PERBANDINGAN REGRESI KOMPONEN UTAMA DENGAN REGRESI *RIDGE* UNTUK MENGATASI MASALAH MULTIKOLINIERITAS

SKRIPSI

Disusun sebagai salah satu syarat

untuk memperoleh gelar Sarjana Sains

Program Studi Matematika

oleh

Novi Bekti Pratiwi

NIM. 4111412064

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2016

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya menyatakan bahwa skripsi ini bebas plagiat, dan apabila dikemudian hari terbukti terdapat plagiat dalam skripsi ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan peraturan perundang-undangan.

Semarang, 15 Desember 2016

Novi Bekti Pratiwi

4111412064

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

Perbandingan Regresi Komponen Utama dengan Regresi *Ridge* untuk Mengatasi Masalah Multikolinieritas

Disusun oleh

Novi Bekti Pratiwi

4111412064

Telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA UNNES pada tanggal 20 Desember 2016.

Panitia,

Ketua	Sekretaris
Prof. Dr. Zaenuri, S.E., M.Si, Akt	Drs. Arief Agoestanto, M.Si
NIP 196412231988031001	NIP 196807221993031005

Ketua Penguji

Prof. Dr. Zaenuri, S.E., M.Si, Akt
NIP 196412231988031001

Anggota Penguji/	Anggota Penguji/
Pembimbing II	Pembimbing I
Drs. Arief Agoestanto, M.Si	Dr. Nurkaromah Dwidayati, M.Si
NIP 196807221993031005	NIP 196605041990022001

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

"Sesungguhnya bersama kesukaran itu ada keringanan. Karena itu bila kau sudah selesai (mengerjakan yang lain). Dan berharaplah kepada Tuhanmu."

(QS. Al Insyirah: 6-8)

"Dan segala nikmat yang ada padamu (datangnya) dari Allah, kemudian apabila kamu ditimpa kesengsaraan, maka kepada-Nyalah kamu meminta pertolongan."

(QS. An-Nahl : 53)

"Man Jadda wajada, Man Shabara Zhafira, Man Sara Ala Darbi Washala. Siapa bersungguh-sungguh pasti berhasil, siapa yang bersabar pasti beruntung, siapa menapaki jalan-Nya akan sampai ke tujuan."

PERSEMBAHAN

Skripsi ini saya persembahkan untuk:

- Kedua orang tuaku tercinta, Bapak Kalari dan Ibu Rochini yang senantiasa memberikan doa terbaik dan dukungannya.
- Kakak-kakakku tersayang, Ria, Yuli, Nining, Vita dan Nia yang telah memberikan dukungan, doa dan semangatnya.
- Sahabat-sahabatku, Riza, Hida, Damsri, Fita.
- Muhammad Alqarany.
- Teman-temanku Matematika 2012.

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, puji syukur senantiasa penulis panjatkan kehadirat Allah SWT atas limpahan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul **"Perbandingan Regresi Komponen Utama dengan Regresi *Ridge* untuk Mengatasi Masalah Multikolinieritas."**

Penulis menyadari dalam penyusunan skripsi ini penulis telah mendapat banyak bantuan, bimbingan, dan dorongan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Fathur Rokhman, M.Hum, Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Drs, Arief Agoestanto, M.Si., Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
4. Drs. Mashuri M.Si., Ketua Prodi Matematika Jurusan Matematika FMIPA Universitas Negeri Semarang.
5. Dr. Nurkaromah Dwidayati, M.Si., selaku dosen pembimbing utama yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat, dan saran selama penyusunan skripsi ini.
6. Drs, Arief Agoestanto, M.Si., selaku dosen pembimbing pendamping, yang telah memberikan bimbingan, pengarahan, nasehat dan arahan dalam penyusunan skripsi ini.

7. Prof. Dr. Zaenuri S.E, M.Si,Akt., selaku ketua penguji yang telah berkenan memberikan penilaian dan saran dalam perbaikan skripsi ini.
8. Drs. Mashuri M.Si., dan selaku dosen wali yang telah membimbing dan memberikan masukan selama 4 tahun penulis menjalani perkuliahan.
9. Seluruh dosen Matematika yang telah membimbing dan memberikan ilmunya.
10. Keluarga Besarku yang selalu mendokan dan menjadi motivasiku dalam menyelesaikan skripsi ini.
11. Teman-teman Matematika angkatan 2012, teman-teman KKN Desa Pakisan, sahabat-sahabatku yang telah memberikan motivasinya.
12. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu yang telah membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa masih banyak keterbatasan pengetahuan dan kemampuan yang penulis miliki. Penulis mengharapkan kritik dan saran yang bisa membangun penelitian-penelitian yang lain. Semoga skripsi ini dapat berguna dan bermanfaat bagi pembaca.

Semarang, Desember 2016

Penulis

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

ABSTRAK

Pratiwi, Novi B. 2016. *Perbandingan Regresi Komponen Utama dan Regresi Ridge untuk Mengatasi Masalah Multikolinieritas.* Skripsi, Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang. Pembimbing Utama Dr. Nurkaromah Dwidayati, M.Si dan Pembimbing Pendamping Drs. Arief Agoestanto, M.Si.

Kata kunci: Regresi Komponen Utama, Regresi *Ridge,* Multikolinieritas, Metode Terbaik.

Pada pembentukan model regresi terdapat kemungkinan adanya hubungan antara variabel bebas satu dengan variabel bebas yang lain. Adanya hubungan antar variabel bebas dalam satu regresi disebut dengan multikolinieritas. Multikolinieritas menyebabkan kesimpulan yang didapat dari hasil pengujian untuk model regresi linier berganda seringkali tidak tepat. Penelitian ini mengkaji tentang metode Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* untuk mengatasi multikolinieritas. Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui model persamaan regresi dan membandingkan kedua metode tersebut menggunakan kriteria pembanding yaitu nilai koefisien determinasi (R^2) dan *Mean Square Eror* (MSE).

Langkah awal dalam penelitian adalah melakukan uji asumsi regresi yaitu normalitas, uji linieritas, uji keberartian simultan, uji keberartian parsial, uji multikolinieritas, uji heterokesdastisitas, dan uji autokorelasi. Kemudian dilakukan analisis Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* untuk mengatasi masalah multikolinieritas pada data IHSG di BEI periode Januari 2013 sampai bulan April 2016.

Hasil penelitian menunjukkan model persamaan regresi dengan metode Regresi Komponen Utama yaitu $Y = -1834{,}747 + 56{,}141X_1 + 217{,}702X_2 + 0{,}252X_3 + 1{,}821E - 03X_4$ dengan nilai R^2 = 0,7772 dan nilai MSE = 58547,62. Sedangkan model persamaan regresi dengan metode Regresi *Ridge* yaitu $Y = -255{,}4626 + 75{,}07463X_1 + 169{,}2652X_2 + 0{,}1247701\mathrm{X}_3 + 2{,}011118\mathrm{E} - 03X_4$ dengan nilai R^2 = 0,7780 dan nilai MSE = 53712,57. Sehingga diperoleh hasil bahwa metode Regresi Ridge memiliki nilai R^2 lebih besar dan MSE lebih kecil dibandingkan Regresi Komponen Utama.

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulakan bahwa Regresi *Ridge* merupakan metode yang lebih efektif dari pada Regresi Komponen Utama untuk mengatasi multikolinieritas.

DAFTAR ISI

Halaman

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR TABEL

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR GAMBAR

\

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran **Halaman**

DAFTAR SIMBOL

Y	: Variabel tidak bebas (dependent)
β_0	: Konstanta
$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$	: Koefisien regresi
$X_1, X_2, \dots, X_n$	: Variabel bebas (independent)
ε	: Kesalahan penduga atau *error*
R	: Korelasi
DW	: Nilai Durbin Watson
e	: Nilai residual
e_{i-1}	: Nilai residual satu periode sebelumnya
λ	: Nilai Eigen
w	: Kombinasi Linier

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis regresi merupakan sebuah teknik analisis statistik yang digunakan untuk membuat model hubungan antara sebuah variabel terikat (Y) dengan satu atau lebih variabel bebas $(X_1, X_2, X_3, \dots, X_k)$. Analisis regresi dapat digolongkan menjadi dua macam, regresi sederhana dan regresi berganda. Regresi sederhana adalah pengaruh antara satu variabel terikat dengan satu variabel bebas (*dependent variable).* Sedangkan regresi berganda adalah adalah pengaruh yang didapatkan dari dua atau lebih variabel terikat dengan satu variabel bebas (Ariyanto, 2005).

Ada beberapa hal penting dalam penggunaan analisis regresi linier ganda yaitu perlunya melakukan uji persyaratan regresi dan uji asumsi klasik pada analisis regresi ganda sehingga persamaan regresi yang diperoleh benar-benar dapat digunakan untuk memprediksi variabel dependen atau kriterium. Uji persyaratan tersebut harus terpenuhi, apabila tidak maka akan menghasilkan garis regresi yang tidak cocok untuk memprediksi.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Uji prasyarat regresi terdiri uji normalitas, uji kelinieran, dan uji keberartian. Sedangkan prasyararat regresi linier ganda adalah melakukan uji asumsi klasik yang terdiri uji asumsi klasik yaitu uji multikolinieritas, uji heteroskedastisitas dan uji autokorelasi.

Uji heteroskedastisitas bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi terjadi ketidaksamaan varians dan residual satu pengamatan ke pengamatan yang lain. Jika varians dari residual satu pengamatan ke pengamatan yang lain tetap, maka disebut homoskedastisitas dan sebaliknya. Sedangkan Uji Autokorelasi bertujuan menguji apakah dalam suatu model regresi linear ada korelasi antara kesalahan pengganggu pada periode t dengan kesalahan pada periode t-1 (sebelumnya). Jika terjadi korelasi maka dinamakan ada problem autokorelasi. Selanjutnya uji multikolinearitas bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi ditemukan adanya korelasi antar variabel bebas (independen). Model regresi berganda seharusnya tidak memiliki korelasi yang kuat di antara variabel bebas. Oleh karena itu, model regresi yang baik harus terbebas dari heteroskedastisitas, autokorelasi maupun multikonieritas.

Pada pembentukan model regresi terdapat kemungkinan adanya hubungan antara variabel bebas satu dengan variabel yang lain. Adanya hubungan antar variabel bebas dalam satu regresi disebut dengan multikolinieritas. Multikolinearitas terjadi apabila terdapat hubungan atau korelasi diantara beberapa atau seluruh variabel bebas (Soemartini, 2008). Dampak multikolinieritas dapat mengakibatkan koefisien regresi yang dihasilkan oleh analisis regresi linier berganda menjadi sangat lemah atau tidak dapat memberikan hasil analisis yang mewakili sifat atau pengaruh dari variabel bebas yang bersangkutan. Masalah multikolinieritas dapat menyebabkan uji T menjadi tidak signifikan padahal jika masing-masing variabel bebas diregresikan secara terpisah dengan variabel tak bebas (simple regression) uji T menunjukkan hasil yang signifikan. Hal tersebutlah menyebabkan hasil analisis yang dilakukan pada regresi linier berganda tidak sejalan atau bahkan sangat bertentangan. Jika ada data yang terdapat multikolinieritas berarti salah satu asumsi klasik regresi linier dilanggar maka kesimpulan yang didapat dari hasil pengujian untuk model regresi linier berganda maupun untuk masing-masing peubah yang ada dalam model seringkali tidak tepat (Montgomery, 1990). Oleh karena itu masalah multikolinieritas harus dihindari.

Multikolinearitas dalam model regresi linear dapat dideteksi dengan beberapa cara, misalnya dengan menganalisis matriks korelasi variabel-variabel prediktor, menghitung nilai *Variance Inflation Factor* (VIF) dan *Tolerance* (TOL). Jika terdapat pelanggaran asumsi multikolinearitas, ada beberapa prosedur yang dapat digunakan untuk mengatasinya, seperti menambahkan data yang baru, menghilangkan satu atau beberapa variabel prediktor yang dianggap memiliki korelasi tinggi dari model regresi, melakukan transformasi variabel dengan prosedur *first difference* atau ln (logaritma natural) (Ghozali, 2013: 110). Selain itu, ada metode *Partial Least Square* (PLS) yang merupakan proses pendugaan yang dilakukan secara iteratif dengan melibatkan struktur keragaman variabel bebas dan variabel tak bebas. Model yang dihasilkan oleh metode *Partial Least Square* (PLS) mengoptimalkan hubungan antara dua kelompok variabel (Nurhasan, 2012).

