estimasi parameter dan juga nilai $\hat{\sigma}_M^2$ dari regresi *robust-M* yang didapat tersebut selanjutnya akan digunakan untuk mendapatkan nilai konstanta bias k^* pada langkah estimasi parameter dengan *ridge robust.*

4.2.8 Menentukan Nilai c^*

Penentuan besarnya konstanta bias c^* dengan memilih konstanta bias yang relatif kecil dan menghasilkan koefisien estimator yang relatif stabil. Dalam estimasi parameter regresi *ridge robust*, konstanta bias c^* didapatkan dari parameter regresi *robust* sehingga dihasilkan konstanta bias c^* sebagai berikut:

$$c^* = \frac{p\hat{\sigma}_M^2}{\hat{\beta}_M^*}$$

Kemudian dicari nilai $\hat{\beta}_M^* = \hat{\beta}_M' \hat{\beta}_M$ maka,

$$\hat{\beta}_M^* = [0{,}0809 \quad -0{,}2419 \quad -0{,}4237 \quad 3{,}7612] \begin{bmatrix} -0{,}0336 \\ -0{,}1425 \\ -0{,}4326 \\ 4{,}0612 \end{bmatrix}$$

$$= (0{,}0065 + 0{,}0585 + 0{,}1795 + 14{,}1466)$$

$$= 14{,}3911$$

Setelah didapatkan nilai $\hat{\beta}_M^* = 14{,}3911$ dan nilai $\hat{\sigma}_M^2 = 1{,}3181$ dengan jumlah p sebanyak 6 maka akan disubstitusikan kedalam persamaan (2.40) sebagai berikut

$$c^* = \frac{p\hat{\sigma}_M^2}{\hat{\beta}_M^*}$$

$$= \frac{4.(1{,}3181)}{14{,}3911}$$

$$= \frac{5{,}27228}{14{,}3911}$$

$$= 0{,}3664$$

$$c^* = 0{,}3664$$

Maka didapatkan nilai c^* sebesar $0{,}3664$.

4.2.9 Model Persamaan Regresi *Ridge Robust M-Estimator*

Setalah melakukan estimasi dengan regresi *robust* untuk menghilangkan multikoliniearitas pada model akan dilakukan estimasi dengan regresi *ridge robust*. langkah pertama dalam melakukan penaksiran parameter adalah regresi *ridge robust* adalah dengan menentukan nilai c^*. Nilai c^* diperoleh dengan memasukkan nilai $\hat{\sigma}_M^2$ kedalam persamaan (2.40). Berdasarkan perhitungan dalam menentukan nilai c^* dengan nilai $\hat{\sigma}_M^2 = 1{,}3181$ sehingga diperoleh nilai $c^* = 0{,}3664$.

Matriks korelasi dan konstanta bias c^* yang telah didapat, maka dapat dilakukan estimasi parameter dengan regresi *ridge robust-M* menggunakan persamaan (2.39), maka didapatkan bentuk *standardized* sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{RM}^{Std} = 0{,}00103 - 0{,}1848x_1 - 0{,}1719x_4 - 0{,}1158x_5 + 0{,}8714x_6 \quad (4.5)$$

Bentuk *standardized* dari persamaan regresi *ridge robust* akan ditransformasikan kembali ke variabel asli (Lampiran 12) sehingga didapatkan model perssamaan regresi *ridge robust* sebagai berikut:

$$\hat{Y}_{RM} = 55{,}03 - 0{,}5327x_1 - 0{,}1527x_4 - 0{,}2521x_5 + 5{,}0767x_6 \quad (4.6)$$

Model (4.6) koefisien regresi rata-rata lama sekolah (x_1) sebesar -0,5327 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen rata-rata lama sekolah, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,5327. Koefisien regresi indeks pembangunan manusia (x_4) sebesar -0,1527 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen IPM, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,1527. Koefisien regresi angka melek huruf (x_5) sebesar -0,2521 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen AMH, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,2521. Koefisien regresi indeks kedalaman kemiskinan (x_6) sebesar 5,0767 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen indeks kedalaman kemiskinan, maka akan meningkatkan tingkat kemiskinan sebesar 5,0767 dan untuk konstanta sebesar 55,03 menyatakan jika RLS, IPM, AMH dan IKK dalam keadaan konstan atau nol, maka tingkat kemiskinan sebesar 55,03.