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Metode lain yang dapat digunakan untuk mengatasi multikolinieritas adalah Regresi Komponen Utama (*Principal Component Regression*) dan Regresi *Ridge* (Montgomery dan Peck, 1991). Prosedur Regresi Komponen Utama pada dasarnya bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan (mereduksi) dimensinya. Hal ini dilakukan dengan cara menghilangkan korelasi diantara variabel prediktor melalui transformasi variabel predictor asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali atau yang biasa disebut dengan komponen utama. Setelah beberapa komponen utama yang bebas multikolinearitas diperoleh, maka komponen-komponen tersebut menjadi variabel prediktor baru yang akan diregresikan atau dianalisa pengaruhnya terhadap variabel respon (Y) dengan menggunakan analisis regresi.

Keuntungan penggunaan regresi komponen utama adalah dapat menghilangkan korelasi secara bersih (korelasi = 0) tanpa menghilangkan variabel bebas sehingga masalah multikolinieritas dapat teratasi. Selain itu, metode komponen utama dapat digunakan untuk semua data penelitian baik data musiman atau non musiman.

Sedangkan Regresi *Ridge* memberikan estimasi koefisien regresi yang bias dengan memodifikasi metode kuadrat terkecil untuk mendapatkan pengurangan varian dengan menambahkan suatu tetapan k dalam menstabilkan koefisien (Mardikyan dan Cetin, 2008). Regresi *Ridge* mengurangi dampak Multikolinieritas dengan menentukan penduga yang bias tetapi mempunyai varians yang lebih kecil dari varians penduga regresi linear berganda.

Riset Astuti (2014) membandingkan metode *Partial Least Square* (PLS) dengan Regresi Komponen Utama berdasarkan kriteria R^2 dan RMSEP. Berdasarkan riset tersebut diperoleh hasil bahwa Regresi Komponen Utama lebih baik daripada regresi PLS. Sedangkan riset Pusparani (2014) membandingkan metode *Stepwise* dengan *Ridge Regression* pada kasus multikolinieritas. Pemilihan metode terbaik ini didasarkan pada nilai R^2 dan $Cp\ mallow$ sehingga diperoleh kesimpulan bahwa *Ridge Regression* lebih baik daripada metode *Stepwise* dalam mengatasi masalah multikolinieritas. Dari berbagai cara mengatasi multikolineritas tersebut, metode Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* sangat menarik jika dilakukan suatu perbandingan.

Berdasarkan uraian tersebut maka pada kajian ini dibandingkan metode Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* untuk mengatasi masalah multikolinearitas pada analisis regresi linier berganda, dengan kriteria pembanding yang digunakan untuk kedua metode yaitu R^2 dan MSE. Oleh karena itu penulis mengangkat judul untuk penelitian ini yaitu "*Perbandingan Regresi Komponen Utama dan Regresi Ridge dalam Mengatasi Masalah Multikolinieritas*".

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

. 1.2 Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka peneliti mengidentifikasikan masalah sebagai berikut.

1. Memahami analisis regresi linier berganda.
2. Mengindentifikasi kriteria model terbaik pada regresi linera berganda.
3. Mengindentifikasi masalah multikolinieritas yang sering terjadi pada analisis regresi linier berganda.
4. Memilih model regresi terbaik dengan menggunakan metode Regresi Komponen Utama dan metode *Ridge* berdasarkan nilai R^2 dan MSE.

1.3 Batasan Masalah

Pembatasan masalah dilakukan dengan tujuan agar pokok permasalahan yang diteliti tidak terlalu meluas dari yang telah ditetapkan. Batasan dari penelitian ini sebagai berikut.

1. Permasalahan dibatasi pada masalah multikolinearitas.
2. Pendeteksian multikolinearitas dengan melihat nilai *Tolerance* atau VIF (*Variance Inflation Factor*).
3. Penanganan asumsi multikolinearitas dilakukan dengan menggunakan analisis Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge*.

1.4 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, rumusan masalah dalam penelitian ini antara lain.

1. Bagaimana model persamaan regresi dengan metode Regresi Komponen Utama?
2. Bagaimana model persamaan regresi dengan metode Regresi Ridge?
3. Manakah model regresi terbaik diantara Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* berdasarkan kriteria R^2 terbesar dan nilai MSE terkecil untuk mengatasi masalah multikolinieritas?

1.5 Tujuan Penelitian

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah yang telah dikemukakan, maka penelitian ini bertujuan sebagai berikut.

1. Mengetahui model persamaan regresi dengan metode Regresi Komponen Utama.
2. Mengetahui model persamaan regresi dengan metode Regresi *Ridge*.
3. Memperoleh model regresi terbaik diantara Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* berdasarkan kriteria R^2 terbesar dan nilai MSE terkecil untuk mengatasi masalah multikolinieritas.

1.6 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini antara lain.

1.6.2 Bagi Pembaca

1. Mengetahu cara menghilangkan multikolinieritas dengan metode Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge*.
2. Sebagai referensi pembaca agar dapat mempelajari dan mengembangkan ilmu matematika, khususnya dalam bidang statistika.

1.6.1. Bagi Peneliti

1. Menambah pengetahuan mengenai metode Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* untuk mengatasi data yang mengandung multikolinearitas.
2. Dapat dijadikan sebagai salah satu rujukan dalam penelitian selanjutnya.

1.6.2 Bagi Masyarakat

1. Menambah ilmu pengetahuan, wawasan dan informasi bagi masyarakat.
2. Mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi IHSG.

1.7 Sistematika Penulisan Skripsi

Secara garis besar skripsi ini dibagi menjadi tiga bagian utama yaitu bagian awal, bagian isi dan bagian akhir yang masing-masing dijelaskan sebagai berikut.

Bagian awal skripsi meliputi halaman judul, pernyataan keaslian tulisan, pengesahan, motto dan persembahan, kata pengantar, abstrak, daftar isi, daftar gambar, daftar tabel, dan daftar lampiran.

Bagian isi skripsi merupakan bagian pokok skripsi. Secara garis besar terdiri dari lima bab, yaitu: (1) Bab 1 Pendahuluan. Bab ini berisi mengenai latar belakang, identifikasi masalah, batasan masalah, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan skripsi; (2) Bab 2 Tinjauan Pustaka. Bab ini berisi tentang tinjauan pustaka mengenai teori-teori pendukung yang digunakan sebagai landasan teori yang mendasari pemecahan masalah yang dibahas pada penelitian ini. Pada bab ini dijelaskan tentang *Matriks*, Regresi Linier Berganda, Metode Kuadrat Terkecil, Uji Asumsi Analisis Regresi, Multikolinieritas, Regresi Komponen Utama, *Regresi Ridge*, penelitian terdahulu, dan kerangka berfikir; (3) Bab 3 Metode Penelitian. Bab ini berisi metode penelitian yang berisi tentang prosedur atau langkah-langkah yang dilakukan dalam penelitian mencakup identifikasi masalah, perumusan masalah, studi pustaka, metode analisis data, dan penarikan simpulan; (4) Bab 4 Hasil Penelitian dan Pembahasan. Bab ini berisi mengenai penyelesaian dari permasalahan yang diungkapkan; (5) Bab Penutup. Bab ini berisi tentang simpulan dari pembahasan dan saran yang berkaitan dengan simpulan.

Bagian akhir skripsi meliputi daftar pustaka yang memberikan informasi tentang buku sumber serta literatur yang digunakan dan lampiran-lampiran yang mendukung skripsi.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Matriks

2.1.1 Pengertian Matriks

Matriks adalah kumpulan bilangan-bilangan yang disusun secara khusus dalam bentuk baris dan kolom sehingga membentuk persegi panjang yang ditulis diantara dua tanda kurung, yaitu ( ) atau [ ] (Anton, 2001). Matriks tersebut dapat dinyatakan dalam bentuk:

$$A = \begin{matrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{matrix}$$

Matriks juga dapat dinyatakan sebagai $A_{m\times n} = a_{ij}\ {}_{m\times n}$.

Keterangan:

a_{ij}: elemen atau unsur matriks

i: 1,2,3,…,m, indeks baris

j: 1,2,3,…,n, indeks kolom

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2.1.2 Transpose Matriks

Jika A adalah sebarang matriks $m \times n$, maka transpose A dinyatakan oleh A^T yang didefinisikan sebagai matriks berukuran $n \times m$ yang kolom pertamanya adalah baris pertama dari A, kolom keduanya adalah baris kedua dari A dan seterusnya. Jadi transpose suatu matriks diperoleh dengan mempertukarkan baris dengan kolomnya.

Beberapa sifat transpose matriks:

1. $(A^T)^T = A$
2. $(A + B)^T = A^T + B^T$
3. $(kA)^T = kA^T$
4. $(AB)^T = B^T A^T$

2.1.3 Invers Matriks

Jika A adalah matriks persegi berukuran $n \times n$ dan jika suatu matriks B yang berukuran sama $n \times n$ disebut invers (balikan) dari A jika dipenuhi $AB = BA = I$, maka A dikatakan dapat dibalik (*invertible)* dan B disebut invers dari A. Invers A dilambangkan dengan A^{-1}.

Contoh:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 3 \end{pmatrix}, \text{ diperoleh } A^{-1} = \begin{pmatrix} 3 & -2 \\ -1 & 1 \end{pmatrix}$$

UNNES UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Jika A dan B adalah matriks-matriks yang dapat dibalik dan berordo sama, maka

1. AB dapat dibalik
2. $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$

Jika A adalah sebuah matriks yang dapat dibalik, maka

1. A^{-1} dapat dibalik dan $(A^{-1})^{-1} = A$
2. A^{n} dapat dibalik dan $(A^{n})^{-1} = (A^{-1})^{n}$ untuk $n = 0, 1, 2, ...$
3. Untuk setiap skalar k yang taksama dengan nol, maka kA dapat dibalik dan $(kA)^{-1} = \frac{1}{k}A^{-1}$

2.1.4 Trace Matriks

Jika A dan B matriks bujur sangkar $n \times n$ demikian sehingga $AB = BA = I$, B disebut invers A, jika $B = A^{-1}$ dan A disebut invers B jika$A = B^{-1}$. Untuk operasi baris tereduksi A terhadap I_n akan mereduksi I_n pada A^{-1}.

2.1.5 Nilai Eigen dan Vektor Eigen

Menurut Anton (2001), jika A adalah matriks $n \times n$, maka vektor tak nol Xdinamakan vektor eigen (*eigen vector*) dari A jika AX adalah kelipatan skalar dari X, yaitu

$$AX = \lambda X$$

$$\lambda I - A\ X = 0 \qquad (2.1)$$

Skalar λ dinamakan nilai eigen (*eigen value*) dari A dan X dikatakan vektor eigen yang bersesuaian dengan λ.

2.1.6 Kombinasi Linier

Menurut Anton (2001), vektor w merupakan kombinasi linier dari vektor-vektor $v_1, v_2, \dots, v_n$ jika terdapat skalar $k_1, k_2, \dots, k_n$ sehingga berlaku:

$$w = k_1 v_1 + k_2 v_2 + \dots + k_n v_n \quad (2.2)$$

Jika vektor $w = 0$ maka disebut persamaan homogeny dan $v_1, v_2, \dots, v_n$ disebut vektor yang bebas linier yang mengakibatkan $k_1 = k_2 = \dots = k_n = 0$, tetapi jika ada bilangan $k_1, k_2, \dots, k_n$ yang tidak semuanya sama dengan nol, maka $v_1, v_2, \dots, v_n$ disebut vektor yang bergantung linier.

4.2 Regresi

Analisis regresi merupakan alat analisis statistik yang berguna untuk mengetahui pengaruh variabel bebas terhadap variabel terikatnya. Pengaruh ini diwujudkan dari besarnya nilai pengaruh dalam bentuk persentase (%) (Ariyanto, 2005: 32).

Bentuk paling sederhana dari model regresi sering disebut dengan regresi linier sederhana yaitu hubungan antara satu variabel tak bebas dengan satu variabel bebas. Bentuk hubungannya dapat dilihat dalam persamaan berikut:

$$Y_i = \beta_u + \beta_1 X_1 + \varepsilon_i \qquad i = 1.2, \dots, n \quad (2.3)$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Persamaan diatas menyatakan bahwa rata-rata dari Y berkaitan linier dengan X, β_u, dan β_1 adalah parameter yang akan diduga nilainya dan ε adalah gangguan (*disturbance*) yang akan ikut mempengaruhi nilai Y, tetapi diabaikan dalam model.

Manfaat dari hasil analisis regresi adalah untuk membuat keputusan apakah naik dan menurunnya variabel *dependent* dapat dilakukan melalui peningkatan variabel *independent* atau tidak. (Sugiyono,2012).

Persoalan analisis regresi pada umumnya memerlukan lebih dari satu variabel bebas dalam regresinya. Oleh karena itu, model sederhana tidak bisa dipakai, sehingga diperlukan model regresi yang mempunyai lebih dari satu variabel bebas yang disebut model regresi linier berganda (Widianingsih, 2008: 15).

4.3 Regresi Linier Berganda

Analisis regresi merupakan salah satu teknik analisis data dalam statistika yang seringkali digunakan untuk mengkaji hubungan antara beberapa variabel dan meramal suatu variabel (Kutner, Nachtsheim dan Neter, 2004).

Regresi linier berganda adalah analisis regresi yang menjelaskan bentuk hubungan dari dua atau lebih variabel babas X dengan variabel terikat Y. Tujuan analisis regresi linier berganda adalah untuk memuat prediksi/perkiraan nilai Y atas X. Secara umum model regresi linier ganda (Draper dan Smith, 1992) dapat ditulis:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + \varepsilon \qquad (2.4)$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Keterangan: Y: variabel tidak bebas (dependent)

β_0: konstanta

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$: koefisien regresi

$X_1, X_2, \dots, X_n$: variabel bebas (independent)

ε: kesalahan penduga atau *error*, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$

Bentuk notasi matriks persamaan (2.4) dapat dituliskan menjadi persamaan berikut (Draper dan Smith, 1992).

$$Y = X\beta + \varepsilon \tag{2.5}$$

$$\begin{matrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_4 \end{matrix} = \begin{matrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{matrix} \begin{matrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{matrix} + \begin{matrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{matrix}$$

dengan:

$$Y = \begin{matrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_4 \end{matrix}, \beta = \begin{matrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{matrix}, X = \begin{matrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nk} \end{matrix}, \varepsilon = \begin{matrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{matrix}$$

Variabel bebas dinyatakan dengan $X_1, X_2, \ldots, X_n \quad n \geq 1$ sedangkan variabel tidak bebas dinyatakan dengan Y. Sehingga estimasi model regresi berganda dapat ditulis (Draper dan Smith, 1992):

$$\hat{\mathrm{Y}} = \mathrm{b}_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \cdots + b_nX_n \tag{2.6}$$

Beberapa asumsi yang penting dalam regresi linier ganda (Widarjono, 2005) antara lain:

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

1. Hubungan antara Y (variabel dependen) dan X (variabel independen) adalah linier dalam parameter.
2. Tidak ada hubungan linier antara variabel independent atau tidak ada multikolinieritas antara variabel independen.
3. Nilai rata-rata dari ε adalah nol.

$$E\ \varepsilon\ = 0,$$

dalam bentuk matriks:

$$E(\varepsilon) = \begin{pmatrix} E(\varepsilon_1) \\ E(\varepsilon_2) \\ \vdots \\ E(\varepsilon_i) \\ \vdots \\ E(\varepsilon_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = 0 = \text{vector nol}$$

4. Tidak ada korelasi antara ε_i dan ε_j . $E(\varepsilon_i \varepsilon_j) = 0, i \neq j,$
5. Variansi setiap ε adalah sama (homoskedastisitas)

$$E(\varepsilon^2) = \sigma_\varepsilon{}^2$$

Apabila ditulis dalam bentuk matriks:

$$E(\varepsilon^2) = E(\varepsilon\varepsilon') = E\begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}(\varepsilon_1 \varepsilon_2 \cdots \varepsilon_n)$$

$$= \begin{pmatrix} E(\varepsilon_1{}^2) & E(\varepsilon_1\varepsilon_2) & \cdots & E(\varepsilon_1\varepsilon_n) \\ E(\varepsilon_2\varepsilon_1) & E(\varepsilon_2{}^2) & \cdots & E(\varepsilon_2\varepsilon_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E(\varepsilon_i\varepsilon_1) & E(\varepsilon_i\varepsilon_2) & \cdots & E(\varepsilon_i\varepsilon_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ E(\varepsilon_n\varepsilon_1) & E(\varepsilon_n\varepsilon_2) & \cdots & E(\varepsilon_n{}^2) \end{pmatrix}$$

$$= \begin{pmatrix} \sigma_\varepsilon{}^2 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_\varepsilon{}^2 & \cdots & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_\varepsilon{}^2 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & \sigma_\varepsilon{}^2 \end{pmatrix} = \sigma_\varepsilon{}^2 I_n$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2.4 Metode Kuadrat Terkecil (Ordinary Least Square)

Ada berbagai metode yang dapat digunakan untuk mengestimasi parameter. Salah satunya adalah metode kuadrat terkecil (*Ordinary Least Squares* = OLS) atau sering pula disebut dengan metode kuadrat terkecil klasik (*Classical Least Squares* = CLS). OLS merupakan metode estimasi fungsi regresi yang paling sering digunakan. Kriteria OLS adalah "*Line of Best Fit*" atau dengan kata lain jumlah kuadrat dari deviasi antara titik-titik observasi dengan garis regresi adalah minimum. Model regresi linear memiliki beberapa asumsi dasar yang harus dipenuhi untuk menghasilkan estimasi yang BLUE (*Best Linear Unbiased Estimator*).

Koutsoyiannis (1977), mengemukakan beberapa alasan yang mendasari mengapa digunakan OLS/CLS, yaitu:

1. Estimasi parameter yang diperoleh dengan menggunakan OLS mempunyai beberapa ciri optimal.
2. Prosedur perhitungan dari OLS sangat sederhana dibandingkan dengan metode ekonometrika yang lainnya serta kebutuhan data tidak berlebihan.
3. OLS dapat digunakan dalam *range* hubungan ekonomi yang luas dengan tingkat ketepatan yang memuaskan.
4. Mekanisme perhitungan OLS secara sederhana dapat dimengerti.
5. OLS merupakan komponen vital bagi banyak tehnik ekonometri yang lain.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Persamaan regresi untuk model regresi sederhana berikut ini (Gujarati, 2004: 58-65):

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + \beta_n X_n + e_i \tag{2.7}$$

Langkah untuk mengestimasi koefisien garis regresi $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ pada p data suatu penelitian adalah

$$J = \sum_{i=1}^{n} e_i^2 = \sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - b_0 - b_i X_i - b_2 X_2 - \cdots - b_p X_p\right)^2 \tag{2.8}$$

dan itu harus bernilai minimum. Pada persamaan (2.8) nilai Xdan Y berasal dari pengamatan. Jika J berubah diturunkan terhadap $b_0, b_1, b_2, \dots, b_p$ kemudian menyamakan dengan nol, sehingga diperoleh

$$\frac{\partial J}{\partial b_0} = -2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - b_0 - b_1 X_1 - b_2 X_2 - \cdots - b_p X_p) = 0 \tag{2.9}$$

$$\frac{\partial J}{\partial b_1} = -2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - b_0 - b_1 X_1 - b_2 X_2 - \cdots - b_p X_p) X_1 = 0 \tag{2.10}$$

$$\vdots$$

$$\frac{\partial J}{\partial b_p} = -2 \sum_{i=1}^{n} (Y_i - b_0 - b_1 X_1 - b_2 X_2 - \cdots - b_p X_p) X_p = 0 \tag{2.11}$$

Persamaan (2.9), (2.10), dan (2.11) dapat disederhanakan menjadi

$$nb_0 + b_1 \sum_{i=1}^{n} X_1 + b_2 \sum_{i=1}^{n} X_1 X_2 + \cdots + b_p \sum_{i=1}^{n} X_1 X_p = \sum_{i=1}^{n} Y_i \tag{2.12}$$

$$b_0 \sum_{i=1}^{n} X_1 + b_1 \sum_{i=1}^{n} X_1^2 + b_2 \sum_{i=1}^{n} X_1 X_2 + \cdots + b_p \sum_{i=1}^{n} X_1 X_p = \sum_{i=1}^{n} X_2 Y_i \tag{2.13}$$

$$\vdots$$

$$b_0 \sum_{i=1}^{n} X_p + b_1 \sum_{i=1}^{n} X_1 X_p + b_2 \sum_{i=1}^{n} X_2^2 X_p + \cdots + b_p \sum_{i=1}^{n} X_p^2 = \sum_{i=1}^{n} X_p Y_i \tag{2.14}$$

Apabila dinyatakan dalam bentuk matriks, persamaan normal (2.12), (2.13), (2.14) menjadi

$$X^TXb = X^TY \qquad (2.15)$$

Maka b sebagai penduga β dapat diperoleh melalui rumus:

$$b = (X^TX)^{-1}X^TY \qquad (2.16)$$

Sifat-sifat penduga metode terkecil yaitu:

1. β linear

   β linear jika β merupakan fungsi linear dari β.

$$\begin{aligned} \beta &= (X'X)^{-1}X'Y \\ &= (X'X)^{-1}X'(X\beta+\varepsilon) \\ &= (X'X)^{-1}X'X\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon \\ &= I\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon \end{aligned}$$

2. β tak bias

   β adalah penduga tak bias dari β jika $E(\beta) = \beta$

$$\begin{aligned} E(\beta) &= E((X'X)^{-1}X'Y) \\ &= E((X'X)^{-1}X'(X\beta+\varepsilon)) \\ &= E((X'X)^{-1}X'X\beta + (X'X)^{-1}X'\varepsilon) \\ &= E((X'X)^{-1}X'X\beta) + E((X'X)^{-1}X'\varepsilon) \\ &= (X'X)^{-1}X'XE(\beta) + (X'X)^{-1}X'E(\varepsilon) \\ &= (X'X)^{-1}X'X\beta \\ &= \beta \end{aligned}$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Jadi β merupakan penaksir tak bias dari β

3. β mempunyai variansi minimum

$$\text{Var}\ \ \beta\ \ = E[(\beta-\beta)(\beta-\beta)'$$

$$= \text{E}\quad \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'\text{Y}-\beta\quad X'X\ ^{-1}X'Y-\beta\ \ '$$

$$= \text{E}\quad \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'(\text{X}\beta+\varepsilon)-\beta\quad X'X\ ^{-1}X'(\text{X}\beta+\varepsilon)-\beta\ \ '$$

$$= \text{E}\ \ \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'\text{X}\beta+\ \ X'X\ ^{-1}X'\varepsilon-\beta)\ \text{X'X}\ ^{-1}X'X\beta+(\ X'X\ ^{-1}X'\varepsilon-\beta)'$$

$$= \text{E}\ \ \beta+\text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'\varepsilon-\beta)(\beta+\ \ X'X\ ^{-1}X'\varepsilon-\beta)'$$

$$= \text{E}\ \ (\text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'\varepsilon)(\ X'X\ ^{-1}X'\varepsilon)'$$

$$= \text{E}\ \ \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'\varepsilon\varepsilon'X\ X'X\ ^{-1}$$

$$=\ \ \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'E(\varepsilon\varepsilon')X\ X'X\ ^{-1}$$

$$=\ \ \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'E\ \ X'X\ ^{-1}E\ \ \varepsilon\varepsilon'$$

$$=\ \ \text{X'X}\ ^{-1}\,\text{X}'X\ \ X'X\ ^{-1}\sigma^2$$

$$=\ \ \text{X'X}\ ^{-1}\,\sigma^2$$

Bahwa var $(\beta)=\sigma^2\ \ x'x\ ^{-1}$ merupakan varians terkecil dari semua penaksir linear tak bias.

Estimator kuadrat terkecil yang memenuhi sifat linear, tak bias dan mempunyai variansi minimum bersifat *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE).

2.5 Uji Asumsi Analisis Regresi

Pengujian asumsi analisis regresi merupakan pengujian asumsi-asumsi statistik yang harus dipenuhi pada analisis regresi linear berganda. Menurut Gujarati (Sembiring, 2003) ada beberapa asumsi diantaranya:

1. Nilai residual berdistribusi normal.
2. Model regresi adalah linier, yaitu linier dalam parameter.
3. Variabel bebas berpengaruh secara signifikan terhadap variabel terikat.
4. Tidak terdapat multikolinearitas yang sempurna.
5. Homoskedastisitas atau varian dari residual adalah konstan.
6. Tidak terdapat autokorelasi antara nilai residual.