4.2.10 Hasil Uji simultan Parameter (uji-F)

Pengaruh variabel bebas secara simultan dapat ditentukan dengan menggunakan uji F. hasil pengujian dapat dilihat pada tabel sebagai berikut:

Tabel 4.7 Hasil Uji Simultan Reegresi *Ridge Robust*

Model	*Df*	*SS*	*MSS*	F_{hitung}
Regression	4	29,281	7,3203	
Residual Error	33	7,7205	0,2339	31,2895
Total	37	37,0019	1,00005	

F_{tabel}: dengan $df_1 = 4$, df_2=33 dan $\alpha = 0,05$ maka $F_{tabel} = 2,66$

Berdasarkan Tabel 4.7 diperoleh nilai F_{hitung} sebesar 31,2895 karena $F_{hitung} > F_{tabel}$ maka H_0 ditolak yang artinya secara simultan RLS, TPT, PAL, PDRB, IPM, AMH, dan IKK berpengaruh terhadap Tingkat Kemiskinan (TK).

4.3 Perbandingan Antara Hasil Estimasi Regresi *Ridge* dan Regresi *Ridge Robust*

Penelitian ini dibandingkan hasil estimasi menggunakan metode regresi *ridge* dan regresi *ridge robust* yang dilihat nilai *Root Mean Squared Error* (RMSE). Hasil data simulasi dalam penelitian ini diperoleh sebagai berikut:

Tabel 4.8 perbandingan RMSE

Metode	RMSE
Regresi *Ridge*	0,5450
Regresi *Ridge Robust*	0,4837

Berdasarkan hasil perhitungan RMSE, dalam mengatasi multikolinieritas dan outlier metode regresi *ridge robust* memiliki nilai RMSE yang lebih kecil. Hal ini berarti metode regresi *ridge robust* merupakan metode estimasi yang lebih baik karena nilai prediksi yang dihasilkan oleh metode regresi *ridge robust* lebih mendekati nilai observasinya.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang didapat dari hasil analisis penelitian tentang pemodelan regresi *ridge robust* pada tingkat kemiskinan di Jawa Timur sebagai berikut:

1. Model Regresi *Ridge Robust M-Estimator* yang diperoleh dari data Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur tahun 2017 dengan pembobot *Huber* adalah:

   $$\hat{Y}_{RM} \quad = 55{,}03 - 0{,}5327x_1 - 0{,}1527x_4 - 0{,}2521x_5 + 5{,}0767x_6$$

   dengan koefisien regresi rata-rata lama sekolah (x_1) sebesar -0,5327 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen rata-rata lama sekolah, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,5327. Koefisien regresi indeks pembangunan manusia (x_4) sebesar -0,1527 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen IPM, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,1527. Koefisien regresi angka melek huruf (x_5) sebesar -0,2521 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen AMH, maka akan menurunkan tingkat kemiskinan sebesar 0,2521. Koefisien regresi indeks kedalaman kemiskinan (x_6) sebesar 5,0767 yang berarti bahwa setiap peningkatan satu persen indeks kedalaman kemiskinan, maka akan meningkatkan tingkat kemiskinan sebesar 5,0767 dan untuk konstanta sebesar 55,03 menyatakan jika RLS, IPM, AMH dan IKK dalam keadaan konstan atau nol, maka tingkat kemiskinan sebesar 55,03.

2. Nilai RMSE berdasarkan tabel perbandingan (4.10) didapatkan untuk regresi *ridge robust* sebesar 0,4837 lebih kecil daripada regresi *ridge* sebesar 0,5450

yang berarti metode regresi *ridge robust* merupakan metode estimasi yang lebih baik dikarenakan nilai prediksi yang dihasilkan lebih mendekati nilai observasinya.

5.2 Saran

Beberapa saran yang dapat dijadikan untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Penelitian ini dapat dilanjutkan dengan pengujian regresi ridge *robust* menggunakan *estimator* yang lain seperti MM, S, LTS dan juga fungsi pembobot yang lain
2. Adanya penambahan variabel dan penambahan tahun untuk pemodelan Tingkat Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur secara akurat dan signifikan

DAFTAR PUSTAKA

Aziz, Abdul. (2010). *Ekonometrika.* Malang: UIN-MALIKI PRESS.

BPPD, B. P. (2018). *Data dinamis Provinsi Jawa Timur.* Surabaya: Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Jawa Timur.

BPS, b. p. (2018). *Provinsi Jawa Timur Dalam angka 2018.* Surabaya: Sinar Murni Indoprinting.

Chen, C. (2002). *Robust Regression and Outlier Detection with the ROBUSTREG Procedure.* Cary NC: SAS Institute Inc.

Daniel, W. (1989). *Statistika Nonparametrik Terapan. Alih bahasa: Alex Tri K.W.* Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

Dayuh, R. N. (2011). *Statistika Deskriptif untuk Ekonomi dan Bisnis.* Bali: Udayana University Press.

El-Dereny, M., & Rashwan, N. (2011). Solving Multicollinearity Problem Using Ridge Regression Models. *International Journal of Contemporary Mathematical Sciences Vol.6*, 585-600.

Forbes, C. & dkk. (2010). *Statistical Distribution 4th Edition.* New York: Wiley.