2.5.1 Uji Persyaratan Regresi

Analisis regresi merupakan alat analisis yang termasuk statistik parametrik. Sebagai alat statistik parametrik analisis regresi membutuhkan persyaratan yang perlu dipenuhi sebelum dilakukan analisis. Uji persyaratan statistik terdiri dari:

2.5.1.1 Uji Normalitas

Menurut Ghozali (2006) uji normalitas dilakukan untuk mengetahui apakah dalam model regresi variabel pengganggu atau residual berdistribusi normal atau tidak. Nilai residual dikatakan berdistribusi normal jika nilai residual tersebut sebagaian besar mendekati nilai rata-ratanya sehingga bila residual tersebut berdistribusi normal maka jika digambarkan dalam bentuk kurva, kurva tersebut akan berbentuk lonceng (*ell-shaped curve*) yang kedua sisinya melebar sampai tidak

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

terhingga. Melihat pengertian uji normalitas tersebut maka uji normalitas disini tidak dilakukan per variabel (*univariate*) tetapi hanya terhadap nilai residual terstandarisasinya saja (*multivariate*). Tidak terpenuhinya normalitas pada umumnya disebabkan karena distribusi data yang dianalisis tidak normal, karena tedapat *outlier* dalam data yang diambil. Nilai *outlier* ini dapat terjadi karena adanya kesalahan dalam pengambilan sampel, bahkan karena kesalahan dalam melakukan input data atau memang karena karakteristik data tersebut.

Cara mendeteksi apakah nilai residual terstandardisasi berdistribusi normal atau tidak, dapat digunakan uji Kolmogorov-Smirnov (Suliyanto, 2008).

Hipotesis pengujian:

H_0: data berasal dari populasi berdistribusi normal

H_1: data berasal dari populasi tidak berdistribusi normal

Uji ini dilakukan dengan menggunakan langkah-langkah:

1. Membuat persamaan regresi.
2. Mencari nilai prediksinya ($\hat{Y}$).
3. Mencari nilai residualnya ($Y - \hat{Y}$).
4. Mengurutkan nilai residual terstandardisasi dari yang terkecil sampai yang terbesar.
5. Mencari nilai Z_r relatif kumulatif.
6. Mencari nilai Z_t teoritis berdasarkan Tabel Z.
7. Menghitung selisih nilai Z_r dengan Z_t dan diberi simbol K.

8. Mencari nilai K mutlak terbesar dan beri nama dengan K_{hitung}.
9. Bandingkan nilai K_{hitung} dengan Tabel Kolmogorov-Smirnov (K_{tabel}).
10. Menarik kesimpulan dengan kriteria jika K_{hitung} < K_{tabel} maka residual terstandardisasi berdistribusi normal, atau jika sig > 0,05 (pada perhitungan menggunakan SPSS 16) maka residual berdistribusi normal.

Konsekuensi jika asumsi normalitas tidak terpenuhi adalah nilai prediksi yang diperoleh akan bias dan tidak konsisten. Untuk mengatasi jika asumsi normalitas tidak terpenuhi dapat digunakan bebarapa metode berikut (Suliyanto, 2008).

1. Menambah jumlah data.
2. Melakukan transformasi data menjadi log atau LN atau bentuk lainnya.
3. Menghilangkan data yang dianggap sebagai penyebab data tidak normal.

2.5.1.2 Uji Linieritas

Menurut Suliyanto (2008) pengujian linieritas perlu dilakukan untuk mengetahui model yang dibuktikan merupakan model linier atau tidak. Uji linieritas dilakukan agar diperoleh informasi apakah model empiris sebaiknya linier, kuadrat, atau kubik. Apabila salah dalam menentukan model regresi maka nilai prediksi yang dihasilkan akan menyimpang jauh sehingga nilai prediksinya akan menjadi bias.

Menurut Suliyanto (2008) uji Lagrange Multipler (LM-Test) merupakan salah satu metode yang digunakan untuk mengukur linieritas yang dikembangkan oleh Engle pada tahun 1982. Prinsip metode ini adalah membandingkan antara nilai

X^2_{hitung} dengan nilai X^2_{tabel} dengan df = (n, α). Langkah-langkahnya adalah sebagai berikut.

1. Membuat persamaan regresinya.
2. Mencari nilai prediksinya (Ŷ) .
3. Mencari nilai residualnya (Y - Ŷ)
4. Menguadratkan semua nilai variabel bebas.
5. Meregresikan kuadrat variabel bebas terhadap nilai residualnya.
6. Mencari nilai koefisien determinasinya R^2
7. Menghitung nilai $X^2_{hitung} = (n \times R^2)$. dimana n adalah jumlah pengamatan.
8. Menarik kesimpulan uji linieritas, dengan kriteria jika $X^2_{hitung} < X^2_{tabel}$ dengan df = (n, α) maka model dinyatakan linier. Demikian juga sebaliknya.

Hipotesis pengujian:

H_0: $\rho = 0$ (tidak ada hubungan yang linier antara $X_1, X_2, X_3, \ldots X_k$ dengan Y

H_1: $\rho \neq 0$ (ada hubungan yang linier antara $X_1, X_2, X_3, \ldots X_k$ dengan Y

Kriteria pengujian dengan menggunakan taraf kesalahan α dan df = (n, α) yaitu jika nilai $X^2_{hitung} < X^2_{tabel}$ maka tolak H_0 dan sebaliknya.

2.5.1.3 Uji Keberartian Simultan

Uji keberartian simultan atau uji statistik F pada dasarnya menunjukkan apakah semua variabel *independent* yang dimasukkan dalam model mempunyai pengaruh secara bersama-sama/simultan terhadap variabel *dependent* (Ghozali, 2009:16). Uji ini digunakan untuk menguji kelayakan model *goodness of fit*. Nilai

F_{tabel} diperoleh dari Tabel distribusi F dengan Tingkat signifikansi α dan derajat kebebasan df = $\alpha,\ k-1\ ,(n-k)$ dimana n adalah jumlah observasi dan k adalah jumlah variabel.

$$F = \frac{R^2/(k-1)}{1-R^2/(n-k)} \tag{2.17}$$

Adapun hipotesisnya adalah

H_0: $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \cdots = \beta_i = 0$. Semua $\beta_i = 0$ untuk $i = 1,2,\ldots,n$

H_1: tidak semua $\beta_i = 0$. Untuk $i = 1,2,\ldots,n$

Kriteria uji:

Jika $F_{hitung} \geq F_{tabel}$ atau nilai sig $\alpha < \alpha$ maka H_0 ditolak dan sebaliknya.

Jika H_0 ditolak maka hipotesis yang diajukan diterima atau dikatakan signifikan (H_1 diterima dan H_0 ditolak), artinya secara simultan variabel *independent* $(X_1, X_2, \ldots, X_n)$ berpengaruh signifikan terhadap variabel *dependent* (Y).

2.5.1.4 Uji Keberartian Parsial

Uji keberartian parsial atau uji statistik t pada dasarnya menunjukkan seberapa jauh pengaruh satu variabel independen terhadap variabel *dependent* dengan menganggap variabel *independent* lainnya konstan (Ghozali, 2009: 17). Nilai t_{tabel} diperoleh dari Tabel t dengan derajat kebebasan yaitu df = $\alpha, (n-k)$, dimana n adalah jumlah observasi dan k adalah jumlah variabel.

Hipotesis pengujian:

H$_0$: $\beta_j = 0, X_1$ tidak mempengaruhi Y

H$_1$: $\beta_j \neq 0,\ X_1$ mempengaruhi Y

$\vdots$

H$_0$: $\beta_k = 0, X_k$ tidak mempengaruhi Y

H$_1$: $\beta_k \neq 0,\ X_k$ mempengaruhi Y

Kriteria pengujian:

Jika $t_{hitung} > t_{tabel}$ atau atau nilai $a < \alpha$ maka H$_0$ ditolak dan sebaliknya.

Pada uji t, nilai probabilitas dapat dilihat pada hasil pengolahan dari program SPSS pada tabel *coefficients* kolom sig atau *significance*. Nilai t-hitung dapat dicari dengan rumus (Ghozali: 2009):

$$t_{hitung} = \frac{Koefisien\ Regresi\ (bi)}{Standar\ Deviasi\ bi} \quad (2.18)$$

Pengambilan keputusan uji hipotesis secara parsial juga didasarkan pada nilai probabilitas yang didapatkan dari hasil pengolahan data melalui program SPSS yaitu jika tingkat signifikansi lebih kecil dari α maka hipotesis yang diajukan diterima atau dikatakan signifikan (H$_1$ diterima), artinya secara parsial variabel bebas $(X_1, X_2, \dots, X_n)$ berpengaruh signifikan terhadap variabel *dependent* (Y) dan sebaliknya.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2.5.2 Uji Asumsi Klasik

Setelah melakukan uji persyaratan, analisis regresi linier berganda membutuhkan asumsi yang perlu dipenuhi sebelum dilakukan analisis. Jika asumsi tersebut dipenihi, maka hasil yang diperoleh dapat lebih akurat dan mendekati atau sama dengan kenyataan. Sebuah model regresi dikatakan baik, jika dipenuhi asumsi-asumsi klasik berikut ini.

2.5.2.1 Uji Heteroskedastisitas

Heretoskedastisitas muncul apabila *error* atau residual dari model yang diamati tidak memiliki varian yang konstan dari satu observasi ke observasi lainnya. Konsekuensinya adanya heteroskrdastisitas dalam model linier adalah estimator yang diperoleh tidak efisien (Sukestiyarno, 2008:14).

Mendeteksi ada atau tidaknya heterokedatisitas adalah dengan melihat grafik plot antara nilai prediksi variabel dependen yaitu ZPRED dengan residualnya SPRESID. Deteksi ada tidaknya heterokedatisitas dapat dilakukan dengan melihat ada tidaknya pola tertentu pada grafik *scatterplot* antara SPRESID dan ZPRED dimana sumbu X adalah Ῡ (Y yang telah diprediksi (ZPRED)) dan sumbu Y adalah residual atau SRESID (Ῡ – Y) yang telah *distudentized* (Ghozali, 2009: 37).

Dasar analisis dari uji heteroskedastis melalui grafik plot adalah jika ada pola tertentu, seperti titik-titik yang ada membentuk pola tertentu yang teratur (bergelombang, melebar kemudian menyempit), maka mengindikasikan telah terjadi heteroskedastisitas. Namun apabila tidak ada pola yang jelas, serta titik-titik menyebar di atas dan di bawah angka 0 pada sumbu Y secara acak, maka tidak terjadi heteroskedastisitas.

Selain dengan grafik, cara lain untuk menguji adanya masalah heteroskesdastisitas dapat dilakukan dengan menggunakan metode Glejser. Uji Glejser (Suliyanto, 2008) dilakukan dengan meregresikan semua variabel bebas terhadap nilai mutlak residualnya. Jika terdapat pengaruh variabel bebas yang signifikan terhadap nilai mutlak residualnya ($sig < \alpha$) maka dalam model terdapat masalah heteroskesdastisitas.

Hipotesis pengujian:

H_0: tidak terdapat heteroskedastisitas

H_1: terdapat heteroskedastisitas

Menurut Suliyanto (2008), ada beberapa konsekuensi sebagai akibat dari adanya masalah heteroskesdastisitas dalam model persamaan regresi diantaranya:

1. Walaupun penaksir OLS masih linier dan masih tak bias, tetapi akan mempunyai varian yang tidak minimum lagi serta tidak efisien dalam sampel kecil. Lebih lanjut penaksir OLS juga tidak efisien dalam sampel besar.
2. Formulasi untuk menaksir varian dari estimasi OLS secara umum adalah bias, dimana bila menaksir secara apriori, seorang peneliti tidak dapat mengatakan bahwa bias tersebut akan positif atau negatif. Akibatnya interval kepercayaan dan uji hipotesis yang didasarkan pada uji t dan nilai distribusi F tidak dapat dipercaya.

3. Prediksi yang didasarkan pada koefisien parameter variabel bebas dari data asli akan mempunyai varian yang tinggi sehingga prediksi tidak efisien.

Perbaikan model apabila terjadi masalah heteroskesdastisitas diantaranya melakukan transformasi model regresi dengan membagi model regresi dengan salah satu variabel independen yang digunakan dalam model regresi tersebut atau melakukan transformasi logaritma dan LN.

2.5.2.2 Uji Autokorelasi

Uji autokorelasi bertujuan menguji apakah dalam model regresi linier ada korelasi antara error satu dengan error lainnya (Sukestiyarno, 2008: 14). Salah satu asumsi penting dari regresi linear adalah bahwa tidak ada autokrelasi antara serangkaian pengamatan yang diurutkan menurut waktu. Adanya kebebasan antar sisaan dapat dideteksi secara grafis dan empiris. Pendeteksian autokorelasi secara grafis yaitu dengan melihat pola tebaran sisaan terhadap urutan waktu. Jika tebaran sisaan terhadap urutan waktu tidak membentuk suatu pola tertentu atau bersifat acak maka dapat disimpulkan tidak ada autokorelasi antar sisaan (Draper dan Smith, 1998).

Menurut Gujarati (Suliyanto, 2008) ada beberapa cara untuk mendeteksi adanya masalah autokorelasi salah satunya yaitu Uji Durbin Watson (Uji DW). Rumus yang dihunkan untuk Uji DW adalah

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

$$DW = \frac{\sum_{i=2}^{n} (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^{n} e_i^2} \quad (2.19)$$

Keterangan:

DW: Nilai Durbin Watson

e: Nilai residual

e_{i-1}: Nilai residual satu periode sebelumnya

Kriteria pengujian uji DW tertera pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Kriteria Pengujian Autokorelasi dengan Durbin-Watson

DW	Kesimpulan
< Dl	Ada autokorelasi positif
dL s.d. dU	Ragu-ragu
dU s.d. 4-dU	Tidak ada autokorelasi
4-dU s.d. 4-dL	Ragu-ragu
>4-dL	Ada autokorelasi negative

Menurut Gujarati (Suliyanto, 2008) menyebutkan beberapa konsekuensi dari munculnya masalah autokorelasi dalam analisis regresi bahwa penaksir OLS *unbiased* dalam penyampelan berulang dan konsisten, tetapi sebagaimana dalam kasus heteroskesdastisitas, penaksir OLS tidak lagi efisien (mempunyai varian minimum), baik dalam sampel kecil maupun sampel besar. Langkah untuk memperbaiki autokorelasi dapat dilakukan dengan cara diantaranya dengan membuat persamaan perbedaan yang digeneralisasikan atau dengan metode perbedaan pertama.

2.5.2.3 Multikolinieritas

Istilah multikolinieritas pertama kali ditemukan oleh Frich (1934). Multikolinieritas adalah adanya hubungan linier yang sempurna diantara atau semua variabel bebas dari model regresi linier berganda (Widarjono, 2007).

2.5.2.3.1 Penyebab Multikolinieritas

Menurut Gujarati (2004), p**enyebab multikolinearitas** dalam model regresi antara lain:

1. Sifat-sifat terkandung dalam kebanyakan variabel berubah bersama-sama sepanjang waktu.
2. Kesalahan teoritis dalam pembentukan model regresi yang dipergunakan/ memasukkan variabel bebas yang hampir sama.
3. Terlampau kecilnya jumlah pengamatan yang akan dianalisis dengan model regresi.
4. Memasukan variabel bebas yang seharusnya dikeluarkan dari model empiris.

2.5.2.3.2 Dampak Multikolinieritas

Menurut Gujarati (2004), jika terjadi multikolinieritas tidak sempurna, terdapat beberapa konsekuensi sebagai berikut.

1. Standar *error* cenderung semakin besar dengan meningkatnya tingkat korelasi antar variabel bebas.
2. Karena besarnya standar *error*, selang kepercayaan untuk parameter populasi yang relevan cenderung untuk lebih besar.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

3. Kasus multikolinieritas yang tinggi menyebabkan probabilitas untuk menerima hipotesis yang salah meningkat.
4. Jika multikolinieritas tinggi, mungkin akan diperoleh R^2 yang tinggi tetapi tidak dapat memberikan hasil analisis yang mewakili sifat atau pengaruh dari variabel bebas yang bersangkutan

2.5.2.3.3 Cara mendeteksi Multikolinieritas

Ada beberapa cara untuk mendeteksi masalah multikolinieritas, yaitu:

1. Melihat nilai koefisien determinasi (R^2), multikolinieritas seringkali diduga ketika R^2 tinggi tetapi tidak satu pun atau sangat sedikit koefisien regresi secara individu penting secara statistik (Gujarati, 2004).
2. Melihat korelasi antar variabel bebas, jika koefisien korelasi cukup tinggi maka dapat diduga ada multikolinieritas dalam model (Widarjono, 2007).

   Menurut Johnson dan Wichern (2007) koefisien korelasi dapat dihitung dengan rumus sebagai berikut:

$$\rho_{jl} = \frac{s_{jl}}{\sqrt{s_{jj}}\sqrt{s_{ii}}} \text{ dengan } S_{jl} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_{ij} - \bar{x}_j)(x_{il} - \bar{x}_l) \qquad (2.20)$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

3. *Variance Inflation Factors* (VIF)

   Variance Inflation Factors (VIF) merupakan salah satu indikator untuk mengukur besarnbya multikolinilieritas. VIF menunjukkan peningktan ragam dari koefisien regresi yang disebabkan karena adanya ketergantungan linier peubah predictor tersebut dengan peubah predictor yang lain. Menurut Montgomery dan Peck (1991) *Variance Inflation Factors* (VIF) dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut:

$$\text{VIF} = \frac{1}{1-R^2} \tag{2.21}$$

dengan R^2 merupakan koefisien determinasi ke-j, j=1,2,…,k. Jika nilai VIF lebih dari 5 atau 10 mengindikasikan adanya multikolinearitas.

Cara mengetahui adanya multikolinearitas dengan memakai melihat nilai Faktor Inflasi Varian (VIF). Nilai VIF yang semakin besar akan menunjukkan multikolinearitas yang lebih kompleks. Jika nilai VIF > 10, maka secara signifikan dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinearitas. (Soemartini, 2008:10)

2.5.2.3.4 Cara mengatasi Multikolinieritas

Menurut Widarjono (2007) ada beberapa metode yang bisa digunakan untuk menangani kasus multikolinieritas antara lain yaitu menghilangkan variabel bebas, penambahan data, transformasi data. Sedangkan menurut Montgomery dan Peck (1991) multikolinieritas dapat juga ditangani menggunakan analisis regresi komponen utama dan regresi *ridge*.

2.6 Regresi Komponen Utama

Analisis komponen utama bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara mereduksi dimensinya. Hal ini dilakukan dengan cara menghilangkan korelasi diantara variabel bebas melalui transformasi variabel bebas asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali. Setelah beberapa komponen hasil analisis komponen utama yang bebas multikolinearitas diperoleh, maka komponen-komponen tersebut menjadi variabel bebas baru yang akan diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (*Y*) dengan menggunakan analisis regresi.

Regresi Komponen Utama merupakan suatu teknik analisis yang mengkombinasikan antara analisis regresi dengan *Principal Component Analysis* (PCA). Analisis Regresi digunakan untuk mengetahui ada tidaknya hubungan antara variabel dependen dan independen, sedangkan PCA pada dasarnya bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan (mereduksi) dimensinya. Hal ini dilakukan dengan jalan menghilangkan korelasi di antara variabel melalui transformasi variabel asal ke variabel baru (merupakan kombinasi linear dari variabel-variabel asal) yang tidak saling berkorelasi. Dari *p* buah variabel asal dapat dibentuk *p* buah komponen utama, dipilih *k* buah komponen utama saja ($k<p$) yang telah mampu menerangkan keragaman data cukup tinggi (antara 80% sampai dengan 90%) (Johnson & Wichern, 2010). Komponen utama yang dipilih tersebut (*k* buah) dapat mengganti *p* buah variabel asal tanpa mengurangi informasi.

Cara pembentukan regresi komponen utama melalui analisis komponen utama ada dua cara yaitu komponen utama yang dibentuk berdasarkan matriks kovariansi dan komponen utama yang dibentuk berdasarkan matriks korelasi. Matriks korelasi dari data yang telah distandarisasi (bentuk baku Z) digunakan jika variabel yang diamati tidak memiliki satuan pengukuran yang sama. Sedangkan Matriks varians kovarians digunakan jika semua variabel yang diamati mempunyai satuan pengukuran yang sama.

Menurut Johnson dan Wichern (2007) Komponen utama merupakan kombinasi linier dari variabel random k (X_1, X_2, …., X_k). Analisis komponen utama tergantung pada matriks kovarian Σ atau matriks korelasi p. Misalkan eigen $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_k \geq 0$ maka bentuk kombinasi linear sebagai berikut

$$W_1 = a_1'X = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \cdots + a_{1k}X_k \tag{2.22}$$

$$W_2 = a_2'X = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \cdots + a_{2k}X_k \tag{2.23}$$

$$\vdots$$

$$W_k = a_k'X = a_{k1}X_1 + a_{k2}X_2 + \cdots + a_{kk}X_k \tag{2.24}$$

dengan $W_j = a_j'\Sigma a_j$ $dan\ Cov$ $W_j, W_1 = a_j'\Sigma a_1$ dimana $j, 1 = 1,2,\ldots,k$. Rumus untuk mencari proporsi dari varians populasi total yang dijelaskan oleh komponen utama ke-k adalah sebagai berikut.

Proporsi dari total varians ke-k = $\frac{\lambda_j}{\lambda_1+\lambda_2+\cdots+\lambda_k}$; j = 1, 2, …, k (2.25)

Komponen utama dapat juga diperoleh dari variabel yang distandarkan yaitu:

$$Z_1 = \frac{X_1-\mu_1}{\sqrt{\sigma_{11}}} \tag{2.26}$$

$$Z_2 = \frac{X_2-\mu_2}{\sqrt{\sigma_{22}}} \tag{2.27}$$

$$\vdots$$

$$Z_k = \frac{X_k-\mu_k}{\sqrt{\sigma_{kk}}} \tag{2.28}$$

dalam notasi matriks adalah sebagai berikut.

$$Z = \left(V^{\frac{1}{2}}\right)^{-1}(X-\mu) \tag{2.29}$$

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

$$\text{dengan } V^{\frac{1}{2}} = \begin{matrix} \sqrt{\sigma_{11}} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{\sigma_{22}} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sqrt{\sigma_{kk}} \end{matrix} \tag{2.30}$$

dimana E(Z) = 0 dan Cov(Z) = $V^{\frac{1}{2}}{}^{-1} \quad V^{\frac{1}{2}}{}^{-1} = \rho$

Menurut Widiharih (2001) komponen utama ke-i dari variabel yang distandarkan $Z' = Z_1, Z_2, \dots, Z_K$ dengan $Cov\ Z = p$ yaitu

$$W_1 = a_1'Z = a_{11}Z_1 + a_{12}Z_2 + \cdots + a_{1k}Z_k \tag{2.31}$$

$$W_2 = a_2'Z = a_{21}Z_1 + a_{22}Z_2 + \cdots + a_{2k}Z_k \tag{2.32}$$

$$\vdots$$

$$W_k = a_k'Z = a_{k1}Z_1 + a_{k2}Z_2 + \cdots + a_{kk}Z_k \tag{2.33}$$

Menurut Johnson dan Wichern (2007) rumus untuk mencari proporsi dari varians populasi total yang dijelaskan oleh komponen utama ke-k adalah sebagai berikut

$$\text{Proporsi dari total varians ke-k} = \frac{\lambda_J}{k} \tag{2.34}$$

dengan λ_J adalah nilai eigen dari ρ; j=1,2,…,k.

Menurut Johnson dan Wichern (2007) jumlah komponen utama dapat ditentukan dengan melihat persentase total varian ketika j (j < k) buah komponen yang dipilih mampu menerangkan varian sekitar 80% sampai 90%. Komponen yang diambil tersebut sudah dapat menggantikan variabel k aslinya tanpa banyak kehilangan informasi. Jumlah komponen utama juga dapat diketahui dengan

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

menggunakan *scree plot*. *Scree plot* adalah plot antara λ_j dengan j besarnya nilai eigen. Untuk menentukan jumlah komponen utama yaitu dengan melihat tikungan tajam pada *scree plot*. Jumlah komponen yang diambil adalah yang nilai eigen relatif kecil dan semua berukuran sama.

Secara umum, menurut Montgomery dan Peck (1991) bentuk persamaan dari model regresi komponen utama yaitu

$$y = Q\alpha + \varepsilon \tag{2.35}$$

Keterangan:

y: Pengamatan variabel tak bebas

Q: Konstanta

α: Komponen yang dihasilkan

ε: Error

Menurut Tsutsumi et al (1997) estimator regresi komponen utama yaitu:

$$\hat{\beta_s} = T\alpha^{-} = T\ \ T'X'XT\ \ ^{-1}T'X'y \tag{2.36}$$

Estimator regresi komponen utama merupakan estimator yang bias karena:

$$E(\hat{\beta_s}) = T\ \ T'X'XT\ \ ^{-1}T'X'\beta \neq \beta \tag{2.37}$$

Algoritma Regresi Komponen Utama sebagai berikut.