Ghozali, Imam. (2011). *Aplikasi Analisis Multivariate dengan Program IBM SPSS 19.* Semarang: Badan Penerbit Universitas Diponegoro.

Gujarati, D.N. (2003). *Basic Econometrics.* New York: Mc. Graw-Hill.

Gujarati, D.N. (2012). *Dasar-dasar Ekonometrika buku 2 Edisi 5.* Jakarta: Salemba Empat.

Hoerl, A., & Kennard, R. (1970). Ridge Regression: Biased Estimator to Nonorthogonal Problems. *Technometrics*, 68-82.

Kolen, M., & Brennan, R. (1995). *Tes Equating: Methods and Practices.* New York: Verlag.

Kutner, M. H., & Nachtsheim, N. (2005). *Applied Linear Statistical Models Fifth Edition.* New York: Mc Gra-Hill.

Lukman, A. (2014). Some Robust Ridge Regression for Handling Multicollinearity and Outlier. *International Journal of Science : Basic and Applied Research (IJSBAR)*, 192-202.

Montgomery, D., & dkk. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis.* New york: John Willey and Sons.

Nurdin, N. & dkk. (2014). Penggunaan Regresi Robust pada Data yang Mengandung Pencilan dengan Metode Momen. *Jurnal Matematika, Statistika dan Komputasi Vol.10, No.2*, 114-123.

Purwadi, A. (2018). *Implementasi Metode Generalized Two Stage Ridge Regression untuk Mengatasi Permasalahan Autokorelasi dan Multikolinearitas.* Yogyakarta: Skripsi. Tidak diterbitkan. Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam UGM.

Samkar, H., & Alpu, O. (2010). Ridge Regression Based On Some Robust Estimators. *Journal of Modern Applied Statistical Methods, Vol.9, No.2*, 495-501.

Sembiring, R. K. (1995). *Analisis Regresi.* Bandung: Penerbit ITB.

Shihab, M. Q. (1998). *Wawasan Al-Quran: Tafsir Maudhui atas Pelbagai Persoalan Umat.* Bandung: Mizan.

Smith, H., & Draper, N. (2014). *Applied Regression Analysis Third Edition.* New York: John Willey and Sons Inc.

Sudartianto, Suwarno, N., & Taofik, A. (2017). Ridge MM sebagai Salah Satu Metode Regresi Ridge yang Robust terhadap Data Pencilan. *Jurnal Kajian Islam, Sains dan Teknologi Vol.10 No.1*, 37-51.

Supranto, J. (2011). *Statistik Teori dan Aplikasi* . Jakarta: Erlangga.

Warsono, & Usman, M. (2001). *Teori Model Linear dan Aplikasinya.* Bandar Lampung: C.V. Darmajaya.

Yamin, S., & dkk. (2011). *Regresi dan Korelasi dalam Genggaman Anda.* Jakarta: Salemba Empat.

LAMPIRAN

LAMPIRAN 1: Data Kemiskinan kabupaten/kota di Jawa Timur 2017

KAB/KOTA	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Pacitan	15,42	7,02	0,85	0,68	66,51	98,32	2,14
Ponorogo	11,39	7,01	3,76	0,87	69,26	96,71	1,41
Trenggalek	12,96	7,2	3,48	0,79	68,1	96,99	1,71
Tulungagung	8,04	7,82	2,27	1,66	71,24	97,39	0,82
Blitar	9,8	7,26	2,99	1,55	69,33	97,71	1,16
Kediri	12,25	7,65	3,18	1,76	70,47	98,02	1,75
Malang	11,04	7,17	4,6	4,38	68,47	99,72	1,83
Lumajang	10,87	6,2	2,91	1,41	64,23	97,59	1,60
Jember	11	6,06	5,16	3,31	64,96	95,74	1,33
Banyuwangi	8,64	7,11	3,07	3,55	69,64	95,95	1,15
Bondowoso	14,54	5,55	2,09	0,84	64,75	94,48	2,11
Situbondo	13,05	6,03	1,49	0,86	65,68	93,3	1,77
Probolinggo	20,52	5,68	2,89	1,47	64,28	95,41	3,34
Pasuruan	10,34	6,82	4,97	6,14	66,69	97,26	1,67
Sidoarjo	6,23	10,23	4,97	8,56	78,7	98,49	1,05
Mojokerto	10,19	8,15	5	3,48	72,36	99,27	1,70
Jombang	10,48	8,06	5,14	1,72	70,88	96,6	1,63
Nganjuk	11,98	7,38	3,23	1,12	70,69	98,57	1,73
Madiun	12,28	7,3	3,19	0,81	70,27	98,25	2,65
Magetan	10,48	7,94	3,8	0,8	72,6	99,04	1,53
Ngawi	14,91	6,66	5,76	0,87	69,27	98,11	1,98
Bojonegoro	14,34	6,71	3,64	3,19	67,28	97,26	2,31
Tuban	16,87	6,48	3,39	2,77	66,77	96,31	3,29
Lamongan	14,42	7,54	4,12	1,69	71,11	98,91	2,53
Gresik	12,8	8,95	4,54	5,82	74,84	100	2,51
Bangkalan	21,32	5,14	4,48	1,06	62,3	95,15	3,49
Sampang	23,56	4,12	2,48	0,87	59,9	92,09	3,32