1. Menghitung eigen value dan eigen vector dari matriks korelasi atau kovarian
2. Menentukan skor komponen Utama
3. Mengambil akar ciri (nilai eigen) yang lebih dari satu ($\lambda > 1$)
4. Melakukan analisis regresi linier berganda antara variabel terikat dengan

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

komponen utama yang terpilih.

2.7 Regresi *Ridge*

Regresi *ridge* memberikan estimasi koefisien regresi yang bias dengan memodifikasi metode kuadrat terkecil untuk mendapatkan pengurangan varian dengan menambahkan suatu tetapan k dalam menstabilkan koefisien (Mardikyan dan Cetin, 2008). Menurut Dereny dan Rashwan (2011) teknik ridge didasarkan pada penambahan konstanta bias k pada diagonal matriks X'X sehingga model persamaan ridge menjadi:

$$y = X\beta_R + \varepsilon \tag{2.38}$$

Dalam mengestimasi parameter model menurut Tsutsumi *et al*.(1997) estimator regresi ridge diperoleh dengan meminimumkan jumlah kuadrat *error*:

$$\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2 = \varepsilon'\varepsilon = (y - X\beta_R)'(y - X\beta_R) \tag{2.39}$$

dengan kendala $\beta_R'\beta_R = c^2$

Sehingga diperoleh estimator regresi ridge yaitu:

$$\beta_R = (X'X + kI)^{-1}X'y \tag{2.40}$$

Adapun sifat-sifat dari regresi ridge antara lain:

1. Menurut Montgomery dan Peck (1991) estimator regresi ridge merupakan transformasi linier dari estimator metode kuadrat terkecil karena

   $\beta_R = (X'X + kI)^{-1}X'y$

   $= (X'X + kI)^{-1}(X'X)\beta$

$= H\beta$

Oleh karena itu

$E(\beta_R) = E[(X'X + kI)^{-1}(X'X)\beta]$

$= (X'X + kI)^{-1}(X'X)E(\beta)$

$= (X'X + kI)^{-1}(X'X)\beta$

$= H\beta$

atau

$E(\beta_R) = E[I - k\ X'X + kI\ ^{-1}]\beta$

$= [I - k\ X'X + kI\ ^{-1}]E(\beta)$

$= [I - k\ X'X + kI\ ^{-1}]\beta$

Karena $E(\beta_R) \neq \beta$ maka β_R merupakan estimator yang bias.

2. Menurut Montgomery dan Peck (1991) varian dari β_R dapat dinyatakan dalam bentuk matriks sebagai berikut.

$$V(\beta_R) = \sigma^2 (X'X + kI)^{-1}(X'X)\,(X'X + kI)^{-1}$$

3. Menurut Hoerl dan Kennard (1970) jumlah kuadrat *error* untuk estimasi regresi ridge adalah

$$SSE = (y - X\beta_R)'(y - X\beta_R)$$

yang dapat ditulis dalam bentuk:

$$SSE = y'y - \beta_R' X'y - k\beta_R'\beta_R$$

4. Menurut Montgomery dan Peck (1991) rata-rata jumlah kuadrat dari regresi ridge adalah sebagai berikut.

   MSE (β_R) = Var(β_R) + (bias(β_R))^2

   $$= \sigma^2 \mathrm{Tr}[(X'X + kI)^{-1}(X'X)(X'X + kI)^{-1}] + [(-\beta k \; X'X + kI \;^{-1}]^2$$

   $$= \sigma^2 \mathrm{Tr}[(X'X + kI)^{-1}(X'X)(X'X + kI)^{-1}] + k^2 \beta' \; X'X + kI \;^{-1}]^{-2} \beta$$

   $$= \sigma^2 \; {}_{j=1}^{p} \frac{j}{\lambda_j + k \;^2} + k^2 \beta'(X'X + kI)^{-2} \beta$$

Masalah yang dihadapi dalam regresi ridge adalah penentuan nilai k. Ada beberapa cara untuk menghitung nilai k antara lain sebagai berikut:

1. Ridge *trace*

Hoerl dan Kennard (1970) menyarankan metode grafik yang disebut *ridge trace* untuk memilih nilai parameter ridge k. Grafik plot berdasarkan nilai komponen individu $\beta(k)$ dengan barisan dari k (0 < k < 1). Mallows (1973) dalam Montgomery dan Peck (1991) menyarankan nilai k yang meminimumkan nilai C_k yang dihitung dengan menggunakan rumus:

$$C_k = \frac{SSE \;\; k}{\sigma^2} - n + 2 + 2Tr \;\; XL \qquad (2.41)$$

dengan

$$XL = X \;\; X'X + kI \;\; ^{-1}X' \equiv H_k \qquad (2.42)$$

2. Hoerl, Kennard dan Baldwin (1975) dalam Dereny dan Rashwan (2011), menawarkan metode untuk memilih nilai k tunggal dari semua k_i. Metode ini disebut estimasi *ordinary* ridge yang dihitung dengan menggunakan rumus

$$k_{HKB} = \frac{P\sigma^2}{\boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{\beta}} \tag{2.43}$$

Keterangan:

P adalah jumlah variabel bebas

σ^2 adalah *Mean square error* yang diperoleh dari metode OLS

$\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor estimasi yang diperoleh dengan metode OLS

2.8 Pemilihan Model Terbaik

Salah satu tujuan dalam analisis regresi adalah untuk mendapatkan model terbaik yang menjelaskan hubungan antara variabel independent dengan variabel dependent. Model terbaik adalah model yang seluruh koefisien regresinya berarti (signifikan) dan mempunyai kriteria model terbaik optimum. Beberapa kriteria model terbaik adalah

2.8.1 Koefisien Determinasi

Koefisien determinasi (R^2) merupakan suatu nilai atau ukuran yang dapat digunakan untuk mengetahui seberapa jauh kecocokan dari suatu model regresi. Koefisien determinasi mengukur proporsi atau persentase total variasi dalam y yang dijelaskan oleh model regresi (Gujarati, 2004). Koefisien determinasi didefinisikan sebagain berikut (Sembiring, 1995).

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (\hat{Y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \bar{y})^2} \tag{2.44}$$

Keterangan:

R^2: Koefisien determinasi

$\hat{Y}_i$: variabel tak bebas dugaan

$\bar{y}$: nilai rata-rata dari variabel tak bebas

Sifat-sifat koefisien determinasi yaitu sebagai berikut:

1. Koefisien determinasi merupakan besaran non negatif
2. Batasnya adalah $0 \leq R^2 \leq 1$. Suatu R^2 sebesar 1 berarti suatu kecocokan sempurna sedangkan R^2 sebesar 0 berarti tidak ada hubungan antara variabel terikat dengan variabel bebas.

2.8.2 *Mean of Squares Error* (MSE)

Mean of Squares Error (MSE) merupakan salah satu pengukuran kesalahan yang popular dan mudah digunakan. Nilai MSE dihitung dengan mengkuadratkan selisih antara ramalan dengan nilai aktual. Umumnya, semakin kecil MSE semakin akurat nilai suatu ramalan. MSE dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut (Ghazali,2006).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(Y_i - \hat{Y}_i\right)^2}{n} \tag{2.45}$$

Keterangan:

$\hat{Y}_i$: variabel tak bebas dugaan

$\bar{y}$: nilai rata-rata dari variabel tak bebas

n: jumlah data

2.9 Definisi Variabel

2.9.1 IHSG (Indeks Harga Saham Gabungan)

Menurut Halim (2003), Indeks harga saham merupakan ringkasan dari pengaruh simultan dan kompleks dari berbagai macam variabel yang berpengaruh, terutama tentang kejadian-kejadian ekonomi. Secara sederhana, indeks harga adalah suatu angka yang digunakan untuk membandingkan suatu peristiwa dengan suatu peristiwa lainnya. Demikian juga dengan indeks harga saham, indeks di sini akan membandingkan perubahan harga saham dari waktu ke waktu misalnya ketika harga saham mengalami penurunan atau kenaikan dibandingkan dengan suatu waktu tertentu.

Widoatmojo (2005), Indeks Harga Saham Gabungan (IHSG) menunjukkan pergerakan harga saham secara umum yang tercatat di bursa efek. Indeks inilah yang paling banyak digunakan dan dipakai sebagai acuan tentang perkembangan kegiatan di pasar modal. IHSG dapat digunakan untuk menilai suatu situasi pasar secara umum atau mengukur apakah harga saham mengalami kenaikan atau penurunan. IHSG melibatkan seluruh harga saham yang tercatat di bursa.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

Pergerakan nilai indeks akan menunjukkan perubahan situasi pasar yang terjadi. Pasar yang sedang bergairah atau terjadi transaksi yang aktif, ditunjukkan dengan indeks harga saham yang mengalami kenaikan. Kondisi inilah yang biasanya menunjukkan keadaan yang diinginkan. Keadaan stabil ditunjukkan dengan indeks harga saham yang tetap, sedangkan yang lesu ditunjukkan dengan indeks harga saham yang mengalami penurunan.

Menurut Alwi (2008), Beberapa faktor eksternal yang mempengaruhi harga saham antara lain adalah

1. Pengumuman dari pemerintah seperti perubahan suku bunga tabungan dan deposito, kurs valuta asing, inflasi, serta berbagai regulasi dan deregulasi ekonomi yang dikeluarkan oleh pemerintah.
2. Pengumuman hukum (legal announcements), seperti tuntutan karyawan terhadap perusahaan atau terhadap manajernya dan tuntutan perusahaan terhadap manajernya.
3. Pengumuman industri sekuritas (securities announcements), seperti laporan pertemuan tahunan, insider trading, volume atau harga saham perdagangan, pembatasan/penundaan trading.
4. Gejolak politik dalam negeri dan fluktuasi nilai tukar juga merupakan faktor yang berpengaruh signifikan pada terjadinya pergerakan harga saham di bursa efek suatu negara.
5. Berbagai isu baik dari dalam dan luar negeri.

2.9.2 Inflasi

Inflasi adalah peningkatan dalam seluruh tingkat harga. Kadang kadang kenaikan harga ini berlangsung terus-menerus dan berkepanjangan. Kenaikan harga dari satu atau dua barang saja tidak dapat disebut inflasi kecuali bila kenaikan itu

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

meluas (atau menyebabkan kenaikan) kepada barang lainnya (Mankiw, 2005). Adapun indikator yang sering digunakan dalam mengukur tingkat inflasi adalah

1. Indeks Harga Konsumen (IHK) atau Customer Price Index (CPI) merupakan indikator yang umum digunakan untuk menggambarkan pergerakan harga. Perubahan IHK dari waktu ke waktu menunjukkan pergerakan harga dari paket barang dan jasa yang dikonsumsi masyarakat.
2. Indeks Harga Perdagangan Besar (IHPB) merupakan indikator yang menggambarkan pergerakan harga dari komoditi-komoditi yang diperdagangkan di suatu daerah.
3. Produk Domestik Bruto (PDB) menggambarkan pengukuran level harga barang akhir (final goods) dan jasa yang diproduksi di dalam suatu ekonomi (negeri). Deflator PDB dihasilkan dengan membagi PDB atas dasar harga nominal dengan PDB atas harga konstan.

Tingkat inflasi yang tinggi biasanya dikaitkan dengan kondisi ekonomi yang terlalu panas (overheated). Artinya, kondisi ekonomi mengalami permintaan atas produk yang melebihi kapasitas penawaran produknya, sehingga harga-harga cenderung mengalami kenaikan. Inflasi yang terlalu tinggi juga akan menyebabkan penurunan daya beli uang (purchasing power of money). Disamping itu, inflasi yang tinggi juga bisa mengurangi tingkat pendapatan riil yang diperoleh investor dari investasinya (Kewal, 2012)

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2.9.3 Suku Bunga (BI *rate*)

BI rate adalah suku bunga dengan tenor satu bulan yang diumumkan oleh Bank Indonesia secara periodik untuk jangka waktu tertentu yang berfungsi sebagai sinyal (stance) kebijakan moneter (Siamat, 2005). Menurut Laporan Perekonomian Indonesia Tahun 2009, BI rate merupakan suku bunga yang mencerminkan kebijakan moneter dalam merespon prospek pencapaian sasaran inflasi ke depan, melalui pengelolaan likuiditas di pasar uang (SBI dan PUAB).

Sejak awal Juli 2005, BI menggunakan mekanisme BI rate (Suku Bunga Bank Indonesia), yaitu BI mengumumkan target suku bunga SBI yang diinginkan BI untuk pelelangan pada masa periode tertentu. BI rate ini kemudian yang digunakan sebagai acuan para pelaku pasar dalam mengikuti pelelangan. Umumnya suku bunga BI berhubungan negatif dengan return bursa saham. Bila pemerintah mengumumkan suku bunga akan naik maka investor akan menjual sahamnya dan mengganti kepada instrumen berpendapatan tetap seperti tabungan atau deposito. Kaitan antara suku bunga dan return saham dikemukakan pula oleh Maysami (2004) yang mengatakan bahwa suku bunga dapat berpengaruh positif pada jangka pendek dan negatif pada jangka panjang terhadap return saham batubara.

2.9.4 Nilai Tukar Uang (KURS)

Kurs adalah alat perbandingan nilai tukar mata uang suatu negara dengan mata uang negara asing atau perbandingan nilai tukar valuta antar negara (Hasibuan, 2005). Menurut Mankiw (2005), para ekonom membedakan kurs menjadi dua yaitu kurs nominal dan kurs riil. Kurs nominal adalah harga relatif dari mata uang dua negara.

Sedangkan kurs riil adalah harga relatif dari barangbarang di antara dua negara. Jika diformulasikan kurs IDR/US$ artinya Rupiah yang diperlukan untuk membeli satu US$. Apabila kurs meningkat berarti Rupiah mengalami depresiasi, sedangkan jika kurs menurun artinya Rupiah mengalami apresiasi.

Kurs merupakan variabel makro ekonomi yang turut mempengaruhi volatilitas harga saham. Depresiasi mata uang domestik akan meningkatkan volume ekspor. Bila permintaan pasar internasional cukup elastis hal ini akan meningkatkan *cash flow* perusahaan domestik, yang kemudian meningkatkan harga saham, yang tercermin pada IHSG. Sebaliknya, jika emiten membeli produk dalam negeri dan memiliki hutang dalam bentuk Dollar maka harga sahamnya akan turun. Depresiasi kurs akan menaikkan harga saham yang tercermin pada IHSG dalam perekonomian yang mengalami inflasi (Kewal, 2012).

2.9.5 Jumlah Uang yang Beredar

Menurut Murni (2009), jumlah uang yang berdar diklasifikasikan menjadi dua, yaitu jumlah uang beredar dalam arti sempit atau disebut *Narrow Money* (M1), yang terdiri dari uang kartal dan uang giral (demand deposit) dan uang beredar dalam arti luas atau *Broad Money* (M2), yang terdiri dari M1 ditambah dengan deposito berjangka (time deposit).

Sebelum menguraikan uang berdar dalam arti sempit dan luas tersebut, akan dijelaskan mengenai uang primer atau uang inti (reserve money), yang dinotasikan dengan M_0. Uang primer atau uang inti (M_0) merupakan kewajiban otoritas moneter (Bank Indonesia), yang terdiri dari uang kartal yang berada di luar Bank Indonesia, Kas Negara, dan rekening giro Bank Pencipta Uang Giral (BPUG) dan sector swasta (perusahaan maupun perorangan) di Bank Indonesia. Dengan demikian, uang kartal yang dipegang pemerintah dalam bentuk kas pemerintah atau kas negara, dan simpanan giral pemerintah pada Bank Indonesia, tidak termasuk sebagai komponen dari uang primer.

Uang Beredar dalam arti sempit secara sederhana dapat dikatakan seluruh uang kartal dan uang giral yang ada ditangan masyarakat. Sedangkan uang kartal milik pemerintah (Bank Indonesia) yang disimpan di bank-bank umum atau bank sentral itu sendiri, tidak dikelompokan sebagai uang kartal. Sedangkan uang giral merupakan simpanan rekening koran (giro) masyarakat pada bank-bank umum. Simpanan ini merupakan bagian dari uang berdar, karena sewaktu-waktu dapat digunakan oleh pemiliknya untuk melakukan transaksi. Namun saldo rekening giro milik suatu bank yang terdapat pada bank lain, tidak dikategorikan sebagai uang giral.

Uang yang beredar dalam arti lua (M2) meripakan penjumlahan dari M1 dengan uang kuasi. Uang kuasi atau *near money* adalah simpanan masyarakat pada bank umum dalam bentuk deposito berjangka (*time deposit*) dan tabungan. Uang kuasi diklasifikasikan sebagai uang beredar, dengan alasan bahwa kedua bentuk simpanan masyarakat ini dapat dicairkan menjadi uang tunai oleh pemiliknya, untuk berbagai keperluan transaksi yang dikakukan.

2.10 Penelitian Terdahulu

Prasetyo, H.B (2009) dalam penelitiannya menjelaskan bahwa berdasarkan hasil analisis mengatasi data yang mengandung multikolinieritas, maka dapat disimpulkan bahwa metode regresi komponen utama cukup efektif dalam mengatasi multikolinieritas. Pada penelitian ini dilakukan perbandingan anatara regresi komponen utama dengan metode kuadrat terkecil pada data Produk Domestik Bruto (PDRB) seluruh wilayah Indonesia. Kriteria pembanding dalam analisis tersebut menggunakan kriteria standar error penduga koefisien. Karena standar error penduga koefisien regresi komponen utama bernilai lebih kecil dari pada penduga metode kuadrat terkecil , maka hasil prosedur untuk menduga komponen utama pada regresi komponen utama lebih tepat dan dipercaya (reliable) daripada metode kuadrat terkecil.

Astuti, D.A (2014) dalam penelitiannya membandingkan metode *Partial Least Square* (PLS) dengan Regresi Komponen Utama untuk data multikolinieritas pada kasus Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten Gunung Kidul. Berdasarkan kriteria pembanding R^2 dan RMSEP diperoleh hasil bahwa regresi komponen utama lebih baik daripada regresi PLS. Metode regresi komponen utama mempunyai nilai R^2 yang lebih tinggi dan mempunyai nilai MSEP dan RMSEP yang lebih rendah jika dibandingkan terhadap metode *Partial Least Square* (PLS).

Pusparani, D.E (2014) dalam penelitiannya membandingkan metode *Stepwise* dengan *Ridge Regression* pada kasus multikolinieritas. Pemilihan metode terbaik ini didasarkan pada nilai R^2 dan $Cp\ mallow$ sehingga diperoleh kesimpulan bahwa *Ridge Regression* lebih baik daripada metode *Stepwise* dalam mengatasi masalah multikolinieritas.

Wasilaine (2014) dalam penelitiannya mengenai model Regresi *Ridge* untuk mengatasi model regresi linear berganda yang mengandung multikolinearitas pada studi kasus data pertumbuhan bayi di Kelurahan Namaelo RT 001, Kota Masohi. Maka diterapkan metode Regresi *Ridge* untuk menstabilkan nilai koefisien regresi karena adanya Multikolinieritas. Regresi *Ridge* merupakan metode estimasi koefisien regresi yang diperoleh melalui penambahan konstanta bias c pada diagonal $X^T X$. Sehingga diperoleh persamaan regresi linier yang baru dan tidak mengandung multikolinieritas.

Rahmawati (2015) dalam penelitiannya mengenai regresi *ridge-robust* untuk menangani multikolinearitas dan pencilan memberikan kesimpulan bahwa data Pendapatan Asli Daerah (X_1), jumlah penduduk (X_2) dan total belanja X_3 yang mempengaruhi Produk Domestik Regional Bruto (Y) pada 27 kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2011 menunjukkan pendugaan parameter dengan regresi *ridge-robust* menghasilkan penduga yang lebih baik daripada menggunakan metode kuadrat terkecil dengan melihat nilai R^2_{adj}, AIC dan SBC.

Berdasarkan uraian penelitian terdahulu dapat ditulis dalam bentuk Tabel 2.2 seperti berikut.

Tabel 2.2 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Metode	Sampel	Hasil Penelitian
1	Prasetyo, H.B (2009)	Regresi Komponen Utama dengan Metode Kuadrat Terkecil.	Data Produk Domestik Bruto (PDRB) seluruh wilayah Indonesia	Regresi Komponen Utama lebih baik (reliable) daripada metode kuadrat terkecil.
2	Astuti, D.A (2014)	Regresi komponen utama dan *Partial Least Square* (PLS)	Data Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten Gunung Kidul	Regresi komponen utama lebih baik daripada regresi PLS. Metode regresi komponen utama karena mempunyai nilai R^2 yang lebih tinggi dan mempunyai nilai MSEP dan RMSEP yang lebih rendah.

UNNES UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

No	Peneliti	Metode	Sampel	Hasil Penelitian
3	Pusparani, D.E (2014)	*Ridge Regression* dan Stepwise	Data Ekspor kopi Indonesia periode 1975-1990.	*Ridge regression* lebih baik daripada metode *stepwise* dalam mengatasi masalah multikolinieritas
4	Wasilaine (2014)	Regresi *Ridge*	Data pertumbuhan bayi di Kelurahan Namaelo RT 001, Kota Masohi	Memperoleh persamaan regresi linier yang baru dan tidak mengandung multikolinieritas
5	Rahmawati (2015)	Regresi *ridge-robust*	Data Pendapatan Asli Daerah, jumlah penduduk dan total belanja yang mempengaruhi Produk Domestik Regional Bruto pada 27 kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2011	Pendugaan parameter dengan regresi *ridge-robust* menghasilkan penduga yang lebih baik daripada menggunakan metode kuadrat terkecil dengan melihat nilai R^2_{adj}, AIC dan SBC

2.11 Kerangka Pemikiran

Menurut Uma Sekaran, dalam Sugiyono, (1997) mengemukakan bahwa kerangka pemikiran merupakan model konseptual tentang bagaimana teori berhubungan dengan berbagai faktor yang telah diidentifikasi sebagai masalah yang penting. Kerangka pemikiran yang baik akan menjelaskan secara teoritis hubungan antara variabel yang akan diteliti sampai menjawab pertanyaan secara teoritis.

Tujuan dalam analisis regresi linear adalah mengestimasi koefisien regresi dalam model. Pada umumnya digunakan metode kuadrat terkecil (OLS) untuk mengestimasi koefisien regresi dalam model regresi. Sebelum mengestimasi koefisien regresi, perlu di lakukan uji asumsi klasik terlebih dahulu, Tetapi pada uji asumsi klasik tak semuanya mulus. Apalagi jika model regresi pada regresi linier berganda, tentu banyak masalah yang menjadikan model regresi tidak baik atau signifikan salah satunya adalah masalah multikolinieritas. Jika ada masalah multikolinieritas maka kesimpulan yang didapat dari hasil pengujian untuk model regresi maupun masing-masing peubah yang ada dalam model seringkali tidak tepat. Oleh sebab itu masalah multikolinieritas harus dihindari.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