Pamekasan	16	6,25	3,91	0,72	64,93	92,58	1,66
Sumenep	19,62	5,22	1,83	1,5	64,28	92,54	1,78
Kediri	8,49	9,9	4,68	5,7	77,13	99,21	0,99
Blitar	8,03	9,89	3,76	0,28	77,1	98,62	0,93
Malang	4,17	10,15	7,22	3,06	80,65	98,38	0,56
Probolinggo	7,84	8,48	3,42	0,48	72,09	100	0,92
Pasuruan	7,53	9,09	4,64	0,35	74,39	98,85	0,58
Mojokerto	5,73	9,98	3,61	0,29	76,77	100	0,67
Madiun	4,94	11,1	4,26	0,6	80,13	96,93	0,61
Surabaya	5,39	10,45	5,98	24,3	81,07	99,16	1,10
Batu	4,31	8,46	2,26	0,7	74,26	100	0,59

Sumber: Badan Pusat Statistik, 2018

LAMPIRAN 2: *Ordinary Least Square*

Statistics

Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum
Y	11,626	4,720	4,170	23,560
X1	7,584	1,657	4,120	11,100
X2	3,764	1,307	0,850	7,220
X3	2,632	4,085	0,280	24,300
X4	70,352	5,313	59,900	81,070
X5	97,340	2,167	92,090	100,000
X6	1,682	0,811	0,557	3,490

Analysis of Variance

Source	DF	Adj SS	Adj MS	F-Value	P-Value
Regression	6	758,487	126,414	59,56	0,000
Error	31	65,794	2,122		
Total	37	824,281			

Model Summary

S	R-sq	R-sq(adj)	R-sq(pred)
1,45684	92,02%	90,47%	86,33%

Coefficients

Term	**Coef**	**SE Coef**	**T-Value**	**P-Value**	**VIF**
Constant	61,8	18,2	3,40	0,002	
X1	-0,433	0,796	5,440	0,591	30,36
X2	-0,046	0,226	-0,201	0,838	1,52
X3	-0,0813	0,0691	1,183	0,248	1,39
X4	-0,049	0,245	2,040	0,842	29,62
X5	-0,506	0,158	3,177	0,003	2,06
X6	3,713	0,430	8,615	0,000	2,12

LAMPIRAN 3: Uji Glejser

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	7,760	10,100		,768	,448
	x1	-,413	,442	-,825	-,935	,357
	x2	-,170	,125	-,268	-1,357	,185
	x3	-,009	,038	-,047	-,247	,806
	x4	,152	,136	,970	1,113	,274
	x5	-,138	,088	-,361	-1,572	,126
	x6	-,076	,239	-,074	-,318	,753

a. Dependent Variabel: Abs_RES

LAMPIRAN 4: Regresi *Ridge*

Correlation Matrix Section

	X1	X4	X5	X6	Y
X1	1,000	0,9813	0,7050	-0,6978	-0,8469
X4	0,9813	1,000	0,6911	-0,6790	-0,8331
X5	0,7050	0,6911	1,000	-0,4129	-0,6617
X6	-0,6978	-0,6790	-0,4129	1,000	0,8888
Y	-0,8469	-0,8331	-0,6617	0,8888	1,000

Ridge Regression Coefficient Section for k = 0,5989

Independent Variable	Regression Coefficient	Standard Error	Stand'zed Regression Coefficient	VIF
Intercept	0.001013685			
X1	-0.1931665	0.03538026	-0.1928	0.1554
X4	-0.1846396	0.03730209	-0.1848	0.1735
X5	-0.1574896	0.05372437	-0.1579	0.3616
X6	0.3520445	0.0539864	0.3525	0.3639

Model
0.001013685-0.1931665*X1-0.1846396*X4-0.1574896*X5+0.3520445*X6

Analysis of Variance Section for k = 0,5989

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F-Ratio	Prob Level
Intercept	1	4.865789E-05	4.865789E-05		
Model	4	27.19802	6.799504	22.8872	0.000000
Error	33	9.803889	0.2970876		
Total(Adjusted)	37	37.0019	1.000051		

Mean of Dependent	0.001131579
Root Mean Square Error	0.5450574
R-Squared	0.7350
Coefficient of Variation	481.6786

LAMPIRAN 5: Lanjutan Regresi *Ridge*

Standardized Ridge Regression Coefficients Section

k	X1	X4	X5	X6
0.000000	-0.1061	-0.1542	-0.2256	0.6169
0.001000	-0.1085	-0.1527	-0.2252	0.6158
0.002000	-0.1107	-0.1515	-0.2247	0.6146
0.003000	-0.1128	-0.1504	-0.2242	0.6135
0.004000	-0.1147	-0.1495	-0.2238	0.6124
0.005000	-0.1164	-0.1486	-0.2234	0.6113
0.006000	-0.1181	-0.1479	-0.2229	0.6103
0.007000	-0.1196	-0.1473	-0.2225	0.6092
0.008000	-0.1211	-0.1467	-0.2221	0.6081
0.009000	-0.1224	-0.1462	-0.2217	0.6071
0.010000	-0.1237	-0.1458	-0.2213	0.6060
0.020000	-0.1338	-0.1440	-0.2174	0.5959
0.030000	-0.1409	-0.1444	-0.2140	0.5865
0.040000	-0.1465	-0.1457	-0.2109	0.5775
0.050000	-0.1510	-0.1475	-0.2080	0.5689
0.060000	-0.1549	-0.1494	-0.2054	0.5608
0.070000	-0.1583	-0.1514	-0.2029	0.5530
0.080000	-0.1614	-0.1534	-0.2006	0.5455
0.090000	-0.1641	-0.1554	-0.1985	0.5384
0.100000	-0.1665	-0.1572	-0.1965	0.5315
0.200000	-0.1824	-0.1716	-0.1821	0.4749
0.300000	-0.1896	-0.1794	-0.1732	0.4332
0.400000	-0.1927	-0.1832	-0.1670	0.4007
0.500000	-0.1935	-0.1847	-0.1621	0.3743
0.598900	-0.1928	-0.1848	-0.1579	0.3525
0.600000	-0.1928	-0.1847	-0.1579	0.3522
0.700000	-0.1913	-0.1838	-0.1542	0.3334
0.800000	-0.1892	-0.1822	-0.1508	0.3171
0.900000	-0.1867	-0.1801	-0.1477	0.3027
1.000000	-0.1841	-0.1778	-0.1447	0.2899

Variance Inflation Factor Section

k	X1	X4	X5	X6
0.000000	29.8545	27.0160	2.0379	2.0010
0.001000	26.8728	24.3443	2.0237	1.9857
0.002000	24.3250	22.0611	2.0100	1.9712
0.003000	22.1307	20.0945	1.9969	1.9575
0.004000	20.2274	18.3884	1.9843	1.9443
0.005000	18.5657	16.8987	1.9720	1.9316
0.006000	17.1063	15.5901	1.9601	1.9194
0.007000	15.8176	14.4344	1.9484	1.9075
0.008000	14.6739	13.4086	1.9370	1.8960
0.009000	13.6542	12.4938	1.9258	1.8848
0.010000	12.7412	11.6745	1.9149	1.8739
0.020000	7.1906	6.6878	1.8142	1.7750
0.030000	4.7083	4.4500	1.7248	1.6886
0.040000	3.3809	3.2477	1.6436	1.6105
0.050000	2.5844	2.5218	1.5691	1.5390
0.060000	2.0661	2.0463	1.5003	1.4730
0.070000	1.7080	1.7150	1.4365	1.4118

0.080000	1.4488	1.4732	1.3773	1.3550
0.090000	1.2541	1.2899	1.3221	1.3019
0.100000	1.1034	1.1467	1.2705	1.2523
0.200000	0.4929	0.5436	0.8972	0.8911
0.300000	0.3169	0.3559	0.6764	0.6753
0.400000	0.2342	0.2637	0.5328	0.5338
0.500000	0.1863	0.2092	0.4332	0.4352
0.598900	0.1554	0.1735	0.3616	0.3639
0.600000	0.1551	0.1732	0.3609	0.3632
0.700000	0.1332	0.1478	0.3064	0.3088
0.800000	0.1169	0.1289	0.2642	0.2665
0.900000	0.1042	0.1142	0.2307	0.2329
1.000000	0.0942	0.1026	0.2037	0.2058

LAMPIRAN 6: Tabel *Centering and Rescaling*

Tabel 4.7 Tabel hasil transformasi metode *centering and rescaling*

x_1	x_4	x_5	x_6
-0,337	-0,723	0,454	0,573
-0,343	-0,205	-0,292	-0,329
-0,229	-0,424	-0,160	0,038
0,145	0,168	0,025	-1,062
-0,193	-0,192	0,171	-0,647
0,042	0,023	0,312	0,089
-0,247	-0,354	1,100	0,190
-0,831	-1,153	0,118	-0,101
-0,916	-1,015	-0,741	-0,435
-0,283	-0,134	-0,644	-0,656
-1,223	-1,055	-1,322	0,530
-0,934	-0,879	-1,870	0,107
-1,145	-1,143	-0,894	2,050
-0,458	-0,689	-0,037	-0,013
1,596	1,573	0,532	-0,779
0,343	0,379	0,894	0,021
0,289	0,100	-0,343	-0,068
-0,120	0,064	0,569	0,061
-0,169	-0,015	0,424	1,203
0,217	0,424	0,789	-0,179
-0,554	-0,203	0,356	0,376
-0,524	-0,578	-0,037	0,779
-0,663	-0,674	-0,475	1,991
-0,024	0,143	0,727	1,054
0,825	0,846	1,231	1,019
-1,470	-1,516	-1,012	2,234
-2,084	-1,968	-2,428	2,029
-0,801	-1,021	-2,204	-0,021
-1,422	-1,143	-2,220	0,119
1,398	1,277	0,863	-0,849
1,392	1,271	0,593	-0,928
1,548	1,940	0,481	-1,386
0,542	0,328	1,231	-0,935
0,910	0,761	0,699	-1,352
1,446	1,209	1,231	-1,248
2,120	1,842	-0,192	-1,324
1,729	2,019	0,843	-0,720
0,530	0,736	1,231	-1,351

LAMPIRAN 7:

Hasil Transformasi dari bentuk *standardized* regresi *ridge*

$$\beta_n = \left(\frac{s_y}{s_{x_i}}\right)\beta_n^R$$

$\beta_1 = \left(\frac{4,719}{1,657}\right).(-0,1932) = -0,5502$

$\beta_4 = \left(\frac{4,719}{5,313}\right).(-0,1846) = -0,1639$

$\beta_5 = \left(\frac{4,719}{2,167}\right).(-0,1574) = -0,3428$

$\beta_6 = \left(\frac{4,719}{0,810}\right).(0,3520) = 2,0507$

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1\bar{x}_1 - \beta_4\bar{x}_4 - \beta_5\bar{x}_5 - \beta_6\bar{x}_6$$

$\beta_0 = 11,625 - (-0,5502)(7,584) - (-0,1639)(70,352) - (0,3428)(97,34) - (2,0507)(1,681)$

$= 11,625 + 4,1727 + 11,5306 + 33,3681 - 3,4472$

$\beta_0 = 57,2492$

Sehingga didapatkan model persamaan regresi *ridge* pada persamaan (4.3)

LAMPIRAN 8: Tabel *Output* Hasil Identifikasi Outlier

Tabel 4.8 *Output* Hasil Identifikasi *Outlier*

NO	HI1	DFITS
1	**0.47717**	0.25837
2	0.09876	-0.2732
3	0.184 87	0.21968
4	0.13902	-0.2613
5	0.06497	-0.3
6	0.05851	-0.6522
7	0.09301	-0.3574
8	0.22176	-0.4729
9	0.26993	0.32676
10	0.20425	0.17609
11	0.14458	0.64745
12	0.20186	-0.2647
13	0.16834	0.80591
14	0.36367	-0.4159
15	0.15679	-0.1389
16	0.25359	-0.4366
17	0.11993	0.20848
18	0.12832	-0.0042
19	0.06626	-0.2946
20	0.26214	0.06748
21	**0.39846**	-0.3206
22	0.17427	-0.4823
23	0.07152	-0.0356
24	0.1555	-0.4101
25	0.35007	-0.3819
26	0.24347	**1.05058**
27	0.27473	0.06016
28	0.17821	0.15225
29	**0.44429**	-0.3411
30	0.16554	0.14868
31	0.16897	0.387
32	0.33831	0.55148
33	0.18097	**1.12488**
34	0.08912	-0.0309
35	0.13501	0.20094
36	0.26838	-0.4373
37	0.29224	0.35731
38	**0.39322**	**1.80967**

LAMPIRAN 9: Regresi *robust M-estimator*

Run Summary Report

Item	Value
Dependent variabel	Y
Number Ind. Variabels	4
Weight Variabel	None
Robust Method	Huber's Method
Tuning Constant	1,345
MAD Scale Factor	0,6745

Run Information	Value
Iteration	12
Max % Change in any Coef	0,000
R^2 after Robust Weighting	0,9269
S using MAD	1,405538
S using MSE	1,31807
Completion Status	Normal

Estimated Equation

Y =
62,9006656540636 + 0,0809404421414421 * X1 - 0,241958173271152 * X4 - 0,423729702726767 * X5 + 3,7612476599287 * X6

Analysis of Variance

Source	DF	R^2	Sum of Squares	Mean Square	F-Ratio	Prob Level
Intercept	1		4856,41	4856,41		
Model	4	0,9269	726,4946	181,6237	104,543	0,0000
Error	33	0,0731	57,3312	1,737309		
Total(Adj)	37	1,000	783,8258	21,18448		

LAMPIRAN 10: Lanjutan Lampiran 9

Robust Multiple Regression Report

Dataset Untitled
Dependent Y

Robust Iterations - Coefficients

Robust Iteration	Max Percent Change in Coefficients	b(0)	b(1)	b(2)	b(3)
0		65,1619	-0,3041222	-0,1375607	-0,4888813
1	101,761	63,36376	0,005355714	-0,2202063	-0,4378485
2	1052,807	62,79881	0,06174106	-0,2365952	-0,4249664
3	26,326	62,86814	0,07799528	-0,2411221	-0,4237629
4	3,746	62,89493	0,08091664	-0,2419361	-0,4236894
5	0,263	62,90004	0,08112938	-0,2420025	-0,423709
6	0,111	62,9007	0,08103962	-0,2419823	-0,4237217
7	0,074	62,90072	0,08097989	-0,2419678	-0,4237269
8	0,031	62,90069	0,08095469	-0,2419617	-0,4237287
9	0,012	62,90067	0,08094532	-0,2419594	-0,4237294
10	0,004	62,90067	0,080942	-0,2419586	-0,4237296
11	0,001	62,90067	0,08094084	-0,2419583	-0,4237297
12	0,000	62,90067	0,08094044	-0,2419582	-0,4237297

Regression Diagnostics

Row	Standardized Residual	RStudent	Hat Diagonal	Cook's D	Dffits	CovRatio
1	1,383851	1,404071	0,1759	0,0818	0,648755	1,050
2	0,2794333	0,275493	0,0683	0,0011	0,07461226	1,237
3	0,4841182	0,4784286	0,0568	0,0028	0,1173711	1,193
4	-0,0583319	-0,05744424	0,0810	0,0001	-0,01705119	1,268

5	0,09941841	0,09791514	0,0718	0,0002	0,02723157	1,255
6	0,5650008	0,559085	0,0319	0,0021	0,1014952	1,148
7	-0,4088702	-0,4036513	0,1292	0,0050	-0,1555103	1,306
8	-1,39171	-1,412541	0,1833	0,0869	-0,6692148	1,055
9	-0,8981687	-0,8954683	0,1238	0,0228	-0,3366189	1,176
10	-1,324209	-1,340081	0,1012	0,0395	-0,4495926	0,988
11	-0,8421639	-0,8383636	0,1132	0,0181	-0,299464	1,180
12	-1,29497	-1,308889	0,1536	0,0608	-0,5574962	1,062
13	0,4763416	0,4706898	0,1521	0,0081	0,1993264	1,329
14	-1,616316	-1,653257	0,0778	0,0408	-0,4803327	0,865
15	-0,5454942	-0,5396039	0,1245	0,0085	-0,2034966	1,273
16	-0,150553	-0,1483053	0,0569	0,0003	-0,03643071	1,232
17	-0,8837625	-0,8807544	0,0729	0,0123	-0,2469876	1,116
18	0,6692256	0,6635258	0,0799	0,0078	0,195582	1,184
19	-2,019673	-2,086953	0,0860	0,0570	-0,6402651	0,788
20	0,5673066	0,5613891	0,0874	0,0062	0,1737729	1,217
21	1,917403	1,978654	0,1313	0,0892	0,7691413	0,841
22	-0,2346867	-0,2312966	0,0509	0,0006	-0,05355278	1,219
23	-1,628364	-1,669331	0,1621	0,0987	-0,7341134	0,931
24	0,413626	0,4083706	0,1255	0,0049	0,1546866	1,299
25	0,1825998	0,1799027	0,1997	0,0017	0,08987702	1,450
26	0,2236765	0,2204285	0,1711	0,0021	0,1001377	1,396
27	1,178942	1,186191	0,2418	0,0887	0,6698654	1,240
28	1,125061	1,129762	0,2444	0,0819	0,6425211	1,269
29	3,528785	3,799032	0,1185	0,1450	1,393156	0,542
30	1,403091	1,424822	0,0893	0,0386	0,4462285	0,942
31	1,016058	1,016572	0,0949	0,0217	0,3292635	1,099
32	-0,4016078	-0,396446	0,2512	0,0108	-0,2296331	1,520
33	0,4946192	0,4888829	0,1293	0,0073	0,1883709	1,291
34	1,269799	1,282126	0,0895	0,0317	0,4020323	0,997
35	0,3645598	0,3597188	0,1245	0,0038	0,1356437	1,306
36	-0,6572583	-0,6515015	0,3597	0,0485	-0,4882597	1,705
37	-0,7332238	-0,7279832	0,2058	0,0279	-0,3705611	1,353
38	-0,968421	-0,9674818	0,1830	0,0420	-0,4578464	1,236

LAMPIRAN 11: Regresi *ridge robust M-estimator*

Ridge Regression Coefficient Section for k = 0,366400

Independent Variabel	Regression Coefficient	Standard Error	Stand'zed Regression Coefficient	VIF
Intercept	0,001031534			
X1	-0,1848227	0,03791277	-0,1845	0,1809
X4	-0,1719724	0,03829361	-0,1721	0,1855
X5	-0,1580333	0,05716952	-0,1585	0,4152
X6	0,3714727	0,05663904	0,3719	0,4062

Analysis of Variance Section for k = 0,366400

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F-Ratio	Prob Level
Intercept	1	4.865789E-05	4.865789E-05		
Model	4	29.28137	7.320343	31.2895	0.000000
Error	33	7.720535	0.2339556		
Total(Adjusted)	37	37.0019	1.000051		

Mean of Dependent	0.001131579
Root Mean Square Error	0.4836896
R-Squared	0.7913
Coefficient of Variation	427.4466

LAMPIRAN 12: Hasil Transformasi dari bentuk *standardized* regresi *ridge robust M-estimator*

$$\beta_n = \left(\frac{s_y}{s_{x_i}}\right)\beta_n^R$$

$\beta_1 = \left(\frac{4,719}{1,657}\right).(-0,1848) = -0,5327$

$\beta_4 = \left(\frac{4,719}{5,313}\right).(-0,1719) = -0,1527$

$\beta_5 = \left(\frac{4,719}{2,167}\right).(-0,1158) = -0,2521$

$\beta_6 = \left(\frac{4,719}{0,810}\right).(0,8714) = 5,0767$

$$\beta_0 = \bar{y} - \beta_1\bar{x}_1 - \beta_4\bar{x}_4 - \beta_5\bar{x}_5 - \beta_6\bar{x}_6$$

$\beta_0 = 11,625 - (-0,5327)(7,584) - (-0,1527)(70,352) - (0,2521)(97,34) - (5,0767)(1,681)$

$= 11,625 + 5,383 + 10,546 + 30,457 - 2,981$

$\beta_0 = 55,03$

RIWAYAT HIDUP

Dida Halimatus Sa'diyah, lahir di Mojokerto 04 Februari 1997, tinggal Desa Tampungrejo, Kecamatan Puri, Kabupaten Mojokerto. Anak kedua dari empat bersaudara, putri dari pasangan bapak Makudi dan Ibu Titin Fatikah. Pendidikan dasar ditempuh di MI Hidayatul Mutaalimin dan lulus pada tahun 2009, kemudian melanjutkan pendidikan menengah pertama di MTs Al-Multazam Mojokerto dan lulus pada tahun 2012, kemudian melanjutkan pendidikan menengah atas di SMA AL-Multazam dan lulus pada tahun 2015. Selanjutnya menempuh pendidikan tinggi di Universitas Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang pada tahun 2015 melalui jalur SBMPTN. Penulis mengambil jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi. Penulis dapat dihubungi melalui email: didahalimatus4@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	:	Dida Halimatus Sa'diyah
NIM	:	15610064
Fakultas/Jurusan	:	Sains dan Teknologi/Matematika
Judul Skripsi	:	Pemodelan Regresi Ridge Robust Pada Tingkat Kemiskinan di Jawa Timur
Pembimbing I	:	Angga Dwi Mulyanto, M.Si
Pembimbing II	:	Mohammad Nafie Jauhari, M.Si

No	Tanggal	Hal	Tanda Tangan	
1	08 Mei 2019	Konsultasi Bab I & Bab II	1.	
2	12 Juni 2019	Revisi Bab I, Bab II, Bab III dan Konsultasi Bab IV		2.
3	15 Juli 2019	Konsultasi Kajian Agama Bab I & Bab II	3.	
4	19 Agustus 2019	Revisi Kajian Agama Bab I & Bab II		4.
5	21 Agustus 2019	Revisi Bab IV dan ACC Bab I, Bab II & Bab III	5.	
6	27 Agustus 2019	ACC Kajian Agama Bab I & Bab II		6.
7	17 Desember 2019	Konsultasi Kajian Agama Bab IV	7.	
8	31 Januari 2020	Revisi Bab IV		8.
9	06 Februari 2020	Konsultasi Kajian Agama Bab IV	9.	
10	07 Februari 2020	Revisi Bab IV dan Konsultasi Bab V		10.
11	07 Februari 2020	Acc Keseluruhan	11.	
12	07 Februari 2020	Acc Kajian Agama Keseluruhan		12.

Malang, 07 Februari 2020
Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

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