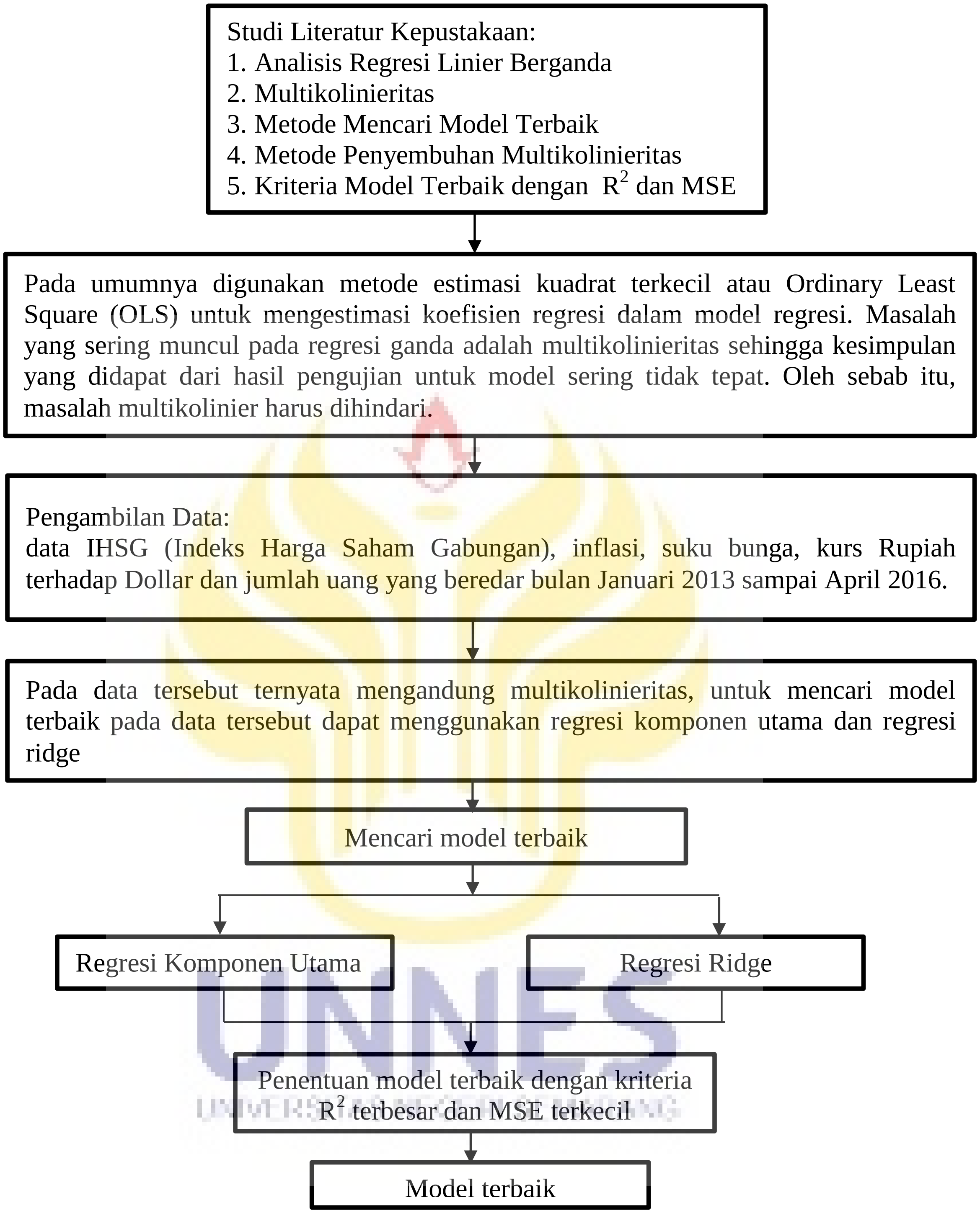
Ada beberapa metode untuk mengatasi multikolinieirtas, seperti regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge*. Regresi Komponen Utama merupakan metode untuk menghilangkan multikolinieirtas dengan cara menghilangkan korelasi diantara variabel prediktor melalui transformasi variabel predictor asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali atau yang biasa disebut dengan komponen utama.

Setelah beberapa komponen utama yang bebas multikolinearitas diperoleh, maka komponen-komponen tersebut menjadi variabel prediktor baru yang akan diregresikan atau dianalisa pengaruhnya terhadap variabel respon (Y) dengan menggunakan analisis regresi. Keuntungan penggunaan Regresi Komponen Utama adalah dapat menghilangkan korelasi secara bersih tanpa menghilangkan variabel bebas sehingga masalah multikolinieritas dapat teratasi.

Regresi *ridge* memberikan estimasi koefisien regresi yang bias dengan memodifikasi metode kuadrat terkecil untuk mendapatkan pengurangan varian dengan menambahkan suatu tetapan k dalam menstabilkan koefisien. Regresi *Ridge* mengurangi dampak Multikolinieritas dengan menentukan penduga yang bias tetapi mempunyai varians yang lebih kecil dari varians penduga regresi linear berganda. Teknik *Ridge* didasarkan pada penambahan konstanta bias k pada diagonal matriks X'X.

Setelah diperoleh model dari kedua metode tersebut maka untuk mencari metode terbaik dari kedua metode tersebut kita dapat membandingkan R^2 dan MSE yang bertujuan untuk menentukan proporsi atau persentase total variasi dalam variabel terikat yang diterangkan oleh variabel bebas dengan menggunakan data yang mengandung multikolinieritas kuat.

Adapun dari kerangka berpikir dapat dilihat pada gambar 2.2.



Gambar 2.2. Kerangka Berpikir

BAB 5

PENUTUP

5.1 Simpulan

Berdasarkan hasil analisis dan pembahasan pada bab 4, maka dapat diperoleh beberapa simpulan.

1. Model persamaan dengan metode Regresi Komponen Utama pada kasus data IHSG sebagai berikut.

   $Y = -1834,747 + 56,141X_1 + 217,702X_2 + 0,252X_3 + 0,001821X_4$.

2. Model persamaan dengan metode Regresi Ridge pada kasus data IHSG sebagai berikut.

   $Y = -255,4626 + 75,07463X_1 + 169,2652X_2 + 0,1247701\mathrm{X}_3$
   $+0,02011118X_4$

3. Model regresi terbaik diantara Regresi Komponen Utama dan Regresi *Ridge* diperoleh dengan membandingkan nilai R^2 dan nilai MSE. Diperoleh hasil bahwa data yang disimulasikan menggunakan metode Regresi *Ridge* memiliki nilai R^2 lebih besar dan MSE lebih kecil dibandingkan Regresi Komponen Utama. Dengan demikian, model *Regresi Ridge* lebih baik dibandingkan Regresi Komponen Utama untuk mengatasi multikonieritas.

5.2. Saran

Berdasarkan simpulan di atas peneliti memberikan saran sebagai berikut.

1. Peneliti sebaiknya tidak mengeluarkan varibel bebas yang berkorelasi tinggi pada model regresi untuk mengatasi multikolinieritas karena akan menyebabkan interpretasi hasil analisis jauh dari fakta.
2. Jika pada suatu model regresi terjadi penyimpangan asumsi multikolinearitas. Maka harus dilakukan tindakan perbaikan untuk menghilangkan multikolinearitas tersebut, untuk data IHSG sebaiknya menggunakan metode Regresi *Ridge* karena terbukti lebih baik dibandingkan dengan metode Regresi Komponen Utama.
3. Metode *Ridge Regression* (RR) pada penelitian ini menggunakan pendekatan iteratif untuk menentukan nilai k dan penduga koefisien regresinya. Agar algoritma pemilihan nilai k pada Regresi Ridge terlihat lebih jelas, pada penelitian selanjutnya dapat menggunakan pendekatan non-iteratif.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

DAFTAR PUSTAKA

Anton, Howard. 2001. *Dasar-dasar Aljabar Linear* (5^{th} *ed.)*. Batam: Interaksara.

Alwi, Iskandar , 2008. *Pasar Modal Teori dan Aplikasi*, Jakarta: Yayasan Pancur Siwah.

Ariyanto. 2005. *Pengembangan Analysis Multivariate dengan SPSS 12*. Jakarta: Salemba Infotek.

Astuti, Aryani Dewi. 2014. *Partial Least Square (PLS) dan Principal Component Regression (PCR) untuk Regresi Linear dengan Multikolinearitas pada Kasus Indeks Pembangunan Manusia di Kabupaten Gunung Kidul*. Skripsi, Program Studi Matematika, Fakultas MIPA UNY.

Draper, NR dan Smith, H. 1998. *Applied Regression Analysis*, Third Edition. New York: John Wiley & Sons.

El-Dereny, M. & Rashwan, N.I. 2011. *Solving Multicolinearity Problem Using Ridge Regression Models*. Int. J. Contemp. Math. Sciences, 6(12): 585-600

Ghozali, Imam. 2009. *Aplikasi Analisis Multivariate Dengan Program SPSS*, Edisi Keempat, Semarang: Universitas Diponegoro.

Ghozali, Imam. 2013. *Statistik Nonparametrik.* Semarang: Badan Penerbit UNDIP.

Gujarati, D. N., 2004. *Basic Econometrics. Fourth Edition*. Mc Graw-Hill, Inc. New York.

Gujarati, D. N, 2004, *Ekonometrika Dasar* (diterjemahkan oleh Zain, S.*)*. Jakarta: Erlangga.

Kewal, S, Suci. 2012. *Pengaruh Inflasi, Suku Bunga, Kurs, dan Pertumbuhan PDB Terhadap Indeks Harga Saham Gabungan*. Jurnal Economia, Volume 8, Nomor 1.

Koutsoyiannis, A., 1977. *Theory of econometrics : an introductory exposition of econometric methods*. London: Macmillan.

Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J., dan Neter, J. 2004. Applied Linear Regression Models. Fourth Edition. McGraw-Hill Companies, Inc., New York.

Halim, Abdul. 2003. *Analisis Investasi.* Edisi Pertama. Jakarta: Salemba Empat.

Hasibuan, Malayu. 2005. *Dasar-dasar perbankan.* Jakarta: PT. Bumi Aksara.

Hoerl, A. E., Kennard, R. W. 1970. *Ridge Regression: Biased Estimation for Nonorthogonal Problem*. Technometrics, Vol. 12 No. 1 Hal. 55 - 67

Johnson, R. A. dan D.Wichern.2007. *Applied Multivariate Statistical Analysis, 6th edition.* New Jersey: Printice Hall.

Mankiw, N. Gregory, 2007. *Makroekonomi Edisi Keenam*. Jakarta: Erlangga.

Mardikyan, S., Cetin, E. 2008. *Efficient Choice of Biasing Constant for Ridge Regression. Int. J. Contemp. Math*. Sciences Vol. 3 No.11 Hal. 527 – 536

Maysami, R.C, 2004. *Relationship between Macroeconomic Variables and Stock Market Indices: Cointegration Evidence from Stock Exchange of Singapore's All-S Sector Indices*. Jurnal Pengurusan.

Montgomery, D.C. and E.A. Peck. 1991. *Introduction to Linear Regression Analysis, Second Edition*. New York: John Wiley and Sons, Inc.

Nurhasan, Subianto, M. & Fitriani, R. 2012. Perbandingan Metode Partial Least Square (PLS) dengan Regresi Komponen Utama untuk Mengatasi Multikolinearitas. *Jurusan Matematika FMIPA UNSYIAH, Statistika*,12 (1): 33 – 42.

Prasetyo, Haris B. 2009. *Analisis Regresi Komponen Utama untuk Mengatasi Masalah Multikolinearitas dalam Analisis Regresi Linear Berganda*. Skripsi. Fakultas MIPA. Universitas Negeri Jakarta.

Pusparani, Diana Elfa. 2014. *Perbandingan Metode Stepwise dan Ridge Regression dalam menentukan Model Regresi Terbaik pada Kasus Multikolinieirtas.* Skripsi. Program Studi Matematika, Fakultas MIPA Brawijaya.

Rahmawati, Candra. 2015. *Regresi Ridge-Robust untuk Menangani Multikonieirtas dan Pencilan.* Jurnal Jurusan Matematika Fakultas FMIPA. Universitas Brawijaya.

Sembiring, R. K. 2003. *Analisis Regresi*. Bandung: ITB.

Siamat, Dahlan. 2005. *Managemen Lembaga Keuangan.* Fakultas Ekonomi, Universitas Indonesia.

Soemartini. 2008. *Principal Component Analysis (PCA) sebagai Salah Satu Metode untuk Mengatasi Masalah Multikolinieritas*. Skripsi S1. Jatinangor : Jurusan Statistika, FMIPA Universitas Padjadjaran.

Sugiyono. 2012. *Statistika untuk Penelitian*. Bandung: ALFABETA.

Sukestiyarno. 2008. *Workshop Olah Data Penelitian Dengan SPSS*. Semarang: lembaga penelitian unnes.

Suliyanto. 2008. *Metode Riset Bisnis.* Bandung : Alfabeta

Tsutsumi, M., Shimizu, E., Matsuba, Y. 1997. *A Comparative Study on Counter-Measures for Multicollinearity in Regression Analysis*. Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies Vol. 2 No. 6

Widarjono, Agus. 2007. *Ekonometrika Teori dan Aplikasi untuk Ekonomi dan Bisnis*, Edisi Kedua, Cetakan Kesatu. Yogyakarta: Ekonisia Fakultas Ekonomi UII.

Widiatmojo, Sawiji. 2005. *Cara Sehat Investasi di Pasar Modal.* Jakarta: Elex Media Komputindo.

Widiharih, T. 2001. *Penanganan Multikolinieritas (Kekolinieran Ganda) dengan Anlisis Regresi Komponen Utama*. Jurnal Matematika dan Komputer Vol. 4 No. 2 Hal. 71 - 81

Wasilaine. 2014. *Regresi Ridge untuk Mengatasi Model Regresi Linier Berganda yang Mengandung Mulitikolineritas.* Jurnal FMIPA Unpatti.

UNNES
UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG