ANALISIS METODE *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (KOMPONEN UTAMA) DAN REGRESI RIDGE DALAM MENGATASI DAMPAK MULTIKOLINEARITAS DALAM ANALISIS REGRESI LINEAR BERGANDA

skripsi

disajikan sebagai salah satu syarat
untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
Program Studi Matematika

oleh

Ana Ifadah
4150406530

JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS NEGERI SEMARANG

2011

ABSTRAK

Ifadah, Ana. 2011. *Analisis Metode Principal Component Analysis (Komponen Utama) dan Regresi Ridge dalam Mengatasi Dampak Multikolinearitas dalam Analisis Regresi Linear Berganda.* Skripsi, Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Semarang. Dosen Pembimbing I Drs. Supriyono, M. Si, Dosen Pembimbing II Dr. Scolastika Mariani, M. Si.

Kata Kunci: Multikolinearitas, *Principal Component Analysis*, Regresi Ridge.

Principal Component Analysis dan Regresi Ridge adalah metode untuk mengatasi multikolinearitas yang terjadi pada analisis regresi ganda. Permasalahan dalam skripsi ini adalah: (1) Bagaimana prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama)? (2) Bagaimana prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode Regresi Ridge? (3) Berdasarkan sampel yang diuji, metode manakah antara Metode *Principal Component Analysis* dan Metode Regresi Ridge yang lebih efektif? Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama), untuk mengetahui prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode Regresi Ridge dan untuk mengetahui metode yang efektif antara metode *Principal Component Analysis* dan Metode Regresi Ridge dalam menanggulangi masalah multikolinearitas.

Metode penelitian dari skripsi ini adalah penemuan masalah, kajian pustaka, analisis dengan program *microsoft excel* dan program SPSS simulasi dengan lima data sampel dan pemecahan masalah, dan penarikan kesimpulan.

Berdasarkan hasil penelitian dapat disimpulkan bahwa untuk mengatasi multikolinearitas dengan metode PCA 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 PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh, maka komponen tersebut menjadi variabel bebas baru yang akan diregresikan pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y). Sedangkan Metode regresi ridge pada hakikatnya mengusahakan sifat-sifat jumlah kuadrat k MSE menjadi lebih kecil dengan cara menambahkan suatu konstanta positif yang kecil pada diagonal matriks persamaan normal. Hal ini akan menyebabkan taksiran regresi ridge menjadi stabil walaupun menjadi bias. Saran bagi pembaca untuk mengatasi multikolinearitas lebih baik menggunakan metode Regresi Ridge karena lebih efektif dibandingkan dengan metode PCA, karena setelah dibandingkan dilihat dari nilai *Means Square Error*-nya lebih kecil.

PENGESAHAN

Skripsi yang berjudul

Analisis Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama) dan Regresi Ridge dalam Mengatasi Dampak Multikolinearitas dalam Analisis Regresi Linear Berganda

disusun oleh

Nama : Ana Ifadah

NIM : 4150406530

telah dipertahankan di hadapan sidang Panitia Ujian Skripsi FMIPA Unnes pada tanggal 9 Februari 2011

Panitia:

Ketua

Dr. Kasmadi Imam S., M.S.
195111151979031001

Sekretaris

Drs. Edy Soedjoko, M.Pd
195604191987031001

Ketua Penguji

Dra. Sunarmi, M. Si
195506241988032001

Anggota Penguji/
Pembimbing Utama

Drs. Supriyono, M.Si
M. Si 195210291980031002

Anggota Penguji/
Pembimbing Pendamping

Dr. Scolastika Mariani,
196502101991022001

PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa yang tertulis di dalam skripsi ini benar-benar hasil karya saya sendiri, bukan jiplakan dari karya tulis orang lain, baik sebagian atau seluruhnya. Pendapat atau temuan orang lain yang terdapat dalam skripsi ini dikutip atau dirujuk berdasarkan kode etik ilmiah.

Semarang, Februari 2011

Ana Ifadah
NIM 4150406530

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

Jangan bersedih karena tidak mencapai apa yang kita harapkan, bersedihlah karena kita tidak berusaha mencapai harapan itu (Abah Yai Masyrokhan).

Sesungguhnya Allah tidak mengubah keadaan suatu kaum sebelum mereka mengubah keadaan diri mereka sendiri (Ar Ra'd: 11).

Al i'timaadu 'alan nafsi asaasun najakh (pecaya diri adalah kunci kesuksesan).

PERSEMBAHAN

Karya ini kupersembahkan kepada:

- *Guruku Abah Yai Masyrohan, Simbah Sugito, & Abah Muslih beserta keluarga yang selalu membimbing dan menyayangiku*
- *Bapak& Ibu yang selalu mengiringi langkah ini dengan do'a, ridlo & kasih sayang*
- *Mb ipah, Mb Aniq, Mas Najib, Mas Abib, D'Mahrus,keponakan, motivator & Keluargaku yang selalu mendoakan & menyemangatiku*
- *Teman-teman dekatku, mbak2e, kang2e & Keluarga besar PPDAW*
- *Teman-teman Matematika 06, tetap semangat*
- *Almamaterku*

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT yang telah memberikan limpahan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis bisa menghadapi segala rintangan dan cobaan untuk menyelesaikan skripsi yang berjudul ” Analisis Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama) dan Regresi Ridge dalam Mengatasi Dampak Multikolinearitas dalam Analisis Regresi Linear Berganda”. Penulis sangat menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan dan itu semata-mata karena keterbatasan penulis, baik dalam ilmu maupun pengetahuan.

Penulis juga menyadari bahwa tanpa bimbingan, bantuan dan saran dari berbagai pihak maka penulis tidak akan berhasil dalam menyusun skripsi ini. Oleh karena itu, dalam kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Sudijono Sastroatmodjo, M.Si, Rektor Universitas Negeri Semarang.
2. Dr. Kasmadi Imam S., M.S., Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Semarang.
3. Drs. Edy Soedjoko, M.Pd, Ketua Jurusan Matematika.
4. Drs. Supriyono, M.Si, Dosen Pembimbing I yang telah membimbing dan mengarahkan selama penyusunan skripsi ini.
5. Dr. Scolastika Mariani, M.Si, Dosen Pembimbing II yang telah membimbing dan mengarahkan selama penyusunan skripsi ini.
6. Seluruh dosen Jurusan Matematika yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat dan membantu kelancaran dalam penyusunan skripsi ini.
7. Guru, Orang tua, Saudara, teman-teman yang telah memberikan doa, dorongan, dan semangat yang tidak ternilai harganya sehingga penulis bisa menyelesaikan skripsi ini.
8. Semua pihak yang telah membantu penyusunan skripsi ini yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Semoga Allah SWT memberi rahmat serta hidayah-Nya pada kita semua baik di dunia maupun di akhirat. Penulis sadar bahwa kesempurnaan hanya milik Allah Yang Maha Kuasa, penulis berharap skripsi ini dapat memberi manfaat bagi Almamater pada khususnya serta pembaca pada umumnya.

Semarang, Februari 2011

Ana Ifadah

DAFTAR ISI

halaman

BAB 3 METODE PENELITIAN

BAB 4 HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

LAMPIRAN

DAFTAR LAMPIRAN

halaman

BAB I
PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Analisis regresi merupakan analisis yang paling populer di kalangan peneliti. Analisis regresi itu digunakan baik oleh analis profesional maupun analis di kalangan kampus S1 sampai dengan S3. Sedemikian populer analisis itu mencerminkan bahwa selama ini setiap kejadian adalah saling terkait dan saling mempengaruhi (Ariyanto, 2005: 32).

Analisis regresi merupakan analisis yang mempelajari bagaimana membangun sebuah model fungsional dari data untuk dapat menjelaskan ataupun meramalkan suatu fenomena alami atas dasar fenomena yang lain. Ada juga yang menyatakan bahwa analisis regresi merupakan suatu analisis mengenai hubungan antara dua variabel atau lebih yang umumnya dinyatakan dalam persamaan matematik.

Analisis regresi berguna untuk mengetahui pengaruh antara variabel bebas dengan variabel terikat. Variabel bebas dinamakan dengan variabel independen atau prediktor dan disimbolkan dengan X. Kalau variabel terikat dinamakan variabel dependen dan disimbolkan dengan Y.

Analisis regresi dapat digolongkan menjadi dua macam, regresi sederhana dan regresi berganda. Regresi sederhana adalah pengaruh antara satu variabel terikat dengan satu variabel bergantung (*dependent variable*). Regresi ganda adalah pengaruh yang didapatkan dari dua atau lebih variabel terikat dengan satu variabel bergantung (Ariyanto, dkk. 2005: 32).

Dalam statistika sebuah model regresi dikatakan baik atau cocok, jika dipenuhi asumsi-asumsi ideal (klasik), yakni tidak adanya autokorelasi, heteroskedastisitas dan multikolinearitas. Sehingga proses kontrol terhadap model perlu dilakukan untuk menelaah dipenuhi tidaknya asumsi tersebut.

Salah satu dari ketiga asumsi model regresi linear klasik adalah tidak terdapat multikolinearitas di antara variabel. Multikolinearitas terjadi ketika menentukan model regresi populasi ada kemungkinan bahwa dalam sampel tertentu, beberapa atau semua variabel X sangat kolinear (mempunyai hubungan linear sempurna atau hampir sempurna).

Ada beberapa prosedur yang dapat digunakan untuk mengatasi masalah multikolinearitas. Apabila seleksi variabel diperbolehkan dan tidak mengubah teori yang ada maka cara yang paling mudah untuk mengatasi multikolinearitas adalah dengan mengeluarkan salah satu atau beberapa variabel bebas tak penting dalam model sehingga akan diperoleh estimator dengan varian lebih kecil. Namun, tidak semua permasalahan jika terjadi multikolinearitas dapat menggunakan metode tersebut dalam mengatasinya karena dapat mempengaruhi variabel tak bebas. Oleh karena itu diperlukan metode lain yang tidak mengeluarkan variabel bebas dalam model regresi dan metode estimasi lain yang dapat menghasilkan parameter dengan variansi lebih kecil. Metode alternatif yang akan digunakan disini adalah Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama) dan Metode Regresi Ridge. Metode *Principal Component Analysis* dapat menghilangkan korelasi secara bersih sehingga masalah multikolinearitas dapat benar-benar teratasi secara bersih. Dan Metode Regresi Ridge menghasilkan taksiran koefisien regresi dengan varian lebih kecil, namun taksiran koefisin regresinya bersifat bias.

Dari latar belakang diatas maka penulis tertarik untuk menganalisis dengan judul "**ANALISIS METODE *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* (KOMPONEN UTAMA) DAN REGRESI RIDGE DALAM MENGATASI DAMPAK MULTIKOLINEARITAS DALAM ANALISIS REGRESI LINEAR BERGANDA".**

1.2. Rumusan Masalah

Dari persoalan di atas maka penulis dapat mengambil permasalahan sebagai berikut.

1. Bagaimana prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama)?
2. Bagaimana prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode Regresi Ridge?
3. Berdasarkan sampel yang diuji, metode manakah antara Metode *Principal Component Analysis* dan Metode Regresi Ridge yang lebih efektif?

1.3. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Untuk mengetahui prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama).

2. Untuk mengetahui prosedur penanggulangan masalah multikolinearitas dengan Metode Regresi Ridge.
3. Untuk mengetahui metode yang efektif antara Metode *Principal Component Analysis* dan Metode Regresi Ridge dalam menanggulangi masalah multikolinearitas.

1.4. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Bagi penulis

   Selain dapat mengaplikasikan teori yang telah didapat di tempat perkuliahan dengan permasalahan nyata yang terjadi, juga akan menambah pengetahuan akan masalah-masalah yang terjadi dalam regresi linear.
2. Bagi akademik

   Memberikan tambahan ilmu dan wawasan yang baru tentang cara mendeteksi dan mengatasi multikolinearitas dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (Komponen Utama) dan metode Regresi Ridge.
3. Bagi Pembaca

   Diharapkan agar hasil penelitian ini dapat menambah pengetahuan pembaca mengenai topik yang terkait dengan penulisan ini.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Matriks

2.1.1. Definisi Matriks

Sebuah matriks adalah sebuah susunan segi empat dari bilangan-bilangan. Bilangan-bilangan di dalam susunan tersebut dinamakan entri di dalam matriks (Anton, 1992: 22). Matriks dapat ditulis sebagai berikut:

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

Susunan di atas disebut matriks m kali n (ditulis $m \times n$), karena memiliki m baris dan n kolom.

2.1.2. Penjumlahan Matriks

Jika $\mathbf{A}$ dan $\mathbf{B}$ adalah sebarang dua matriks ukurannya sama, maka jumlah $\mathbf{A}+\mathbf{B}$ adalah matriks yang diperoleh dengan menambahkan bersama-sama entri yang bersesuaian dalam kedua matriks tersebut (Anton, 1994:23).

2.1.3. Perkalian Matriks

Jika $\mathbf{A}$ adalah suatu matriks dan c adalah suatu skalar, maka hasil kali (*product*) $c\mathbf{A}$ adalah matriks yang diperoleh dengan mengalikan masing-masing entri dari $\mathbf{A}$ oleh c (Anton, 1994:24). Jika $\mathbf{A}$ adalah matriks $m \times r$ dan $\mathbf{B}$ adalah matriks $r \times n$, maka hasil kali $\mathbf{AB}$ adalah matriks $m \times n$ yang entri-entrinya ditentukan sebagai berikut. Untuk mencari entri dalam baris i dan kolom j dari $\mathbf{AB}$, pilihlah baris i dari matriks $\mathbf{A}$ dan kolom j dari matriks $\mathbf{B}$. Kalikanlah entri-entri yang bersesuaian dari baris dan kolom tersebut bersama-sama dan kemudian tambahkanlah hasil kali yang dihasilkan (Anton, 1994:25).

2.1.4. Transpos Matriks

Jika $\mathbf{A}$ adalah sebarang matriks $m \times n$, maka transpos $\mathbf{A}$ dinyatakan oleh $\mathbf{A}'$ dan didefinisikan dengan matriks $n \times m$ yang kolom pertamanya adalah baris pertama dari $\mathbf{A}$, kolom keduanya adalah baris kedua dari $\mathbf{A}$, demikian juga dengan kolom ketiga dari $\mathbf{A}$, dan seterusnya (Anton, 1994:27). Jika ukuran matriks seperti operasi yang diberikan dapat dilakukan, maka:

a. $(\mathbf{A}')' = \mathbf{A}$

b. $(\mathbf{A} \pm \mathbf{B})' = \mathbf{A}' \pm \mathbf{B}'$

c. $(k\mathbf{A})' = k\mathbf{A}'$, dimana k adalah sebarang skalar

d. $(\mathbf{AB})' = \mathbf{B}'\mathbf{A}'$ (Anton, 1994:37). (2.1)

2.1.5. Invers Matriks

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

2.1.6. *Trace* Matriks

Jika] adalah matriks persegi, maka jumlah unsur-unsur diagonal utamanya disebut *trace* atau telusur matriks itu. *Trace* matriks $\mathbf{A}$ dinyatakan dengan tanda $tr(\mathbf{A})$. Jadi jika adalah matriks persegi, maka $tr(\mathbf{A}) = \sum a_{ii}$ (2.2)

2.2. Analisis Regresi

Dalam beberapa masalah terdapat dua atau lebih variabel yang hubungannya tidak dapat dipisahkan, dan hal tersebut biasanya diselidiki sifat hubungannya. Analisis regresi adalah sebuah teknik statistik untuk membuat model dan menyelidiki hubungan antara dua variabel atau lebih. Salah satu tujuan dari analisis regresi adalah menentukan model regresi yang baik, sehingga dapat digunakan untuk menerangkan dan memprediksi hal-hal yang berhubungan dengan variabel-variabel yang terlibat di dalam model (Widianingsih, 2008: 15).

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 linear sederhana yaitu hubungan antara satu variabel tak bebas dan satu variabel bebas.

Bentuk hubungannya dapat dilihat dalam persamaan berikut:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \varepsilon_i \qquad i = 1, 2, \ldots\ldots\ldots\ldots, n$$

(2.4)

Persamaan diatas menyatakan bahwa rata-rata dari Y berkaitan linear dengan X. β_0 dan β_1 adalah parameter yang akan diduga nilainya dan ε adalah gangguan (*disturbance*) yang akan ikut mempengaruhi nilai Y, tetapi diabaikan dalam model.

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

2.3.Analisis Regresi Berganda

Regresi berganda adalah pengaruh yang didapatkan dari dua atau lebih variabel bebas dengan satu variabel terikatnya. Secara umum, model regresi linear berganda melibatkan satu variabel tak bebas Y dan p variabel bebas $X_1, X_2, \ldots, X_p$ dinyatakan sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_p X_p + \varepsilon_i \qquad (2.5)$$

dengan $X_1, X_2, \ldots, X_p$ = variabel bebas.

Y = variabel tak bebas.

β_0 = intersep.

β_j = parameter yang akan ditaksir.

ε = unsur gangguan stokastik.

Suatu model regresi linear berganda dengan p variabel bebas dimana $\beta_j, j = 0,1,\ldots,p$ disebut bilangan pokok (koefisien) regresi. Parameter β_j mewakili perubahan yang diharapkan dalam variabel terikat Y di tiap unit berubah ke X_j ketika semua variabel bebas yang tersisa X_i $(i \neq j)$ tidak berubah.

Dan dengan bentuk umum sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ 1 & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

atau

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \qquad (2.6)$$

dimana:

$\mathbf{y}$ = vektor kolom $n \times 1$ dari variabel tak bebas Y

$\mathbf{X}$ = matrik $n \times (p+1)$ dari variabel bebas X

$\boldsymbol{\beta}$ = vektor kolom $(p+1) \times 1$ dari parameter yang tak diketahui $\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_p$

$\boldsymbol{\varepsilon}$ = vektor kolom $n \times 1$ dari gangguan (*disturbance*) ε_i.

Penambahan variabel bebas ini diharapkan dapat lebih menjelaskan karakteristik hubungan yang ada, walaupun masih saja ada variabel yang terabaikan.

2.4.Uji Asumsi Klasik

Analisis regresi merupakan alat analisis yang termasuk statistik parametrik. Sebagai alat statistik parametrik analisis regresi membutuhkan asumsi yang perlu dipenuhi sebelum dilakukan analisis. Analisis ini dinamakan dengan uji asumsi klasik. Asumsi klasik tersebut dapat menghilangkan estimator linear tidak bias yang terbaik dari model regresi yang diperoleh dari metode kuadrat terkecil biasa. Dengan terpenuhinya asumsi tersebut, maka hasil yang diperoleh dapat lebih akurat dan mendekati atau sama dengan kenyataan. Uji asumsi klasik dalam regresi mencangkup:

a. Uji autokorelasi

   Uji autokorelasi bertujuan menguji apakah dalam model regresi linear ada korelasi antara error satu dengan error yang lainnya (Sukestiyarno, 2008: 14).

b. Uji heteroskedastisitas

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

c. Uji multikolinearitas

   Uji multikolinearitas bertujuan untuk menguji apakah dalam model regresi ditemukan adanya korelasi antara variabel bebas. Jadi uji multikolinearitas terjadi hanya pada regresi ganda. Model regresi yang baik seharusnya tidak terjadi korelasi tinggi diantara variabel bebas (Sukestiyarno, 2008: 14).

2.5.Multikolinearitas

2.4.1. Pengertian multikolinearitas

Istilah multikolinearitas mula-mula ditemukan oleh Ragnar Frisch. Pada mulanya multikolinearitas berarti adanya hubungan linear yang sempurna atau pasti, diantara beberapa atau semua variabel bebas dari model regresi ganda (Gujarati, 1995:157).

2.4.2. Penyebab terjadinya Multikolinearitas

Masalah multikolinearitas bisa timbul karena berbagai sebab. Pertama, karena sifat-sifat yang terkandung dalam kebanyakan variabel ekonomi berubah bersama-sama sepanjang waktu. Besaran-besaran ekonomi dipengaruhi oleh faktor-faktor yang sama. Oleh karena itu, sekali faktor-faktor yang mempengaruhi itu menjadi operatif, maka seluruh variabel akan cenderung berubah dalam satu arah. Dalam data *time series*, pertumbuhan dan faktor-faktor kecenderungan merupakan penyebab utama adanya multikolinearitas. Kedua, penggunaan nilai lag (*lagget values*) dari variabel-variabel bebas tertentu dalam model regresi.

Mengingat sifat yang sangat mendasar dari data, multikolinearitas diperkirakan terdapat pada sebagian besar hubungan-

hubungan ekonomi. Oleh karena itu, perhatian sesungguhnya bukan lagi terletak pada ada atau tidaknya multikolinearitas, tetapi lebih pada akibat-akibat yang ditimbulkan oleh adanya multikolinearitas dalam sampel (Sumodiningrat; 1996: 281- 282).

2.4.3. Konsekuensi Multikolinearitas

Jika asumsi pada model regresi linear klasik terpenuhi, maka penaksir kuadrat terkecil/ *Ordinary Least Square* (OLS) dari koefisien regresi linear adalah linear, tak bias dan mempunyai varian minimum dalam arti penaksir tersebut adalah penaksir tak bias kolinear terbaik/ *Best Linear Unbiased Estimator* (BLUE), meskipun multikolinearitas sangat tinggi, penaksir kuadrat terkecil biasa masih tetap memenuhi syarat BLUE, tetapi penaksir tersebut tidak stabil. (Gujarati, 1995:162).

Dalam hal terdapat multikolinearitas sempurna, penaksir dengan kuadrat terkecil bisa menjadi tak tentu dan variansi serta standar deviasinya menjadi tak terhingga. Sedangkan jika multikolinearitas tinggi, tetapi tidak sempurna maka konsekuensinya adalah sebagai berikut:

a. Meskipun penaksir melalui kuadrat terkecil biasa didapatkan, standar deviasinya cenderung besar jika derajat kolinearitas antara peubah bertambah.

b. Karena standar deviasi besar, internal kepercayaan bagi parameter populasi yang relevan akan menjadi besar.

c. Taksiran-taksiran parameter kuadrat terkecil biasa dan standar deviasi akan menjadi sangat sensitif terhadap perubahan.

d. Jika multikolinearitas tinggi, mungkin R^2 bisa tinggi namun tidak satu pun (sangat sedikit) taksiran koefisien regresi yang signifikan secara statistik (Sumodiningrat, 1996: 287).

2.4.4. Cara Mendeteksi Multikolinearitas

Ada beberapa cara untuk mengetahui keberadaan multikolinearitas dalam suatu model regresi, dan dalam penulisan ini menggunakan nilai *Tolerance* atau VIF (*Variance Inflantion Factor*).

Untuk menguji ada tidaknya multikolinearitas, dapat menggunakan bantuan *software* SPSS dengan melihat nilai *Tolerance* atau VIF pada tabel "*coefficients*[a]".

Jika nilai *Tolerance* kurang dari 0,1 atau nilai VIF melebihi 10 maka hal tersebut menunjukkan bahwa multikolinearitas adalah masalah yang pasti terjadi antar variabel bebas (Soemartini, 2008:10).

2.6. Metode Kuadrat Terkecil/ *Ordinary Least Square* (*OLS*)

Metode Kuadrat Terkecil merupakan metode yang lebih banyak digunakan dalam pembentukan model regresi atau mengestimasi parameter-parameter regresi dibandingkan dengan metode-metode lain. Metode kuadrat terkecil adalah metode yang digunakan untuk mengestimasi nilai $\hat{\beta}$ dengan cara meminimumkan jumlah kuadrat kesalahan, $\mathbf{S} = \sum \mathbf{e}_i{}^2$. Dalam notasi matriks, sama dengan meminimumkan

$$\mathbf{e}'\mathbf{e} = [e_1 \quad e_2 \quad \cdots \quad e_n]\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix} = e_1{}^2 + e_2{}^2 + \cdots + e_3{}^2 = \sum \mathbf{e}_i{}^2$$ dengan

$\mathbf{e}_i = \mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$, sehingga

$$\mathbf{S} = \mathbf{e}'\mathbf{e}$$

$$= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})'(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})$$

$$= (\mathbf{y}' - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}')(\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})$$

$$= \mathbf{y}'\mathbf{y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{y} - \mathbf{y}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} + \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

$$= \mathbf{y}'\mathbf{y} - 2\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{y} + \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$ (karena $\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{y} = (\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{y})' = \mathbf{y}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$).

Jika $\mathbf{S}$ diturunkan secara parsial terhadap parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ diperoleh:

$$\frac{\partial(\mathbf{e}'\mathbf{e})}{\partial\hat{\boldsymbol{\beta}}} = -2\mathbf{X}'\mathbf{y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

Estimasi nilai $\boldsymbol{\beta}$ diperoleh dengan meminimumkan, $\frac{\partial(\mathbf{e}'\mathbf{e})}{\partial\hat{\boldsymbol{\beta}}}$ maka

$$-2\mathbf{X}'\mathbf{y} + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = 0$$

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}'\mathbf{y}$$

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} \qquad (2.7)$$

Jadi estimasi untuk $\boldsymbol{\beta}$ adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$.

Jika variabel-variabel penjelas $\mathbf{X}$ ditransformasikan ke dalam bentuk baku, yaitu setiap variabel dipusatkan dengan cara mengurangi variabel tersebut dengan rata-rata (*mean*) dari variabel tersebut kemudian dibagi dengan akar pangkat dua dari koreksi jumlah kuadrat untuk variabel tersebut. Misal variabel yang dibakukan adalah $\mathbf{X}^*$, maka diperoleh

$$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{\mathbf{X}_{ij} - \bar{X}_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n}(\mathbf{X}_{ij} - X_i)^2}}$$

$$= \frac{\mathbf{X}_{ij} - \bar{X}_i}{s_{ii}^{\frac{1}{2}}},\ i = 1, 2, \ldots, p \text{ dan } j = 1, 2, \ldots, n \qquad (2.8)$$

Dengan $\mathbf{X}^*_{ij}$ = variabel X dalam bentuk baku

S_{ii} = koreksi jumlah kuadrat $\mathbf{X}_i$.

Karena variabel penjelas X ditransformasikan ke dalam bentuk baku, maka persamaan dapat ditulis sebagai berikut:

$$\ddot{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*)^{-1}\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{Y} \qquad (2.9)$$

Dengan $\mathbf{X}^*$ = matriks variabel penjelas yang telah dibakukan berukuran $n \times p$.

1) Sifat Estimasi Kuadrat Terkecil

Jika asumsi-asumsi dasar dipenuhi maka taksiran parameter yang dihasilkan dengan menggunakan kuadrat terkecil yaitu $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ akan bersifat *BLUE* (*Best Linear Unbiased Estimator*). Sifat *BLUE* ini dapat dibuktikan sebagai berikut:

i. Linear

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon})$$

$$= (\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1})\mathbf{X}'\boldsymbol{\varepsilon}$$ (merupakan fungsi linear dari β dan ε).

ii. Tak bias

$$\mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \mathbf{E}((\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y})$$

$$= (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{E}(\mathbf{Y}))$$

$$= (\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'X}\boldsymbol{\beta}$$

$$= \boldsymbol{\beta}.$$

Jadi $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ merupakan penaksir tak bias dari β.

iii. Variansi Minimum

Var $(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = (\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'}\,\mathrm{var}\,(\mathbf{Y})\mathbf{X}(\mathbf{X'X})^{-1}$

$$= (\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'}\sigma^2\mathbf{I}\mathbf{X}(\mathbf{X'X})^{-1}$$

$$= \sigma^2(\mathbf{X'X})^{-1}$$

Bahwa var $(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2(\mathbf{X'X})^{-1}$ merupakan varians terkecil dari semua penaksir linear tak bias dijamin dengan teorema Gauss Markov.

Teorema Gauss Markov

Penaksir kuadrat terkecil $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X'X})^{-1}\mathbf{X'Y}$ mempunyai varian terkecil dalam himpunan semua penaksir linear tak bias.

Matrik kovarian $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ adalah sebuah matriks simetri $(k \times 1) \times (k \times 1)$ yang elemen ke-*jj* adalah varians $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ dan elemen ke-ij adalah kovarians antara $\hat{\boldsymbol{\beta}}_i$ dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_j$.

Karena var $(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2(\mathbf{X'X})^{-1}$. Hal ini biasanya diperlukan untuk memperkirakan σ^2. Untuk mengembangkan penaksir ini, perhatikan jumlah kuadrat residual yaitu

$$\mathrm{SSE} = \sum \mathbf{e}_i{}^2 = \mathbf{e'e}$$

$$= (\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})'(\mathbf{Y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}})$$

$$= \mathbf{Y'Y} - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X'Y} \tag{2.10}$$

Persamaan (2.10) disebut jumlah kuadrat residual dan mempunyai derajat kebebasan $n-(k+1)$. Rata-rata residual adalah

$$\mathrm{MSE} = \frac{\mathrm{SSE}}{n-(k+1)} \tag{2.11}$$

Dapat ditunjukkan bahwa nilai harapan MSE adalah σ^2, maka sebuah penaksir σ^2 yang bias diberikan oleh

σ^2 = MSE.

2) Matriks Koefisien Korelasi R

Matriks koefisien korelasi antara variabel-variabel penjelas dalam model regresi linear berganda didefinisikan:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \cdots & r_{pp} \end{bmatrix} \tag{2.12}$$

Dengan r_{uv} = korelasi antara variabel penjelas X_u dan X_v dimana:

$$r_{uv} = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_{ui} X_{vi}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} X^*{}_{ui} \sqrt{X^*{}_{v}}}}, \; u = 1, 2, \ldots, p \text{ dan } v - 1, 2, \ldots, p \tag{2.13}$$

Berdasarkan persamaan (2.8) maka:

$$\sum_{i=1}^{n}{}' \mathbf{X}^*{}_{ui}{}^2 = \sum_{i=1}^{n}{}' \left\{ \frac{\mathbf{X}_{ui} - \bar{X}_u}{\sum_{i-1}^{n} (\mathbf{X}_{ui} \quad \bar{X}_u)^2} \right\}^2$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^{n} (\mathbf{X}_{ui} - \bar{X}_u)^2}{\sum_{i=1}^{n} (\mathbf{X}_{ui} - \bar{X}_u)^2}$$

$$- 1 \tag{2.14}$$

Sehingga jika (2.14) disubstitusikan ke dalam persamaan (2.13) diperoleh

$$r_{uv} = \sum_{i=1}^{n} X^*_{ui} X^*_{vi},\ u = 1, 2, \ldots, p \text{ dan } v = 1, 2, \ldots, p. \tag{2.15}$$

Jika $u = v$ maka persamaan (19) menjadi

$$r_{uu} = \sum_{i=1}^{n} X^*_{ui} X^*_{ui}$$

$$= \sum_{i=1}^{n} X^2_{ui}$$

$$= 1 \tag{2.16}$$

Dari (2.15) dan (2.16) sesuai dengan persamaan (2.12) diperoleh

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & \sum X^*_1 X^*_2 & \cdots & \sum X^*_1 X^*_p \\ \sum X^*_2 X^*_1 & 1 & \cdots & \sum X^*_2 X^*_p \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum X^*_p X^*_1 & \sum X^*_p X^*_2 & \cdots & 1 \end{bmatrix} \tag{2.17}$$

Atau dalam matriks **R** dapat dinyatakan sebagai

$$\mathbf{R} = \mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*$$

2.7. Program SPSS 16.0 *for Windows*

2.7.1. Pengenalan Program SPSS

Program aplikasi SPSS (*Statictikal Package Social Science*) merupakan salah satu program yang relatif populer saat ini. Program ini terutama diperuntukkan bagi ilmu-ilmu sosial, sehingga fasilitas analisis lebih banyak variabel sosial. Program ini pada perkembangan sekarang SPSS sudah banyak digunakan oleh kalangan eksak pula. SPSS memuat perangkat-perangkat statistik dasar, sehingga cukup baik dipergunakan untuk memahami sifat-sifat suatu data dan pengolahan data secara sederhana (Sukestiyarno, 2008: 6).

Versi *software* SPSS secara terus menerus mengalami perubahan. Saat sistem operasi komputer windows mulai populer, SPSS yang dahulu *under* DOS dan bernama SPSS PC, juga berubah menjadi *under windows* dan populer di Indonesia dengan nama SPSS Versi 6, kemudian versi 7.5, versi 9, versi 10, versi 11.5, versi 12, versi 13, versi 14, versi 15, versi 16 dan yang terakhir adalah SPSS versi 17. Selanjutnya penulis menggunakan SPSS versi 16 untuk keperluan analisis data.

2.7.2. Tampilan *Spreadsheet* SPSS 16.0

SPSS data editor memiliki dua *spreadsheet* (lembar kerja), yaitu:

i. *Sheet Data View*

   Data view merupakan *sheet* yang menampilkan *data base* hasil penelitian yang akan diolah atau dianalisis dengan program SPSS *for windows*. Pada *data view* ditampilkan kolom-kolom yang disertai nama-nama variabel, yang disingkat *var*.

ii. *Sheet Variable View*

   Pada *data view* ditampilkan nama variabel tipe data, lebar kolom, pengguna desimal, lebar persamaan desimal, macam data dan hasil penelitian (nominal, skala, ordinal), *aligment* atau peletakan (rata kiri, rata kanan, center, rata kiri-kanan).

2.7.3. Windows SPSS 16.0

SPSS menyediakan beberapa *windows* yang meliputi:

i. *Windows Data Editor*

Windows ini terbuka secara otomatis beberapa kali program SPSS dijalankan dan berfungsi untuk menginput data SPSS. Menu yang akan ada pada data editor adalah sebagai berikut:

1. *File*

   Menu *file* berfungsi untuk menangani hal-hal yang berhubungan dengan *file* data, seperti membuat *file* baru, membuat *file* tertentu, mengambil data dari program lain, mencetak isi data editor, dan lainnya.

2. *Edit*

   Menu *edit* berfungsi untuk memperbaiki atau mengubah data. Selain itu juga berfungsi untuk mengubah *setting option*.

3. *View*

   Menu *view* berfungsi untuk mengatur *toolbox* (status bar, penampaan *value label*, dan lainnya).

4. *Data*

   Menu *data* berfungsi untuk membuat perubahan data SPSS secara keseluruhan, seperti mengurutkan data, menyeleksi data berdasarkan kriteria tertentu dan sebagainya.

5. *Transform*

   Menu *transform* berfungsi untuk membuat perubahan pada variabel yang telah dipilih dengan kriteria tertentu.

6. *Analyze*

   Menu *analyze* merupakan menu inti SPSS yang berfungsi untuk melakukan semua prosedur perhitungan statistik, seperti uji t, uji F, regresi dan lainnya.

7. *Graphs*

   Menu *graph* berfungsi untuk membuat berbagai jenis grafik untuk mendukung analisis statistik, seperti *bar*, *line*, *pie* dan kombinasinya.

8. *Utilities*

Menu *utilities* adalah yang mendukung program SPSS, seperti memberikan informasi tentang variabel yang sekarang sedang dikerjakan, mengatur tampilan menu-menu yang lain.

9. *Window*

Menu *windows* berfungsi untuk berpindah diantara menu-menu yang lain di SPSS.

10. *Help*

Menu *help* berfungsi untuk menyediakan bantuan informasi mengenai program SPSS yang dapat diakses secara mudah dan jelas.

ii. *Windows Viewer*

Windows viewer berisi tampilan hasil pengolahan data *editor*. Isi *viewer* biasanya berupa tabel, grafik atau teks. Menu *viewer* ini pada prinsipnya sama dengan menu *editor*, yang disesuaikan untuk kegunaan *output* pada SPSS.

iii. *Windows Syntax Editor*

Menu *syntax* berisi submenu yang sama dengan yang lain, hanya disini ada tambahan submenu *run* yang berfungsi untuk menjalankan *syntax* yang telah ditulis.

1. *Script Editor*

Menu *script* pada dasarnya digunakan untuk melakukan berbagai pengerjaan SPSS secara otomatis, seperti membuka dan menutup *file*, *export chart*, dan lainnya. Isi menu ini sama dengan menu terdahulu, hanya ditambah dengan submenu *script* untuk membuat berbagai subrutin dan fungsi baru, serta submenu *debug* untuk melakukan proses *debug* pada *script*.

2. *Menu Draft Output*

   Menu ini juga bisa disebut dengan *draf viewer*, dan pada dasarnya digunakan untuk alternatif output hasil proses SPSS yang berupa teks dan *chart*. Output berupa tabel-tabel yang bisa ditampilkan dalam bentuk *simple text*. Sedangkan output grafik (*chart*) bisa ditampilkan dalam bentuk *metafile picture*.

2.8. *Principal Component Analysis* (PCA)

Metode PCA 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 PCA 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. Keunggulan metode PCA diantaranya adalah dapat menghilangkan korelasi secara bersih tanpa harus mengurahi jumlah variabel asal.

Langkah-langkah penggunaan PCA adalah sebagai berikut:

a) *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan *Barlett Test*

Mengenai layak atau tidaknya analisis faktor, maka perlu dilakukan uji *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan *Barlett Test*. Apabila nilai KMO berkisar antara 0,5 sampai dengan 1 maka analisis faktor layak digunakan. Namun, jika nilai KMO kurang dari 0,5 maka analisis faktor tidak layak dilakukan. Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

Hipotesis:

H_0: tidak ada korelasi antarvariabel bebas

H_1: ada korelasi antarvariabel bebas

Kriteria uji dengan melihat *p-value* (signifikan): terima H_0 jika sig. > 0,05 atau tolak H_0 jika sig.< 0,05.

b) *Anti Image Matriks*

Bagian *Anti Image Correlation*, khususnya pada angka korelasi yang bertanda a (arah diagonal dari kiri atas ke kanan bawah). Angka MSA (*Measure of Sampling Adequay*) berkisar dari 0 sampai 1, dengan kriteria sebagai berikut:

- MSA = 1, variabel tersebut dapat diprediksi tanpa kesalahan oleh variabel lain.
- MSA > 0,5, variabel masih bisa diprediksi dan bisa dianalisis lebih lanjut.
- MSA < 0,5, variabel tidak bisa diprediksi dan tidak bisa dianalisis lebih lanjut, atau dikeluarkan dari variabel lainnya.

c) *Communalities*

Communalities menunjukkan berapa varians yang dapat dijelaskan oleh faktor yang terbentuk.

d) *Total Variance Explained*

Dalam analisis faktor terdapat beberapa komponen yang merupakan variabel. Setiap faktor mewakili variabel yang dianalisis. Kemampuan setiap faktor mewakili variabel yang dianalisis ditunjukkan oleh besarnya varians yang dijelaskan, yang disebut dengan *eigenvalue*. *Eigenvalue* menunjukkan kepentingan relatif masing-masing faktor dalam menghitung varians ketiga variabel yang dianalisis. Susunan *eigenvalue* selalu diurutkan dari yang terbesar sampai yang terkecil, dengan kriteria bahwa angka *eigenvalue* di bawah 1 tidak digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk.

e) *Componen Matriks*

Componen Matriks merupakan tabel yang berisikan *factor loading* (nilai korelasi) antara variabel-variabel analisis dengan faktor yang terbentuk.

f) *Component Score Coefficient Matriks*

Setelah didapatkan faktor yang terbentuk melalui proses reduksi, maka perlu dicari persamaan sehingga dapat dihitung skor setiap faktor secara manual. Persamaan yang dibuat mirip dengan regresi linear berganda, hanya dalam persamaan faktornya tidak terdapat konstanta. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisa pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (*Y*) dengan menggunakan analisis regresi linear.

2.9. Metode Regresi Ridge

Salah satu cara lain untuk menghilangkan multikolinearitas adalah dengan menghilangkan variabel-variabel bebas dari model dengan didasarkan pada nilai koefisien ganda R^2 tertinggi. Namun penghapusan variabel bebas ini juga tidak akan memberikan solusi yang memuaskan jika variabel bebas yang dikeluarkan dari model mempunyai pengaruh yang relatif signifikan terhadap variabel tak bebas, karena dapat merusak kekuatan prediksi dari model. Suatu cara untuk menghadapi masalah ini adalah meninggalkan metode kuadrat kecil yang biasa dan menggunakan cara penaksiran bias. Dalam menggunakan estimator yang bias ini pada prinsipnya adalah menerima bias tertentu dalam estimator agar variansi dari estimator dapat diperkecil. Sejumlah prosedur estimasi bias telah dikembangkan untuk memperoleh estimasi kofisien regresi. Salah satunya adalah Metode Regresi Ridge.

Metode Regresi Ridge digunakan untuk mengurangi dampak multikolinearitas dengan cara menentukan penduga yang bias tetapi cenderung mempunyai jumlah kuadrat residual yang lebih kecil daripada taksiran yang diperoleh dengan kuadrat terkecil. Estimasi regresi ridge stabil, dengan pengertian bahwa tidak dipengaruhi oleh adanya variansi yang lebih kecil dalam penaksiran data karena sifat rata-rata kuadrat residual yang lebih kecil maka diharapkan lebih dekat pada nilai-nilai koefisien regresi yang sebenarnya dari taksiran kuadrat terkecil.

Metode Regresi Ridge ini didasarkan pada modifikasi metode kuadrat terkecil, yakni dengan menambahkan suku $k\mathbf{I}$ pada $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ sebelum diinverskan sehingga menyebabkan melemahnya multikolinearitas.

Estimator ridge $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ didefinisikan sebagai berikut:

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})\,\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

atau $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ (2.18)

Dimana $k \geq 0$ adalah suatu konstan (parameter bias) yang dipilih sedemikian sehingga nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ stabil. Jika $k = 0$ maka estimator ridge sama dengan estimator kuadrat terkecil.

Hubungan estimator regresi ridge dengan estimator kuadrat terkecil:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= (\mathbf{X}' \quad + k\mathbf{I})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{X})(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{y}$$

$$= (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})(\mathbf{X}'\mathbf{X})\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

$$= \mathbf{Z}_k\hat{\boldsymbol{\beta}} \qquad ; \mathbf{Z}_k = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}(\mathbf{X}'\mathbf{X})$$

Oleh karena itu selama $\mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = \mathbf{E}(\mathbf{Z}_k\boldsymbol{\beta}) = \mathbf{Z}_k\boldsymbol{\beta}$, $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ adalah estimator yang bias bagi $\boldsymbol{\beta}$.

Matriks varian-cov dari $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ adalah

Var-cov $(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = \mathbf{E}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\boldsymbol{\beta}'_R)$

$$= \mathbf{E}\,[(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}((\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y})']$$

$$= \mathbf{E}\,[(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}\mathbf{Y}'\mathbf{X}((\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}]$$

$$= (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathrm{E}(\mathbf{Y}\mathbf{Y}')\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}$$

$$= (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\sigma^2\mathbf{I}\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}$$

$$= \sigma^2(\text{뮤}'\mathbf{X} + 2\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}$$

Sehingga varians $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ adalah:

$$\mathrm{Var}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = \sigma^2 tr\,(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}$$

$$= \sigma^2 \sum_{j=1}^{p} \frac{1}{(\lambda_j + k)} \lambda_j \frac{1}{(\lambda_j + k)}$$

$$= \sigma^2 \sum_{j=1}^{p} \frac{\lambda_j}{(\lambda_j + k)^2}$$

Mean Square Error (MSE) untuk estimator ridge adalah:

$$\mathrm{MSE}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = \mathrm{E}\,[(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R - \boldsymbol{\beta})'(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R - \boldsymbol{\beta})]$$

$$= \mathbf{E}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)^2 - 2\boldsymbol{\beta}'\mathrm{E}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) + \boldsymbol{\beta}^2 \qquad (2.19)$$

Jika

$$[\mathbf{E}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R - \boldsymbol{\beta}')]^2 = [\mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)]^2 - 2\boldsymbol{\beta}'\mathrm{E}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) + \boldsymbol{\beta}^2$$

Maka

$$-2\boldsymbol{\beta}'\mathrm{E}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) + \boldsymbol{\beta}^2 = [\mathrm{E}\,[(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) - \boldsymbol{\beta}')]^2 - [\mathrm{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)]^2 \qquad (2.20)$$

Jika

$$\mathrm{Var}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) = \mathrm{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)^2 - [\mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)]^2$$

Maka

$$\mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)^2 = \mathrm{var}\,(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R) + [\mathbf{E}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R)]^2 \qquad (2.21)$$

Bila persamaan (2.20) dan (2.21) disubstitusikan dalam persamaan (2.19), maka diperoleh

$$\mathrm{MSE}\,(\hat{\beta}_R) = [E(\hat{\beta}_R)]^2 + \mathrm{var}\,(\hat{\beta}_R) + [E\,(\hat{\beta}_R) - \beta']^2 - [E(\hat{\beta}_R)]^2$$

$$= \mathrm{var}\,(\hat{\beta}_R) + [E\,(\hat{\beta}_R) - \beta']^2$$

$$= \text{varian}\,(\hat{\beta}_R) + (\text{bias dalam}\,\hat{\beta}_R)^2$$

$$= \sigma^2 tr[(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{X}(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}] + k^2\beta'(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-2}\beta$$

$$= \sigma^2 \sum_{j=1}^{p} \frac{\lambda_j}{(\lambda_j + k)^2} + k^2\,\beta'(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-2}\beta$$

Dimana $\lambda_1, \lambda_2, \ldots, \lambda_p$ adalah nilai-nilai eigen dari $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$. Suku pertama pada ruas kanan adalah jumlahan variansi $\hat{\beta}_R$ dan suku kedua merupakan kuadrat bias. Jelas bahwa untuk $k > 0$ jika nilai k bertambah, maka variansi akan mengecil dan kuadrat bias akan membesar. Penentuan nilai k dilakukan sedemikian sehingga penurunan jumlah variansi lebih besar dari kenaikan kuadrat bias. Jika hal ini dapat dilakukan MSE dari estimator ridge $\hat{\beta}_R$ akan lebih kecil dari variansi estimator kuadrat terkecil $\hat{\beta}$.

Metode Pemilihan k

Penambahan konstanta k mengakibatkan nilai-nilai elemen diagonal matriks $(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}$ menjadi kecil sehingga rata-rata kuadrat residualnya menjadi kecil. Hal ini menunjukkan bahwa taksiran koefisien regresi menjadi lebih stabil.

Untuk pemilihan nilai konstan k yang tepat dapat digunakan metode iterasi yang diperoleh dengan cara meminimumkan rata-rata kuadrat residual.

$$\mathrm{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right) = E[(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R - \boldsymbol{\beta})'(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R - \boldsymbol{\beta})]$$

$$= \sigma^2 \sum_{j=1}^{R} \frac{\lambda_j}{(\lambda_j + k)^2} + \sum_{j=1}^{R} \frac{{\beta_j}^2 k^2}{(\lambda_j + k)^2}$$

$$= \sum_{j=1}^{R} \frac{\sigma^2 \lambda_j}{(\lambda_j + k)^2} + \frac{{\beta_j}^2 k^2}{(\lambda_j + k)^2}$$

$$\frac{\partial \mathrm{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right)}{\partial k} = \sum_{j=1}^{R} \frac{-2\sigma^2 \lambda_j}{(\lambda_j + k)^3} + \frac{2{\beta_j}^2 k\left[(\lambda_j + k)^2\right] - 2{\beta_j}^2 k^2 (\lambda_j + k)}{(\lambda_j + k)^4}$$

$$= \sum_{j=1}^{R} \frac{-2\sigma^2 \lambda_j}{(\lambda_j + k)^3} + \frac{2{\beta_j}^2 k[(\lambda_j + k)] - 2{\beta_j}^2 k^2}{(\lambda_j + k)^3}$$

$$= \sum_{j=1}^{R} \frac{-2\sigma^2 \lambda_j}{(\lambda_j + k)^3} + \frac{2{\beta_j}^2 k \lambda_j + 2{\beta_j}^2 k^2 - 2{\beta_j}^2 k^2}{(\lambda_j + k)^3}$$

$$= \sum_{j=1}^{R} \frac{2{\beta_j}^2 k \lambda_j - 2\sigma^2 \lambda_j}{(\lambda_j + k)^3}$$

$$= \sum_{j=1}^{R} \frac{2\lambda_j({\beta_j}^2 k - \sigma^2)}{(\lambda_j + k)^3} \quad (2.22)$$

Nilai minimum diperoleh jika $\frac{\partial \mathrm{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right)}{\partial k} = 0$

Sehingga diperoleh: $\sum_{j=1}^{R} \frac{2\lambda_j({\beta_j}^2 k - \sigma^2)}{(\lambda_j + k)^3} = 0$

$$\sum_{j=1}^{R} 2\lambda_j\left({\beta_j}^2 k - \sigma^2\right) = 0 \quad (2.23)$$

$$k = \frac{\sum \lambda_j \sigma^2}{\sum {\beta_j}^2} \quad (2.24)$$

Syarat perlu dan cukup agar rata-rata kuadrat residual mempunyai nilai minimum adalah $\frac{\partial \text{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right)}{\partial k} > 0$.

Sehingga berdasarkan persamaan (2.22) diperoleh

$$\frac{\partial \text{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right)}{\partial k^2} = \sum_{j=1}^{R} \frac{2\beta_j{}^2\lambda_j{}^2 + 2\beta_j{}^2 k\lambda_j - 6\beta_j{}^2 k\lambda_j + 6\sigma^2\lambda_j}{\left(\lambda_j + k\right)^3}$$

$$= \sum_{j=1}^{R} \frac{2\beta_j{}^2\lambda_j{}^2 - 4\beta_j{}^2 k\lambda_j + 6\sigma^2\lambda_j}{\left(\lambda_j + k\right)^4} \qquad (2.25)$$

Penyebut pada persamaan di atas akan selalu mempunyai nilai yang positif, maka persamaan di atas dapat ditulis sebagai:

$$\frac{\partial \text{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right)}{\partial k^2} = 2\beta_j{}^2\lambda_j{}^2 - 4\sigma^2\lambda_j + 6\sigma^2\lambda_j$$

$$= \sum_{j=1}^{R} 2\beta_j{}^2\lambda_j{}^2 + 2\sigma^2\lambda_j \qquad (2.26)$$

Karena $\lambda_j > 0$ maka persamaan (2.23) akan selalu mempunyai nilai yang positif sehingga diperoleh $\frac{\partial \text{MSE}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_R\right)}{\partial k^2} > 0$. (2.27)

Karena $\lambda_j > 0$ maka persamaan (2.23) dapat ditulis sebagai

$$\sum_{j=1}^{R} \left(\beta_j{}^2 k - \sigma^2\right) = 0$$

$$k = \frac{ps^2}{\boldsymbol{\beta}'\boldsymbol{\beta}} \qquad (2.28)$$

Dengan σ^2 dan $\boldsymbol{\beta}$ ditaksir dengan s^2 dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ yang diperoleh melalui metode kuadrat terkecil.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian merupakan suatu cara yang digunakan dalam rangka penelitian sehingga pelaksanaan penelitian dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah. Dengan metode penelitian, data yang diperoleh semakin lengkap untuk memecahkan masalah yang dihadapi. Metode penelitian yang digunakan dalam penulisan ini adalah metode kajian pustaka dengan tahap-tahap sebagai berikut.

3.1. Penemuan Masalah

Penemuan masalah dimulai dari studi pustaka**.** Studi pustaka merupakan penelaahan sumber-sumber pustaka yang relevan dan digunakan untuk mengumpulkan informasi yang diperlukan dalam penulisan ini. Setelah sumber pustaka terkumpul dilanjutkan dengan penelaahan isi sumber pustaka tersebut. Dari penelaahan yang dilakukan, muncul suatu ide yang kemudian dijadikan sebagai landasan untuk penulisan ini. Permasalahan yang muncul adalah tentang adanya multikolinearitas dalam analisis regresi ganda.

3.2. Kajian Pustaka

Pada tahap ini dilakukan kajian pustaka, yaitu mengkaji permasalahan secara teoritis berdasarkan sumber-sumber pustaka yang relevan dan mengumpulkan data atau informasi dari berbagai sumber pustaka serta mengumpulkan konsep pendukung yang berkaitan dengan masalah multikolinearitas.

Cara Pengambilan Data pada penulisan ini adalah sebagi berikut:

i. Metode Dokumentasi

Metode dokumentasi yang digunakan untuk mendapatkan data. Data tersebut merupakan data sekunder yakni data yang telah diolah suatu instansi atau lembaga, namun diambil untuk dijadikan sebagai bahan analisis data dalam permasalahan tersebut.

ii. Metode Literatur

Metode literatur adalah metode dengan mempelajari teori-teori dari buku-buku yang berkaitan dengan regresi ganda, uji asumsi klasik, masalah multikolinearitas dan mengatasinya dengan metode *Principal Component Analysis* dan metode Regresi Ridge, kemudian menerapkannya pada data yang dipakai.

3.3. Analisis dan Pemecahan Masalah

Pada tahap ini dilakukan pengkajian data dan pemecahan masalah yang berhubungan dengan multikolinearitas dari data yang telah diambil dari sumber pustaka. Analisis data dimaksudkan untuk memberikan solusi-solusi dari permasalahan yang telah ditentukan.

3.3.1. Pendeteksian Adanya Multikolinearitas

Ada beberapa cara untuk mengetahui keberadaan multikolinearitas dalam suatu model regresi, dan untuk penulisan ini dengan melihat Nilai *Tolerance* atau VIF. Dengan menggunakan bantuan *software* SPSS dan melihat nilai *Tolerance* atau VIF pada tabel ”coefficients[a]”. Dengan langkah-langkah sebagai berikut:

i. Buka menu SPSS, pilih menu ***Analyze***, kemudian submenu ***Regression***, lalu pilih ***Linear***.
ii. Tampak di layar *windows Linear Regression*.
iii. Pada kotak ***Dependent*** isikan variabel depanden Y.
iv. Pada kotak ***Independent*** isikan variabel independen X_i.
v. Pada kotak ***Method***, pilih ***Enter***.
vi. Untuk menampilkan matriks korelasi dan nilai *Tolerance* serta VIF, pilih ***Statistics***, di layar akan muncul tampilan *windows Linear Regression Statistics*.
vii. Aktifkan pilihan ***Covariance Matrix*** dan ***Collinearity Diagnostics***.
viii. Tekan ***Continue***, abaikan yang lain dan tekan Ok.
ix. Maka akan muncul tabel *output Cofficient Correlations* dan *Coefficient*.
x. Menurut Ghozali (2006:97), jika nilai korelasi antar variabel independen pada tabel output *Cofficient Correlations* > 95%, maka dapat dikatakan terjadi multikolinearitas. Sedangkan hasil perhitungan nilai tolerance dan VIF pada tabel output *Cofficient*, jika nilai Tolerance < 0,1 atau nilai VIF >10 maka dapat dikatakan terjadi multikolinearitas.

3.3.2. Mengatasi Masalah Multikolinearitas

3.3.2.1. Dengan Metode *Principal Component Analysis*

Jika pada pengujian sebelumnya telah menunjukkan bahwa terdapat permasalahan multikolinearitas dalam data, maka dilakukan penanggulangan untuk mengatasi masalah multikolinearitas tersebut. Dalam hal ini yang pertama menggunakan prosedur *Principal Component Analysis* (PCA). Prosedur PCA pada dasarnya bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan (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 PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh, maka komponen-komponen tersebut menjadi variabel bebas baru yang akan diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas ($\boldsymbol{Y}$) dengan menggunakan analisis regresi. Keunggulan metode PCA diantaranya adalah dapat menghilangkan korelasi secara bersih tanpa harus mengurangi jumlah variabel asal.

Metode PCA digunakan dengan bantuan *software* SPSS dalam prosesnya. Setelah data dimasukkan di *data view* dengan telah mengubah nama-nama variabelnya, selanjutnya langkah-langkahnya adalah sebagai berikut:

i. Pilih menu ***Analyze***, kemudian submenu ***Data reduction***, lalu pilih ***factor***.

ii. Tampak di layar *windows Factor Analysis*.

iii. Masukkan semua faktor dikotak ***Factor Analysis*** ke dalam kotak ***variables***.

iv. Klik tombol ***Deskriptives*** yang berada disebelah kiri bawah. Pilih dengan menandai ***KMO and Bartlett's test of sphericity*** serta ***anti-image***. Klik ***continue***.

v. Klik tombol ***Extraction***.

vi. Tampak di layar *kotak dialog Extraction.*

vii. Pada kotak ***Method***, pilih ***Principal Components***.

viii. Pada kotak ***Analize***, tetap pada pilihan ***Correlation Matrix.***

ix. Pada kotak ***Display***, aktifkan ***unrotated factor Solution.***

x. Pada kotak ***Eigenvalues Over,*** tetap pada angka 1.

xi. Pada kotak ***Maximum Iteration For Convergen***, tetap pada angka 25, tekan ***Continue***.

xii. Klik tombol ***Rotation***.

xiii. Pada kotak ***Method***, pilih ***Varimax***.

xiv. Pada kotak ***Display***, aktifkan ***Rotated Solution*** dan ***Loading Plot(s).***

xv. Pada kotak ***Maximum Iteration For Convergen***, tetap pada angka 25, tekan ***Continue***.

xvi. Klik tombol ***Scores***.

xvii. Aktifkan kotak ***Save as variables***, dan secara otomatis kotak ***Method*** akan terbuka, pilih ***Regression***, Klik *Display factor score coefficient matrix* tekan ***Continue***.

xviii. Abaikan yang lain dan tekan ***Ok***.

Maka akan muncul tabel *output-output,* dan yang dibutuhkan disini:

1. *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan *Barlett Test*

   Mengenai layak atau tidaknya analisis faktor, maka perlu dilakukan uji *Kaiser-Meyer-Olkin* (KMO) dan *Barlett Test*. Apabila nilai KMO berkisar antara 0,5 sampai dengan 1 maka analisis faktor layak digunakan. Namun, jika nilai KMO kurang dari 0,5 maka analisis faktor tidak layak dilakukan. Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

   Hipotesis:

   H_0: Tidak ada korelasi antarvariabel bebas

   H_I: Ada korelasi antarvariabel bebas

   Kriteria uji dengan melihat *p-value* (signifikan): terima H_0 jika sig. > 0,05 atau tolak H_0 jika sig. < 0,05.

2. *Anti Image Matriks*

   Bagian *Anti Image Correlation*, khususnya pada angka korelasi yang bertanda a (arah diagonal dari kiri atas ke kanan bawah). Angka MSA (*Measure of Sampling Adequay*) berkisar dari 0 sampai 1, dengan kriteria sebagai berikut:

- $\text{MSA} = 1$, variabel tersebut dapat diprediksi tanpa kesalahan oleh variabel lain.
- $\text{MSA} > 0{,}5$, variabel masih bisa diprediksi dan bisa dianalisis lebih lanjut.
- $MSA < 0{,}5$, variabel tidak bisa diprediksi dan tidak bisa dianalisis lebih lanjut, atau dikeluarkan dari variabel lainya.

3. *Communalities*

Communalities menunjukkan berapa varians yang dapat dijelaskan oleh faktor yang terbentuk.

4. *Total Variance Explained*

Dalam analisis faktor terdapat beberapa komponen yang merupakan variabel. Setiap faktor mewakili variabel yang dianalisis. Kemampuan setiap faktor mewakili variabel yang dianalisis ditunjukkan oleh besarnya varians yang dijelaskan, yang disebut dengan *eigenvalue*. *Eigenvalue* menunjukkan kepentingan relatif masing-masing faktor dalam menghitung varians semua variabel yang dianalisis. Susunan *eigenvalue* selalu diurutkan dari yang terbesar sampai yang terkecil, dengan kriteria bahwa angka *eigenvalue* di bawah 1 tidak digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk.

5. *Componen Matriks*

Componen Matriks merupakan tabel yang berisikan *faktor loading* (nilai korelasi) antara variabel-variabel analisis dengan faktor yang terbentuk.

6. *Component Score Coefficient Matriks*

Setelah didapatkan faktor yang terbentuk melalui proses reduksi, maka perlu dicari persamaan sehingga dapat dihitung skor setiap faktor secara manual. Persamaan yang dibuat mirip dengan regresi linear berganda, hanya dalam persamaan faktornya tidak terdapat konstanta. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisa pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y) dengan menggunakan analisis regresi linear.

Mencari Persamaan Ideal

Setelah didapatkan variabel bebas baru (F_1) yang bebas multikolinearitas, maka langkah berikutnya adalah meregresikan variabel bebas yang baru (F_1) dengan variabel tak bebas Y. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

i. Pilih menu ***Analyze***, kemudian submenu ***Regression***, lalu pilih ***Linear***.

ii. Tampak di layar *Linear Regession*.

iii. Masukkan variabel Y pada ***Dependent*** dan variabel FAC1_1 pada ***Independent***, tekan ***Ok***.

Sehingga terbentuk persamaan regresi linear sederhana sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_0 F_1 + e_i.$$

3.3.2.2. Dengan Metode Regresi Ridge

Langkah-langkah yang akan digunakan adalah:

1. Metode Standarisasi

   Variabel bebas dibakukan dengan rumus:

$$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{\mathbf{X}_{ij} - \bar{\mathbf{X}}_i}{\sqrt{\sum_{j=1}^{n} (\mathbf{X}_{ij} - \bar{\mathbf{X}}_i)^2}}$$

$$= \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{s_{ii}^{\frac{1}{2}}} \qquad \text{dengan } i = 1, 2, 3, 4$$

   dimana X_{ij} adalah variabel x dalam bentuk baku

   S_{ii} adalah koreksi jumlah kuadrat variabel penjelas x_i.

2. Metode Regresi Ridge

   Metode regresi ridge ini didasarkan pada modifikasi metode kuadrat terkecil, yakni dengan menambahkan suku $k\mathbf{I}$ pada $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ sebelum diinverskan sehingga menyebabkan melemahnya multikolinearitas. Estimator ridge $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R$ didefinisikan sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

   dimana $k \geq 0$ adalah suatu konstan.

   Untuk memperoleh nilai konstan _ yang sesuai digunakan metode iterasi.

Prosedur iterasi adalah:

Iterasi 1

Diambil $k = \frac{p\,s^2}{\hat{\beta}'\hat{\beta}}$ sehingga diperoleh taksiran $\hat{\beta}_R(k_0)$ dengan s^2 dan $\hat{\beta}$ diperoleh melalui metode kuadrat terkecil.

$$s^2 = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \boldsymbol{\beta}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}}{n-p}$$

Dimana n = jumlah data

p = jumlah variabel yang digunakan

iterasi 2

$k_1 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0)}$ sehingga diperoleh taksiran $\hat{\beta}_R(k_1)$

iterasi 3

$k_2 = \frac{p\,m^2}{\hat{\beta}_R(k_1)'\hat{\beta}_R(k_1)}$ sehingga diperoleh taksiran $\hat{\beta}_R(k_2)$

iterasi $j-1$

$k_{j-1} = \frac{p\,m^2}{\hat{\beta}_R(k_{j-2})'\hat{\beta}_R(k_{j-2})}$ sehingga diperoleh taksiran $\hat{\beta}_R(k_{j-1})$

iterasi j

$k_j = \frac{p\,m^2}{\hat{\beta}_R(k_{j-1})'\hat{\beta}_R(k_{j-1})}$ sehingga diperoleh taksiran $\hat{\beta}_R(k_j)$

jika perubahan relatif k_j memenuhi

$$\frac{k_j - k_{j-1}}{k_{j-1}} > 20T^{-1,3}$$

maka prosedur iterasi dilanjutkan, bila tak demikian maka iterasi dihentikan. Selanjutnya akan digunakan nilai taksiran $\hat{\beta}_R(k_{j-1})$.

Nilai T ditentukan oleh persamaan:

$$T = \frac{tr(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}}{p}$$

Kriteria pengakhiran iterasi merupakan pemilihan, karena nilai T naik dengan perbedaan dalam *eigenvalue* dari matriks $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ sehingga lebih lanjut dapat dikatakan bahwa penyusutan sebagai derajat. "ill conditioning" dalam kenaikan data.

Beberapa penelitian menyebutkan bahwa pengakhiran iterasi di atas merupakan keputusan yang baik untuk menentukan nilai k.

3.3.3. Perbandingan Metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan Regresi Ridge

Langkah terakhir dalam metode penelitian ini adalah membandingkan metode *Principal Component Analysis* dan Regresi Ridge dalam mengatasi multikolinearitas. Dari kedua metode tadi dipilih yang lebih efektif, dilihat dari nilai *Means Square Error* (MSE) yang lebih kecil. Dengan $MSE = \frac{(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{n}$.

BAB 1V

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Setelah dijabarkan beberapa hal mengenai multikolinearitas pada bab sebelumnya, selanjutnya pada bab IV ini disajikan mengenai hasil penelitian dan pembahasan. Pembahasan difokuskan pada data yang mempunyai kecenderungan terjadi multikolinearitas beserta analisis contoh kasus pada beberapa data yang mengandung masalah multikolinearitas.

1. Analisis contoh kasus multikolinearitas

Telah dijelaskan sebelumnya bahwa multikolinearitas terjadi akibat adanya korelasi yang cukup tinggi antara variabel independen yang satu dengan yang lainnya. Tipe data *time series* untuk variabel independen memiliki kecenderungan adanya multikolinearitas. Hal tersebut dikarenakan pada kedua data yang menjadi variabel independen tersebut mengandung unsur trend yang sama yaitu naik dan turun secara bersamaan. Sehingga menyebabkan adanya korelasi yang tinggi antar variabel independen. Data yang mempunyai kecenderungan mengandung multikolinearitas dapat dicontohkan sebagai berikut:

1). Regresi pendapatan per kapita dan kekayaan terhadap tabungan.

2). Regresi harga karet di pasar internasional Indonesia dan produksi karet Indonesia terhadap nilai ekspor karet Indonesia.

3). Regresi antar GDP (*Gross Domestik Product*), IMP (Impor Barang), dan G (Pengeluaran Pemerintah) terhadap JUB (Jumlah Uang Beredar).

Dari data lampiran 1, akan dilakukan simulasi terhadap lima data, dan akan dibentuk model regresi pengganti X_1, X_2, X_3 terhadap Y yaitu sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \varepsilon_t$$

Berdasarkan data diatas akan dilakukan pengecekan apakah mengandung multikolinearitas atau tidak, sekaligus cara penanggulangannya jika terjadi multikolinearitas sehingga diperoleh model regresi yang cocok untuk menggambarkan data pada lampiran 1.

4.2. Simulasi Data Sampel :

4.2.1. Simulasi Sampel Ke-1:

Langkah-langkah untuk menyelesaikannya adalah sebagai berikut:

4.2.1.1. Uji Multikolinearitas

Untuk menguji ada tidaknya multikolinearitas, akan digunakan nilai toleransi dan VIF. Dengan menggunakan bantuan SPSS 16.0, dapat diperoleh nilai Toleransi dan VIF untuk data sampel di atas pada tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2).

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2) untuk data sampel ke-1, terlihat bahwa nilai VIF (12,297) yang melebihi 10 dan nilai toleransi (0,81) kurang dari 0,1. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinearitas pada data.

4.2.1.2. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode *Principal Component Analysis* (PCA)

Selanjutnya dilakukan proses untuk menghilangkan adanya multikolinearitas. Metode pertama yang digunakan adalah dengan metode PCA. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

1). KMO dan *Barlett Test*

Dari (lampiran 3) sampel ke-1 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai KMO = 0,666 berada pada 0,5 dan 1, maka analisis faktor layak digunakan.

Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

Hipotesis:

H_0= tidak ada korelasi antar variabel bebas

H_1= ada korelasi antar variabel bebas

Kriteria uji dengan melihat *ρ-value* (signifikansi). Terima H_0 jika Sig. > 0,05. Dari (lampiran 3) sampel ke-1 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai chi-square = 36,774 dengan derajat kebebasan 3, dan *ρ-value* (0,000) < 0,05, maka H_0 ditolak. Artinya terdapat korelasi antar variabel bebas.

2). *Anti Image Matriks* (MSA)

Berdasarkan kriteria angka MSA, pada tabel **Anti-image Matrices** (lampiran 3) untuk sampel ke-1 terlihat bahwa semua angka MSA memiliki nilai di atas 0,5. Artinya analisis dapat dilanjutkan.

3). *Communalities*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-1 pada tabel **Communalities** terlihat bahwa untuk variabel X_1, diperoleh nilai sebesar 0,954 = 95,4%. Hal ini berarti 95,4% variabel X_1 dapat dijelaskan oleh faktor yang terbentuk. Demikian juga untuk variabel X_2 dan X_3.

4). *Total Variance Explained*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-1 pada tabel **Total Variance Explained** terlihat bahwa angka *eigenvalues* di bawah 1 tidak dapat digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk, sehingga proses *factoring* seharusnya berhenti pada pada satu faktor saja.

Faktor satu memiliki *eigenvalues* sebesar 2,664, artinya faktor satu ini dapat menjelaskan 2,664 atau 88,787% dari total *Communalitie*.

5). *Component Matriks dan Component Score Coefficiens Matriks*

Berdasarkan tabel **Component Matrixa** (lampiran 3) untuk sampel ke-1 terlihat bahwa hanya satu faktor yang terbentuk dari ketiga variabel. Hal tersebut berarti bahwa satu faktor adalah jumlah yang paling optimal untuk mereduksi ketiga variabel bebas tersebut.

Dengan menggunakan tabel **Component Score Coefficient Matrix** (lampiran 3) untuk sampel ke-1, diperoleh persamaan untuk faktor baru yang terbentuk adalah sebagai berikut: $F_1 = 0{,}367x_1 + 0{,}357x_2 + 0{,}337x_3$. Skor-skor faktor yang dihasilkan dapat digunakan untuk menggantikan skor-skor pada variabel bebas yang asli. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y) dengan menggunakan analisis regresi linear.

6). Model Regresi yang Ideal

Setelah didapatkan variabel bebas baru (F_1) yang bebas multikolinearitas melalui teknik PCA, maka langkah berikutnya adalah meregresikan variabel bebas yang baru (F_1) terhadap variabel tak bebas (Y). Karena variabel bebas baru (F_1) yang terbentuk hanya satu, maka pada model tersebut digunakan analisis regresi linear sederhana sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 F_1 + \varepsilon_i$$

Dimana: $F_1 = 0{,}367x_1 + 0{,}357x_2 + 0{,}337x_3$

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 4), diperoleh model regresi sebagai berikut: $Y = 87{,}121 + 17{,}568F_1$

4.2.1.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode Regresi Ridge

Langkah-langkahnya sebagai berikut:

Berdasarkan variabel-variabel yang digunakan dalam data diperoleh model regresi $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$. Variabel penjelas X_1, X_2, X_3 ditransformasikan ke dalam bentuk baku sesuai dengan persamaan (12).

$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$, dengan $i = 1, 2, 3$.

Dari data pada lampiran 5 sesuai dengan persamaan (2.8) diperoleh:

$S_{11} = \sum(X_1 - \bar{X}_1)^2 = 4635{,}199771 \qquad \sqrt{S_{11}} = 68{,}08230146$

$S_{22} = \sum(X_2 - \bar{X}_2)^2 = 653{,}1965429 \qquad \sqrt{S_{22}} = 25{,}55771005$

$S_{33} = \sum(X_3 - \bar{X}_3)^2 = 55{,}78949286 \qquad \sqrt{S_{33}} = 7{,}469236431$

Sehingga berdasarkan data pada lampiran 5 dengan menggunakan persamaan (2.8) diperoleh nilai variabel penjelas dalam bentuk baku ($\mathbf{X}^*$) yang terangkum pada lampiran 6.

Berdasarkan data pada lampiran 6 diperoleh:

$\sum \mathbf{X}^*_1 \mathbf{X}^*_2 = 180{,}304583$

$\sum \mathbf{X}^*_1 \mathbf{X}^*_3 = 35{,}79082681$

$\sum \mathbf{X}^*_2 \mathbf{X}^*_3 = 13{,}84807324$

Dengan menggunakan persamaan (2.12) diperoleh matriks koefisien korelasi **R**.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 180,304583 & 35,79082681 \\ 180,304583 & 1 & 13,84807324 \\ 35,79082681 & 13,84807324 & 1 \end{bmatrix}$$

Invers dari matrik **R** adalah

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} -0,00131793 & 0,002170462 & 0,017002 \\ 0,002170462 & -0,0008420 & 0,04448678 \\ 0,017002 & 0,04448678 & -0,224587513 \end{bmatrix}$$

Model regresi linear berganda untuk data yang dibakukan pada lampiran 6 yang sesuai dengan persamaan (2.18) adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ diperoleh

$$\mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} 1 & -0,366782968 & -0,398481933 & -0,401743112 \\ 1 & 0,322278009 & 0,337834872 & 0,198241721 \\ 1 & 0,352976149 & -0,398873205 & -0,346851289 \\ 1 & -0,302008424 & -0,313184777 & -0,32810774 \\ 1 & -0,255006488 & -0,158241318 & -0,278571217 \\ 1 & -0,142054959 & 0,032307835 & -0,079086302 \\ 1 & 0,283606327 & 0,117604992 & 0,267669357 \\ 1 & 0,122624695 & 0,038176906 & 0,374775352 \\ 1 & 0,110580448 & 0,024482408 & 0,31452823 \\ 1 & 0,135697108 & 0,196250536 & 0,386824777 \\ 1 & 0,141425469 & 0,160644842 & 0,033374993 \\ 1 & 0,223091334 & 0,325761356 & 0,057473842 \\ 1 & 0,326201832 & 0,402841814 & 0,136464513 \\ 1 & 0,397879784 & 0,308545416 & 0,061490317 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} 14 & 68,08230146 & 25,55771 & 7,469236 \\ 68,08230146 & 481,1767281 & 180,3046 & 35,79082 \\ 25,55771005 & 180,304583 & 80,215354 & 13,848073 \\ 7,469236431 & 35,79082681 & 13,848073 & 6,534585 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*)^{-1} = \begin{bmatrix} 0,3485421 & -0,03549 & 0,006223 & -0,2171815 \\ -0,035493 & 0,017769 & -0,0297 & 0,0061859 \\ 0,006223 & -0,0297 & 0,079457 & -0,012825 \\ -0,21718 & 0,006186 & -0,012825 & 0,3945759 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1219,7 \\ 5691,270758 \\ 2139,96325 \\ 604,4906408 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}'\mathbf{Y} = [110780,37]$$

Untuk mendapatkan taksiran koefisien regresi ridge maka harus dicari konstanta k yang tepat sedemikian hingga persamaan (2.18) mempunyai solusi yang stabil.untuk memperoleh nilai konstanta k yang sesuai maka digunakan metode iterasi.

Jika digunakan metode kuadrat terkecil sesuai dengan persaman (2.7) diperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 105,1485097 \\ -1,97959082 \\ 0,839969379 \\ -18,61927017 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}' = [105,1485 \quad -1,97959082 \quad 0,839969379 \quad -18,61927017]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}} = 11407,51065$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} = 107525,579$$

$$s^2 = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}}{n-p} = \frac{110,78037 - 107525,579}{14-4} = 228,4850704$$

Dengan $n = 14$ dan $p = 4$.

Sesuai dengan persamaan (3.1)

$$T = \frac{tr(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}}{p} = \frac{0,84034396}{4} = 0,210085987$$

Dan $20T^{-1,3} = 152,0245708$

Sehingga prosedur iterasinya adalah

Iterasi 1

Diambil $k_0 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}'\hat{\beta}} = \frac{913,9402817}{11407,51065} = 0,080117416$

$$\hat{\beta}_R(k_0) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_0\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{vmatrix} 3,146779 & 1,110993 & 0,199038 & 1,430613 \\ 1,11099 & 11,22315 & 2,079160 & 0,418224 \\ 0,199039 & 2,079161 & 6,665515 & 0,244061 \\ 1,430613 & 0,418224 & 0,244061 & 2,762301 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} 1219,7 \\ 5691,27 \\ 2139,96 \\ 604,490 \end{vmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 11451,81735 \\ 69931,22787 \\ 26487,32368 \\ 6317,212541 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\beta}_R(k_0)' = [11451,81735 \quad 69931,22787 \quad 26487,324 \quad 6317,212]$$

$$\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0) = 5763006242$$

Sehingga diperoleh

$$k_1 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0)} = \frac{913,9402817}{5763006242} = 0,000000158507$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_1 - k_0}{k_0} = \frac{0,000000159 - 0,080117}{0,080117416} = 0,999998021 < 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_1 - k_0}{k_0} < 20T^{-1,3}$ maka iterasi dihentikan.

Selanjutnya digunakan nilai k_1 dan $\hat{\beta}_R(k_0)$ sebagai hasil akhir iterasi.

Elemen-elemen dari maks $\hat{\beta}_R(k_0)$ merupakan koefisien regresi ridge sehingga diperoleh:

$$\hat{\beta}_{R0} = 11451,81735$$

$$\hat{\beta}_{R1} = 69931,22787$$

$$\hat{\beta}_{R2} = 26487,32368$$

$$\hat{\beta}_{R3} = 6317,212541$$

Jadi diperoleh model regresi linear berganda untuk data dalam bentuk baku sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \ddot{\beta}_{R0} + \ddot{\beta}_{R1}\mathbf{X}^*_1 + \ddot{\beta}_{R2}\mathbf{X}^*_2 + \ddot{\beta}_{R3}\mathbf{X}^*_3$$

$$\mathbf{Y} = 11451{,}817 + 69931{,}228\mathbf{X}^*_1 + 26487{,}32\mathbf{X}^*_2 + 6317{,}2125\mathbf{X}^*_3$$

Jika variabel $\mathbf{X}^*_1, \mathbf{X}^*_2, \mathbf{X}^*_3$ dikembalikan ke dalam bentuk variabel asli $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ dengan mensubstitusikan persamaan (2.8) maka

$$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{\mathbf{X}_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$$

Sehingga diperoleh

$$\mathbf{X}^*_1 = \frac{\mathbf{X}_1 - 68{,}38142857}{68{,}08230146}$$

$$\mathbf{X}^*_2 = \frac{\mathbf{X}_2 - 27{,}28428571}{25{,}55771005}$$

$$\mathbf{X}^*_3 = \frac{\mathbf{X}_3 - 6{,}960714286}{7{,}469236431}$$

Diperoleh model regresi linear berganda untuk variabel bebas X.

$$\mathbf{Y} = 11451{,}817 + 69931{,}228\frac{\mathbf{X}_1 - 68{,}3814}{68{,}08230146} + 26487{,}32\frac{\mathbf{X}_2 - 27{,}284}{25{,}55771005} + 6317{,}212\frac{\mathbf{X}_3 - 6{,}9607}{7{,}469236431}$$

$$= 11451{,}817 + 1027{,}157\mathbf{X}_1 - 4635{,}1998 + 1036{,}373\mathbf{X}_2 - 653{,}1965 + 845{,}764\mathbf{X}_3 - 55{,}78949$$

$$= 6596831431 + 1027{,}157\mathbf{X}_1 + 1036{,}3731\mathbf{X}_2 + 845{,}764\mathbf{X}_3.$$

4.2.1. Simulasi Sampel Ke-2:

Langkah-langkah untuk menyelesaikannya adalah sebagai berikut:

4.2.5.3. Uji Multikolinearitas

Untuk menguji ada tidaknya multikolinearitas, akan digunakan nilai toleransi dan VIF. Dengan menggunakan bantuan SPSS 16.0, dapat diperoleh nilai Toleransi dan VIF untuk data sampel di atas pada tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2).

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2) untuk sampel ke-2, terlihat bahwa semua nilai VIF melebihi 10 dan semua nilai toleransi kurang dari 0,1. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinearitas pada data.

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode *Principal Component Analysis* (PCA)

Selanjutnya dilakukan proses untuk menghilangkan adanya multikolinearitas. Metode pertama yang digunakan adalah dengan metode PCA. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

1). KMO dan *Barlett Test*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-2 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai KMO = 0,744 berada pada 0,5 dan 1, maka analisis faktor layak digunakan.

Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

Hipotesis:

H_0= tidak ada korelasi antar variabel bebas

H_1= ada korelasi antar variabel bebas

Kriteria uji dengan melihat *ρ-value* (signifikansi). Terima H_0 jika Sig. > 0,05. Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-2 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai chi-square = 36,774 dengan derajat kebebasan 3, dan *ρ-value* (0,000) < 0,05, maka H_0 ditolak. Artinya terdapat korelasi antar variabel bebas.

2). *Anti Image Matriks* (MSA)

Berdasarkan kriteria angka MSA, pada tabel **Anti-image Matrices** (lampiran 3) untuk sampel ke-2 terlihat bahwa semua angka MSA memiliki nilai di atas 0,5. Artinya analisis dapat dilanjutkan.

3). *Communalities*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-2 pada tabel **Communalities** terlihat bahwa untuk variabel X_1, diperoleh nilai sebesar 0,996 = 99,6%. Hal ini berarti 99,6% variabel X_1 dapat dijelaskan oleh faktor yang terbentuk. Demikian juga untuk variabel X_2 dan X_3.

4). *Total Variance Explained*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-2 pada tabel **Total Variance Explained** terlihat bahwa angka *eigenvalues* di bawah 1 tidak dapat digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk, sehingga proses *factoring* seharusnya berhenti pada pada satu faktor saja.

Faktor satu memiliki *eigenvalues* sebesar 2,981, artinya faktor satu ini dapat menjelaskan 2,981 atau 99,375% dari total *Communalitie*.

5). ***Component Matriks dan Component Score Coefficiens Matriks***

Berdasarkan tabel **Component Matrix**[a] (lampiran 3) untuk sampel ke-2, terlihat bahwa hanya satu faktor yang terbentuk dari ketiga variabel. Hal tersebut berarti bahwa satu faktor adalah jumlah yang paling optimal untuk mereduksi ketiga variabel bebas tersebut.

Dengan menggunakan tabel **Component Score Coefficient Matrix** (lampiran 3) untuk sampel ke-2, diperoleh persamaan untuk faktor baru yang terbentuk adalah sebagai berikut: $F_1 = 0{,}335x_1 + 0{,}333x_2 + 0{,}335x_3$. Skor-skor faktor yang dihasilkan dapat digunakan untuk menggantikan skor-skor pada variabel bebas yang asli. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y) dengan menggunakan analisis regresi linear.

Model Regresi yang Ideal

Setelah didapatkan variabel bebas baru (F_1) yang bebas multikolinearitas melalui teknik PCA, maka langkah berikutnya adalah meregresikan variabel bebas yang baru (F_1) terhadap variabel tak bebas (Y). Karena variabel bebas baru (F_1) yang terbentuk hanya satu, maka pada model tersebut digunakan analisis regresi linear sederhana sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta F_1 + \varepsilon_i$$

Dimana: $F_1 = 0{,}335x_1 + 0{,}333x_2 + 0{,}335x_3$

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 4) untuk sampel ke-2, diperoleh model regresi sebagai berikut:

$$Y = 108532{,}4 + 94404{,}721F_1.$$

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode Regresi Ridge

Langkah-langkahnya sebagai berikut:

Berdasarkan variabel-variabel yang digunakan dalam data diperoleh model regresi $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$. Variabel penjelas X_1, X_2, X_3 ditransformasikan ke dalam bentuk baku sesuai dengan persamaan (12).

$\mathbf{X}^*{}_{ij} = \dfrac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$, dengan $i = 1, 2, 3.$

Dari data pada lampiran 5 sesuai dengan persamaan (2.8) diperoleh:

$$S_{11} = \sum(X_1 - \bar{X}_1)^2 = 42200305{,}33 \qquad \sqrt{S_{11}} = 6496{,}791926$$

$$S_{22} = \sum(X_2 - \bar{X}_2)^2 = 3{,}0633E + 11 \qquad \sqrt{S_{22}} = 553474{,}704$$

$$S_{33} = \sum(X_3 - \bar{X}_3)^2 = 40009903{,}73 \qquad \sqrt{S_{33}} = 6325{,}338231$$

Sehingga berdasarkan data pada lampiran 5 dengan menggunakan persamaan (2.8) diperoleh nilai variabel penjelas dalam bentuk baku ($\mathbf{X}^*$) yang terangkum pada lampiran 6.

Berdasarkan data pada lampiran 6 diperoleh:

$$\sum \mathbf{X}^*{}_1 \mathbf{X}^*{}_2 = 0{,}985843$$

$$\sum \mathbf{X}^*{}_1 \mathbf{X}^*{}_3 = 0{,}999021$$

$$\sum \mathbf{X^*}_2\mathbf{X^*}_3 = 0{,}987003$$

Dengan menggunakan persamaan (2.12) diperoleh matriks koefisien korelasi **R**.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}985843 & 0{,}999021 \\ 0{,}985843 & 1 & 0{,}987003 \\ 0{,}999021 & 0{,}987003 & 1 \end{bmatrix}$$

Invers dari matrik **R** adalah

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} 511{,}1325771 & 3{,}839673074 & -514{,}42173 \\ 3{,}839673074 & 38{,}75237252 & -42{,}08463967 \\ -514{,}42173 & -42{,}08463967 & 556{,}4555778 \end{bmatrix}$$

Model regresi linear berganda untuk data yang dibakukan pada lampiran 3 yang sesuai dengan persamaan (2.18) adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ diperoleh

$$\mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} 1 & -0{,}32518614 & -0{,}2937 & -0{,}401743112 \\ 1 & -0{,}27069771 & -0{,}25054 & -0{,}29466672 \\ 1 & -0{,}23914367 & -0{,}23774 & -0{,}251823161 \\ 1 & -0{,}22313577 & -0{,}20146 & -0{,}235381352 \\ 1 & -0{,}1878876 & -0{,}16463 & -0{,}199177755 \\ 1 & -0{,}10707849 & -0{,}12353 & -0{,}116178241 \\ 1 & -0{,}00456636 & -0{,}0481 & -0{,}010887428 \\ 1 & 0{,}037916149 & 0{,}005834 & 0{,}032746602 \\ 1 & 0{,}158437171 & 0{,}080696 & 0{,}156534449 \\ 1 & 0{,}187682374 & 0{,}113384 & 0{,}186572368 \\ 1 & 0{,}304663187 & 0{,}265595 & 0{,}306724046 \\ 1 & 0{,}374851675 & 0{,}417653 & 0{,}378815052 \\ 1 & 0{,}528004186 & 0{,}600638 & 0{,}536118894 \\ 1 & 0{,}064698599 & 0{,}105806 & 0{,}060255012 \\ 1 & -0{,}29855761 & -0{,}26991 & -0{,}297038134 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X^*}'\mathbf{X^*} = \begin{bmatrix} 15 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0{,}985842807 & 0{,}999020572 \\ 0 & 0{,}985842807 & 1 & 0{,}987003 \\ 0 & 0{,}999020572 & 0{,}987003 & 1 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*)^{-1} = \begin{bmatrix} 0{,}0667 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 511{,}1326 & 3{,}839673074 & -514{,}4217302 \\ 0 & 3{,}839673 & 38{,}75237252 & -42{,}08463967 \\ 0 & -514{,}422 & -42{,}08463967 & 556{,}4555778 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 1627986 \\ 347721{,}1158 \\ 359713{,}5839 \\ 348974{,}3028 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}'\mathbf{Y} = [3{,}11456E + 11]$$

Untuk mendapatkan taksiran koefisien regresi ridge maka harus dicari konstanta k yang tepat sedemikian hingga persamaan (2.18) mempunyai solusi yang stabil.untuk memperoleh nilai konstanta k yang sesuai maka digunakan metode iterasi.

Jika digunakan metode kuadrat terkecil sesuai dengan persaman (2.7) diperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*)^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 108532{,}4 \\ -407140{,}6305 \\ 588436{,}6297 \\ 174927{,}0559 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}' = [108532{,}4 \quad -407140{,}6305 \quad 588436{,}6297 \quad 174927{,}0559]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}} = 5{,}544E + 11$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} = 3{,}07832E + 11$$

$$s^2 = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}}{n-p} = \frac{3{,}114E + 11 - 3{,}07832E + 11}{15 - 4} = 341640350{,}4$$

Dengan $n = 15$ dan $p = 4$.

Sesuai dengan persamaan (3.1)

$$T = \frac{tr(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}}{p} = \frac{1106{,}407194}{4} = 276{,}6017985$$

Dan $20T^{-1,3} = 0,013386004$

Sehingga prosedur iterasinya adalah

Iterasi ke-1

Diambil $k_0 = \frac{ps^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}}} = \frac{966561401,5}{5,544E+11} = 0,001743437$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_0\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,066658919 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 186,5965059 & -9,705779235 & -176,5263474 \\ 0 & -9,705779235 & 34,67770372 & 24,48804841 \\ 0 & 176,5263474 & 24,48804841 & 201,1725103 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1627986 \\ 347721,1158 \\ 359713,5839 \\ 348974,2028 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 108519,7868 \\ -210896,75 \\ 553439,5248 \\ 13394,29542 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)' = [108519,7868 \quad -210896,75 \quad 553439,5248 \quad 13394,2954]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)'\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = 3,62729E + 11$$

Sehingga diperoleh

$$k_1 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0)} = \frac{966561401,5}{3,62729E + 11} = 0,002664695$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_1 - k_0}{k_0} = \frac{0,00267 - 0,00174}{0,001743437} = 0,52842 > 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_1 - k_0}{k_0} > 20T^{-1,3}$ maka iterasi dilanjutkan.

Iterasi ke-2

Diambil $k_1 = 0,002664695$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_1) = (\mathbf{X}'\,\text{祓} + k_1\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,066654826 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 141,1324 & -11,01943649 & -129,772 \\ 0 & -11,01943649 & 33,03772305 & -21,5423008 \\ 0 & -129,772 & -21,5423008 & 151,5036973 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1627986 \\ 347721,1158 \\ 359713,5839 \\ 348974,2028 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 108513,123 \\ -176256,37 \\ 534719,7452 \\ -2705,109 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\beta}_R(k_1)' = [108513,123 \quad -176256,37 \quad 534719,7452 \quad -2705,109]$$

$$\hat{\beta}_R(k_1)'\hat{\beta}_R(k_1) = 3,28774E+11$$

Sehingga diperoleh

$$k_2 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_1)'\hat{\beta}_R(k_1)} = \frac{966561401,5}{3,28774E+11} = 0,002939897$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_2 - k_1}{k_1} = \frac{0,002939897 - 0,002664695}{0,002664695} = 0,10327695 > 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_2-k_1}{k_1} > 20T^{-1,3}$ maka iterasi dilanjutkan.

Iterasi ke-3

Diambil $k_2 = 0,002939897$

$$\hat{\beta}_R(k_2) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_2\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,066653603 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 131,6933 & -11,2301 & -120,127 \\ 0 & -11,2301 & 32,58363101 & -20,8796401 \\ 0 & -120,127 & -20,8796401 & 141,2024542 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1627986 \\ 347721,1158 \\ 359713,5839 \\ 348974,2028 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 108511,1326 \\ -168305,302 \\ 529364,6043 \\ -5354,31418 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\beta}_R(k_2)' = [108511,1326 \quad -168305,302 \quad 529364,6043 \quad -5354,31]$$

$$\hat{\beta}_R(k_2)'\hat{\beta}_R(k_2) = 3,20357E+11$$

Sehingga diperoleh

$$k_3 = \frac{p\, s^2}{\hat{\beta}_R(k_2)'\hat{\beta}_R(k_2)} = \frac{966561401{,}5}{3{,}20357\text{E} + 11} = 0{,}003017139$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_3 - k_2}{k_2} = \frac{0{,}003017139 - 0{,}002939897}{0{,}002939897} = 0{,}02627393 < 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_2-k_1}{k_1} < 20T^{-1.3}$ maka iterasi dihentikan.

Selanjutnya digunakan nilai k_3 dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)$ sebagai hasil akhir iterasi. Elemen-elemen dari maks $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)$ merupakan koefisien regresi ridge sehingga diperoleh:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R0} = 108511{,}1326$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R1} = -168305{,}302$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R2} = 529364{,}6043$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R3} = -5354{,}31$$

Jadi diperoleh model regresi linear berganda untuk data dalam bentuk baku sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R0} + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R1}\mathbf{X}^*_1 + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R2}\mathbf{X}^*_2 + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R3}\mathbf{X}^*_3$$

$$\mathbf{Y} = 108511{,}13 - 168305{,}302\mathbf{X}^*_1 + 529364{,}6043\mathbf{X}^*_2 - 5354{,}31\mathbf{X}^*_3$$

Jika variabel $\mathbf{X}^*_1, \mathbf{X}^*_2, \mathbf{X}^*_3$ dikembalikan ke dalam bentuk variabel asli $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ dengan mensubstitusikan persamaan (2.8) maka

$$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$$

Sehingga diperoleh

$$\mathbf{X}^{*}_{1} = \frac{\mathbf{X}_1 - 2524{,}666667}{6496{,}791926}$$

$$\mathbf{X}^{*}_{2} = \frac{\mathbf{X}_2 - 225220{,}9}{553474{,}7042}$$

$$\mathbf{X}^{*}_{3} = \frac{\mathbf{X}_3 - 2063{,}867}{6325{,}338231}$$

Diperoleh model regresi linear berganda untuk variabel bebas X.

$$\mathbf{Y} = 108511{,}1326 + 69931{,}2\left(\frac{\mathbf{X}_1 - 2524{,}67}{6496{,}79}\right) + 26487{,}3\left(\frac{\mathbf{X}_2 - 225220{,}9}{553474{,}7}\right) + 6317{,}2\left(\frac{\mathbf{X}_3 - 2063{,}9}{6325{,}338}\right)$$

$$= 108511{,}13 - 25{,}91\mathbf{X}_1 + 65403{,}8 + 0{,}96\mathbf{X}_2 - 215409{,}9 - 0{,}85\mathbf{X}_3 + 1747{,}04$$

$$= -39747{,}99046 - 25{,}91\mathbf{X}_1 + 0{,}96\mathbf{X}_2 - 0{,}85\mathbf{X}_3.$$

4.2.2. Simulasi Sampel Ke-3:

Langkah-langkah untuk menyelesaikannya adalah sebagai berikut:

4.2.5.3. Uji Multikolinearitas

Untuk menguji ada tidaknya multikolinearitas, akan digunakan nilai toleransi dan VIF. Dengan menggunakan bantuan SPSS 16.0, dapat diperoleh nilai Toleransi dan VIF untuk data di atas pada tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2).

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2) untuk sampel ke-3, terlihat bahwa semua nilai VIF melebihi 10 dan semua nilai toleransi kurang dari 0,1. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinearitas pada data.

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode *Principal Component Analysis* (PCA)

Selanjutnya dilakukan proses untuk menghilangkan adanya multikolinearitas. Metode pertama yang digunakan adalah dengan metode PCA. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

1). KMO dan *Barlett Test*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-3 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai KMO = 0,711 berada pada 0,5 dan 1, maka analisis faktor layak digunakan.

Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

Hipotesis:

H_0= tidak ada korelasi antar variabel bebas

H_1= ada korelasi antar variabel bebas

Kriteria uji dengan melihat *ρ-value* (signifikansi). Terima H_0 jika Sig. > 0,05. Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-3 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai chi-square = 276,394 dengan derajat kebebasan 3, dan *ρ-value* (0,000) < 0,05, maka H_0 ditolak. Artinya terdapat korelasi antar variabel bebas.

2). *Anti Image Matriks* (MSA)

Berdasarkan kriteria angka MSA, pada tabel **Anti-image Matrices** dari (lampiran 3) untuk sampel ke-3 terlihat bahwa semua angka MSA memiliki nilai di atas 0,5. Artinya analisis dapat dilanjutkan.

3). *Communalities*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-3 pada tabel **Communalities** terlihat bahwa untuk variabel X_1, diperoleh nilai sebesar 0,99 = 99%. Demikian juga untuk variabel X_2 dan X_3.

4). *Total Variance Explained*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-3 pada tabel **Total Variance Explained** terlihat bahwa angka *eigenvalues* di bawah 1 tidak dapat digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk, sehingga proses *factoring* seharusnya berhenti pada pada satu faktor saja.

Faktor satu memiliki *eigenvalues* sebesar 2,956, artinya faktor satu ini dapat menjelaskan 2,956 atau 98,522% dari total *Communalitie*.

5). *Component Matriks dan Component Score Coefficiens Matriks*

Berdasarkan tabel **Component Matrix**[a] (lampiran 3) untuk sampel ke-3, terlihat bahwa hanya satu faktor yang terbentuk dari ketiga variabel. Hal tersebut berarti bahwa satu faktor adalah jumlah yang paling optimal untuk mereduksi ketiga variabel bebas tersebut.

Dengan menggunakan tabel **Component Score Coefficient Matrix** (lampiran 3) untuk sampel ke-3, diperoleh persamaan untuk faktor baru yang terbentuk adalah sebagai berikut: $F_1 = 0{,}337x_1 + 0{,}334x_2 + 0{,}337x_3$. Skor-skor faktor yang dihasilkan dapat digunakan untuk menggantikan skor-skor pada variabel bebas yang asli. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y) dengan menggunakan analisis regresi linear.

Model Regresi yang Ideal

Setelah didapatkan variabel bebas baru (F_1) yang bebas multikolinearitas melalui teknik PCA, maka langkah berikutnya adalah meregresikan variabel bebas yang baru (F_1) terhadap variabel tak bebas (Y). Karena variabel bebas baru (F_1) yang terbentuk hanya satu, maka pada model tersebut digunakan analisis regresi linear sederhana sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 F_1 + \varepsilon_i$$

Dimana: $F_1 = 0{,}337x_1 + 0{,}334x_2 + 0{,}337x_3$

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 4) untuk sampel ke-3, diperoleh model regresi sebagai berikut: $Y = 8{,}330E9 + 8{,}408E9F_1$.

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode Regresi Ridge

Langkah-langkahnya sebagai berikut:

Berdasarkan variabel-variabel yang digunakan dalam data diperoleh model regresi $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$. Variabel penjelas X_1, X_2, X_3 ditransformasikan ke dalam bentuk baku sesuai dengan persamaan (12).

$$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{s_{ii}^{\frac{1}{2}}}, \text{ dengan } i = 1, 2, 3.$$

Dari data pada lampiran 5 sesuai dengan persamaan (2.8) diperoleh:

$S_{11} = \sum(X_1 - \bar{X}_1)^2 = 5{,}50962E + 15 \qquad \sqrt{S_{11}} = 74226813{,}18$

$S_{22} = \sum(\mathbf{X}_2 - \bar{X}_2)^2 = 4{,}44862E + 17 \qquad \sqrt{S_{22}} = 666979505{,}4$

$S_{33} = \sum(\mathbf{X}_3 - \bar{X}_3)^2 = 8{,}43192E + 18 \qquad \sqrt{S_{33}} = 2903776121$

Sehingga berdasarkan data pada lampiran 5 dengan menggunakan persamaan (2.8) diperoleh nilai variabel penjelas dalam bentuk baku ($\mathbf{X}^*$) yang terangkum pada lampiran 6.

Berdasarkan data pada lampiran 6 diperoleh:

$\sum \mathbf{X}^*{}_1\mathbf{X}^*{}_2 = 0{,}965113148$

$\sum \mathbf{X}^*{}_1\mathbf{X}^*{}_3 = 0{,}997845266$

$\sum \mathbf{X}^*{}_2\mathbf{X}^*{}_3 = 0{,}970435754$

Dengan menggunakan persamaan (2.12) diperoleh matriks koefisien korelasi **R**.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}965113148 & 0{,}997845266 \\ 0{,}965113148 & 1 & 0{,}970435754 \\ 0{,}997845266 & 0{,}970435754 & 1 \end{bmatrix}$$

Invers dari matrik **R** adalah

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} 242{,}3913805 & 13{,}44628339 & -254{,}917846 \\ 13{,}44628339 & 17{,}91198291 & -30{,}7997389 \\ -254{,}917846 & -30{,}7997389 & 285{,}2577332 \end{bmatrix}$$

Model regresi linear berganda untuk data yang dibakukan pada lampiran 3 yang sesuai dengan persamaan (2.18) adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ diperoleh

$$
\mathbf{X}^{*} = \begin{bmatrix}
1 & -0{,}050973084 & -0{,}043995236 & -0{,}046210481 \\
1 & -0{,}051043275 & -0{,}044665376 & -0{,}046071967 \\
1 & -0{,}051944431 & -0{,}045552435 & -0{,}046050788 \\
1 & -0{,}051959399 & -0{,}045587787 & -0{,}047025256 \\
1 & -0{,}051130036 & -0{,}045737716 & -0{,}046764454 \\
1 & -0{,}048764112 & -0{,}046481174 & -0{,}046464714 \\
1 & -0{,}051944431 & -0{,}04630853 & -0{,}046110019 \\
1 & -0{,}052681564 & -0{,}045630398 & -0{,}045996714 \\
1 & -0{,}048020608 & -0{,}045690445 & -0{,}04588048 \\
1 & -0{,}056184139 & -0{,}045464239 & -0{,}046974497 \\
1 & -0{,}055557681 & -0{,}044164086 & -0{,}046635543 \\
1 & -0{,}057736638 & -0{,}04299913 & -0{,}045539791 \\
1 & -0{,}059845215 & -0{,}043158596 & -0{,}042449563 \\
1 & -0{,}04686625 & -0{,}04282811 & -0{,}042891567 \\
1 & -0{,}040400881 & -0{,}039644306 & -0{,}042412772 \\
1 & -0{,}043768518 & -0{,}039849861 & -0{,}042044319 \\
1 & -0{,}046411229 & -0{,}039974145 & -0{,}044451465 \\
1 & -0{,}034396864 & -0{,}039046335 & -0{,}04385754 \\
1 & -0{,}0361982 & -0{,}039127809 & -0{,}044831505 \\
1 & -0{,}038221924 & -0{,}038356037 & -0{,}04487697 \\
1 & -0{,}033328517 & -0{,}039355161 & -0{,}045550887 \\
1 & -0{,}024120254 & -0{,}037255163 & -0{,}042421789 \\
1 & -0{,}00310359 & -0{,}03544058 & 0{,}015883138 \\
1 & -0{,}0158052 & -0{,}036640407 & -0{,}026769239 \\
1 & -0{,}037154628 & -0{,}038406276 & -0{,}023487771 \\
1 & 0{,}00455402 & -0{,}034869048 & -0{,}01148127 \\
1 & 0{,}009021408 & -0{,}034166028 & 0{,}023627293 \\
1 & -0{,}015935207 & -0{,}033908059 & -0{,}012721009 \\
1 & 0{,}009417465 & -0{,}031917458 & -0{,}008791206 \\
1 & 0{,}011484683 & -0{,}031114762 & -0{,}006057982 \\
1 & 0{,}012159776 & -0{,}030559676 & -0{,}008436379 \\
1 & 0{,}011986846 & -0{,}029517567 & 0{,}019425763 \\
1 & 0{,}013361242 & -0{,}02861579 & 0{,}021854858 \\
1 & 0{,}021587083 & 0{,}184280895 & 0{,}026342353 \\
1 & 0{,}021587083 & 0{,}184280916 & 0{,}03941888 \\
1 & 0{,}973336282 & 0{,}93776602 & 0{,}974471931
\end{bmatrix}
$$

$$
\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*} = \begin{bmatrix}
36 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 1 & 0{,}965113148 & 0{,}997845266 \\
0 & 0{,}965113148 & 1 & 0{,}970435754 \\
0 & 0{,}997845266 & 0{,}970435754 & 1
\end{bmatrix}
$$

$$
(\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*})^{-1} = \begin{bmatrix}
0{,}028 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 242{,}391 & 13{,}44628339 & -254{,}9178456 \\
0 & 13{,}44628 & 17{,}91198291 & -30{,}79973886 \\
0 & -254{,}9178 & -30{,}79973886 & 285{,}2577332
\end{bmatrix}
$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 2{,}9987E+11 \\ 49243017956 \\ 49696066066 \\ 49180831871 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}'\mathbf{Y} = [5{,}51145E+21]$$

Untuk mendapatkan taksiran koefisien regresi ridge maka harus dicari konstanta k yang tepat sedemikian hingga persamaan (2.18) mempunyai solusi yang stabil.untuk memperoleh nilai konstanta k yang sesuai maka digunakan metode iterasi.

Jika digunakan metode kuadrat terkecil sesuai dengan persaman (2.7) diperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}\,\mathbf{Y}$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*})^{-1}\mathbf{X}'\,\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 832971409 \\ 67238635163 \\ 37533684819 \\ -54336951623 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}' = [832971409 \quad 67238635163 \quad 37533684819 \quad -54336951623]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}} = 8{,}9517E+21$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} = 5{,}0018E+21$$

$$s^2 = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}}{n-p} = \frac{5{,}51145E+21 - 5{,}0018E+21}{36-4} = 1{,}4157E+19$$

Dengan $n = 36$ dan $p = 4$.

Sesuai dengan persamaan (3.1)

$$T = \frac{tr\,(X'X)^{-1}}{4} = \frac{546{,}5888744}{4} = 136{,}3972186$$

Dan $20T^{-1{,}3} = 0{,}033556977$

Sehingga prosedur iterasinya adalah

Iterasi ke-1

Diambil $k_0 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}'\hat{\beta}} = \frac{5,66281E+19}{8,9517E+21} = 0,00632596$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_0\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,027772897 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 59,61518078 & -2,414720682 & -56,78418017 \\ 0 & 2,414720682 & 14,28212479 & 11,37838771 \\ 0 & 56,78418017 & 11,37838771 & 68,27193409 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2,9987E+11 \\ 49243017955 \\ 49696055066 \\ 49180831871 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 832825064 \\ 22936107775 \\ 31258553023 \\ -4014874222 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(\ \ _0)'$$
$$= [832825064 \quad 22936107775 \quad 31258553023 \quad 4014874222]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)'\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = 1,58864E + 21$$

Sehingga diperoleh

$$k_1 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0)} = \frac{5,66281E + 19}{1,58864E + 21} = 0,035645618$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_1 - k_0}{k_0} = \frac{0,035645618 - 0,00632596}{0,00632596} = 4,634815641 > 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_1 - k_0}{k_0} > 20T^{\ \ 1,3}$ maka iterasi dilanjutkan.

Iterasi ke-2

Diambil $k_1 = 0,035645618$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_1) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_1\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,027750301 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 14,91436493 & -3,55374627 & -11,04001774 \\ 0 & -3,55374627 & 8,763568854 & -4,78773006 \\ 0 & -11,04001774 & -4,78773006 & 16,08891457 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2,9987E+11 \\ 49243017955 \\ 49696055066 \\ 49180831871 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 8321474532 \\ 14863913402 \\ 25053061814 \\ 9691113590 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_1)' = [8321474532 \quad 14863913402 \quad 25053061814 \quad 9691113590]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_1)'\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_1) = 1{,}01176\text{E} + 21$$

Sehingga diperoleh

$$k_2 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_1)'\hat{\beta}_R(k_1)} = \frac{5{,}66281\text{E} + 19}{1{,}01176\text{E} + 21} = 0{,}055970086$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_2 - k_1}{k_1} = \frac{0{,}055970086 - 0{,}035645618}{0{,}035645618} = 0{,}570181393 > 20T^{\;1,3}$$

Karena $\frac{k_2 - k_1}{k_1} > 20T^{-1.3}$ maka iterasi dilanjutkan.

Iterasi ke-3

Diambil $k_2 = 0{,}055970086$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_2\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0{,}027750301 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 11{,}44506273 & -2{,}727092247 & -8{,}471946083 \\ 0 & -2{,}727092247 & 8{,}566596427 & -5{,}399641806 \\ 0 & -8{,}471946083 & -5{,}399641806 & 14{,}18795822 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2{,}9987\text{E} + 11 \\ 49243017955 \\ 49696055066 \\ 49180831871 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 8321474532 \\ 11406346970 \\ 25876919475 \\ 12250498112 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)' = [8321474532 \quad 11406346970 \quad 25876919475 \quad 12250498112]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)'\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2) = 1{,}01904\text{E} + 21$$

Sehingga diperoleh

$$k_3 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_2)'\hat{\beta}_R(k_2)} = \frac{5{,}66281E+19}{1{,}01904E+21} = 0{,}055569968$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_3 - k_2}{k_2} = \frac{0{,}055569968 - 0{,}055970086}{0{,}055970086} = -0{,}007148784 < 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_2 - k_1}{k_1} < 20T^{-1,3}$ maka iterasi dihentikan.

Selanjutnya digunakan nilai k_3 dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)$ sebagai hasil akhir iterasi.

Elemen-elemen dari maks $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)$ merupakan koefisien regresi ridge sehingga diperoleh:

$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R0} = 8321474532$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R1} = 11406346970$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R2} = 25876919475$

$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R3} = 12250498112$

Jadi diperoleh model regresi linear berganda untuk data dalam bentuk baku sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R0} + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R1}\mathbf{X}^*{}_1 + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R2}\mathbf{X}^*{}_2 + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R3}\mathbf{X}^*{}_3$$

$$\mathbf{Y} = 8321474532 + 1140634697\mathbf{X}^*{}_1 + 25876919475\mathbf{X}^*{}_2 + 12250498112\mathbf{X}^*{}_3$$

Jika variabel $\mathbf{X}^*{}_1, \mathbf{X}^*{}_2, \mathbf{X}^*{}_3$ dikembalikan ke dalam bentuk variabel asli $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ dengan mensubstitusikan persamaan (2.8) maka

$$\mathbf{X}^*{}_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$$

Sehingga diperoleh

$$\mathbf{X}^*_1 - \frac{\mathbf{X}_1 - 8933869{,}61}{74226813{,}18}$$

$$\mathbf{X}^*_2 = \frac{\mathbf{X}_2 - 33342540{,}5}{666979505{,}4}$$

$$\mathbf{X}^*_3 = \frac{\mathbf{X}_3 \quad 142593177{,}4}{2903776121}$$

Diperoleh model regresi linear berganda untuk variabel bebas X.

$$\begin{aligned}\mathbf{Y} = 8321474532 &+ 1140634697\left(\frac{\mathbf{X}_1 - 8933869{,}61}{74226813{,}18}\right)\\ &+ 25876919475\left(\frac{\mathbf{X}_2 - 33342540{,}5}{666979505{,}4}\right)\\ &+ 12250498112\left(\frac{\mathbf{X}_3 - 142593177{,}4}{2903776121}\right)\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&= 8321474532 + 153{,}67\mathbf{X}_1 - 1372857222 + 38{,}8\mathbf{X}_2 - 1293596323\\ &\quad + 4{,}3\mathbf{X}_3 + -601574425{,}2\end{aligned}$$

$$= -39747{,}99 + 153{,}67\mathbf{X}_1 + 38{,}8\mathbf{X}_2 + 4{,}23\mathbf{X}_3$$

4.2.3. Simulasi Sampel Ke-4:

Langkah-langkah untuk menyelesaikannya adalah sebagai berikut:

4.2.5.3. Uji Multikolinearitas

Untuk menguji ada tidaknya multikolinearitas, akan digunakan nilai toleransi dan VIF. Dengan menggunakan bantuan SPSS 16.0, dapat diperoleh nilai Toleransi dan VIF untuk data di atas pada tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2).

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2) untuk sampel ke-4, terlihat bahwa semua nilai VIF melebihi 10 dan semua nilai toleransi kurang dari 0,1. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinearitas pada data.

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode *Principal Component Analysis* (PCA)

Selanjutnya dilakukan proses untuk menghilangkan adanya multikolinearitas. Metode pertama yang digunakan adalah dengan metode PCA. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

1). KMO dan *Barlett Test*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-4 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai KMO = 0,728 berada pada 0,5 dan 1, maka analisis faktor layak digunakan.

Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

Hipotesis:

H_0= tidak ada korelasi antar variabel bebas

H_1= ada korelasi antar variabel bebas

Kriteria uji dengan melihat *ρ-value* (signifikansi). Terima H_0 jika Sig. > 0,05. Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-4 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai chi-square = 122,13 dengan derajat kebebasan 3, dan *ρ-value* (0,000) < 0,05, maka H_0 ditolak. Artinya terdapat korelasi antar variabel bebas.

2). *Anti Image Matriks* (MSA)

Berdasarkan kriteria angka MSA, pada tabel **Anti-image Matrices** (lampiran 3) untuk sampel ke-4 terlihat bahwa semua angka MSA memiliki nilai di atas 0,5. Artinya analisis dapat dilanjutkan.

3). *Communalities*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-4 pada tabel **Communalities** terlihat bahwa untuk variabel X_1, diperoleh nilai sebesar 0,988 = 98,8%. Hal ini berarti 98,8% variabel X_1 dapat dijelaskan oleh faktor yang terbentuk. Demikian juga untuk variabel X_2 dan X_3.

4). *Total Variance Explained*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-4 pada tabel **Total Variance Explained** terlihat bahwa angka *eigenvalues* di bawah 1 tidak dapat digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk, sehingga proses *factoring* seharusnya berhenti pada pada satu faktor saja.

Faktor satu memiliki *eigenvalues* sebesar 2,923, artinya faktor satu ini dapat menjelaskan 2,923 atau 97,417% dari total *Communalitie*.

5). *Component Matriks dan Component Score Coefficiens Matriks*

Berdasarkan tabel **Component Matrix**[a] (lampiran 3) untuk sampel ke-4, terlihat bahwa hanya satu faktor yang terbentuk dari ketiga variabel. Hal tersebut berarti bahwa satu faktor adalah jumlah yang paling optimal untuk mereduksi ketiga variabel bebas tersebut.

Dengan menggunakan tabel **Component Score Coefficient Matrix** (lampiran 3) untuk sampel ke-4, diperoleh persamaan untuk faktor baru yang terbentuk adalah sebagai berikut: $F_1 = 0,34x_1 + 0,335x_2 + 0,338x_3$. Skor-skor faktor yang dihasilkan dapat digunakan untuk menggantikan skor-skor pada variabel bebas yang asli. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y) dengan menggunakan analisis regresi linear.

Model Regresi yang Ideal

Setelah didapatkan variabel bebas baru (F_1) yang bebas multikolinearitas melalui teknik PCA, maka langkah berikutnya adalah meregresikan variabel bebas yang baru (F_1) terhadap variabel tak bebas (Y). Karena variabel bebas baru (F_1) yang terbentuk hanya satu, maka pada model tersebut digunakan analisis regresi linear sederhana sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 F_1 + \varepsilon_i$$

Dimana: $F_1 = 0{,}34x_1 + 0{,}335x_2 + 0{,}338x_3$

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 4), diperoleh model regresi sebagai berikut: $Y = 39{,}67 + 6{,}96F_1$

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode Regresi Ridge

Langkah-langkahnya sebagai berikut:

Berdasarkan variabel-variabel yang digunakan dalam data diperoleh model regresi $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$. Variabel penjelas X_1, X_2, X_3 ditransformasikan ke dalam bentuk baku sesuai dengan persamaan (12).

$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{s_{ii}^{\frac{1}{2}}}$, dengan $i = 1, 2, 3$.

Dari data pada lampiran 5 sesuai dengan persamaan (2.8) diperoleh:

$S_{11} = \sum(X_1 - \bar{X}_1)^2 = 8398168{,}672 \qquad \sqrt{S_{11}} = 2897{,}959398$

$S_{22} = \sum(X_2 - \bar{X}_2)^2 = 27295{,}58 \qquad \sqrt{S_{22}} = 165{,}2137403$

$S_{33} = \sum(X_3 - \bar{X}_3)^2 = 58348{,}9087 \qquad \sqrt{S_{33}} = 241{,}5551877$

Sehingga berdasarkan data pada lampiran 5 dengan menggunakan persamaan (2.8) diperoleh nilai variabel penjelas dalam bentuk baku ($\mathbf{X}^*$) yang terangkum pada lampiran 6.

Berdasarkan data pada lampiran 6 diperoleh:

$$\sum \mathbf{X}^*_1\mathbf{X}^*_2 = 0{,}957131$$

$$\sum \mathbf{X}^*_1\mathbf{X}^*_3 = 0{,}985878$$

$$\sum \mathbf{X}^*_2\mathbf{X}^*_3 = 0{,}940567$$

Dengan menggunakan persamaan (2.12) diperoleh matriks koefisien korelasi **R**.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}957131 & 0{,}985878 \\ 0{,}957131 & 1 & 0{,}940567 \\ 0{,}985878 & 0{,}940567 & 1 \end{bmatrix}$$

Invers dari matrik **R** adalah

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} 49{,}20991 & 12{,}7352 & 36{,}5366 \\ -12{,}7352 & 11{,}9662 & 1{,}300332 \\ -36{,}5366 & 1{,}300332 & 35{,}79761 \end{bmatrix}$$

Model regresi linear berganda untuk data yang dibakukan pada lampiran 3 yang sesuai dengan persamaan (2.18) adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ diperoleh

$$\mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} 1 & -0{,}22 & -0{,}24029 & -0{,}19097 \\ 1 & -0{,}21455 & -0{,}23243 & -0{,}18725 \\ 1 & -0{,}20562 & -0{,}22032 & -0{,}18725 \\ 1 & -0{,}19854 & -0{,}21245 & -0{,}18725 \\ 1 & -0{,}18709 & -0{,}21608 & -0{,}1947 \\ 1 & -0{,}17477 & -0{,}16161 & -0{,}18311 \\ 1 & -0{,}16383 & -0{,}12469 & -0{,}18228 \\ 1 & -0{,}14164 & -0{,}14829 & -0{,}16779 \\ 1 & -0{,}12722 & -0{,}15677 & -0{,}16117 \\ 1 & -0{,}10948 & -0{,}12348 & -0{,}12722 \\ 1 & -0{,}09209 & -0{,}10411 & -0{,}07589 \\ 1 & -0{,}06617 & -0{,}13679 & -0{,}08127 \\ 1 & -0{,}0426 & -0{,}0684 & -0{,}04318 \\ 1 & -0{,}03588 & 0{,}030264 & -0{,}00137 \\ 1 & -0{,}00468 & 0{,}023001 & 0{,}013121 \\ 1 & 0{,}045147 & 0{,}200347 & 0{,}076451 \\ 1 & 0{,}108537 & 0{,}239084 & 0{,}079359 \\ 1 & 0{,}142975 & 0{,}164635 & 0{,}061144 \\ 1 & 0{,}186488 & 0{,}245137 & 0{,}170021 \\ 1 & 0{,}249843 & 0{,}238479 & 0{,}326507 \\ 1 & 0{,}330969 & 0{,}227584 & 0{,}393987 \\ 1 & 0{,}422033 & 0{,}30627 & 0{,}402267 \\ 1 & 0{,}498156 & 0{,}470905 & 0{,}447805 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^* = \begin{bmatrix} 23 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0{,}957131 & 0{,}985878 \\ 0 & 0{,}957131 & 1 & 0{,}940567 \\ 0 & 0{,}985878 & 0{,}940567 & 1 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*)^{-1} = \begin{bmatrix} 0{,}043478 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 49{,}20991 & -12{,}7352 & -36{,}5366 \\ 0 & -12{,}7352 & 11{,}9662 & 1{,}30033151 \\ 0 & -36{,}5366 & 1{,}30033151 & 35{,}797613 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 912{,}4 \\ 32{,}75525037 \\ 31{,}55252093 \\ 32{,}3466508 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}'\mathbf{Y} = [37390{,}44]$$

Untuk mendapatkan taksiran koefisien regresi ridge maka harus dicari konstanta k yang tepat sedemikian hingga persamaan (2.18) mempunyai solusi yang stabil.untuk memperoleh nilai konstanta k yang sesuai maka digunakan metode iterasi.

Jika digunakan metode kuadrat terkecil sesuai dengan persaman (2.7) diperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^*)^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 39,66956522 \\ 28,21729241 \\ 2,480778367 \\ 2,194519672 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}' = [39,66956522 \quad 28,21729241 \quad 2,480778367 \quad 2,194519672]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}} = 2380,860173$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} = 37268,03595$$

$$s^2 = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}}{n-p} = \frac{37390,44 - 37268,03595}{23-4} = 1,321915009$$

Dengan $n = 23$ dan $p = 4$.

Sesuai dengan persamaan (3.1)

$$T = \frac{tr\,(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}}{p} = \frac{97,01720761}{4} = 24,2543019$$

Dan $20T^{-1,3} = 0,316814159$

Sehingga prosedur iterasinya adalah

Iterasi ke-1

Diambil $k_0 = \frac{ps^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}}} = \frac{5,28766}{2380,860173} = 0,002220903$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k_0\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0,043474 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 41,83329 & -11,1667 & -30,6714 \\ 0 & -11,1667 & 11,34783 & 0,834829 \\ 0 & -30,6714 & 0,834829 & 30,85479 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 912,4 \\ 32,75525037 \\ 31,55252093 \\ 32,3466508 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 39,66574 \\ 25,8067 \\ 3,116416 \\ 3,964406 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\beta}_R(k_0)' = [39,66574 \quad 25,8067 \quad 3,116416 \quad 3,964406]$$

$$\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0) = 2264,784821$$

Sehingga diperoleh

$$k_1 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}_R(k_0)'\hat{\beta}_R(k_0)} = \frac{5,28766}{2264,784821} = 0,00233473$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_1 - k_0}{k_0} = \frac{0,00233473 - 0,002220903}{0,002220903} = 0,051252265 < 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_1 - k_0}{k_0} < 20T^{-1,3}$ maka iterasi dihentikan.

Selanjutnya digunakan nilai k_1 dan $\hat{\beta}_R(k_0)$ sebagai hasil akhir iterasi. Elemen-elemen dari maks $\hat{\beta}_R(k_0)$ merupakan koefisien regresi ridge sehingga diperoleh:

$$\hat{\beta}_{R0} = 39,66574$$

$$\hat{\beta}_{R1} = 25,8067$$

$$\hat{\beta}_{R2} = 3,116416$$

$$\hat{\beta}_{R3} = 3,964406$$

Jadi diperoleh model regresi linear berganda untuk data dalam bentuk baku sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \hat{\beta}_{R0} + \hat{\beta}_{R1}\mathbf{X}^*_1 + \hat{\beta}_{R2}\mathbf{X}^*_2 + \hat{\beta}_{R3}\mathbf{X}^*_3$$

$$\mathbf{Y} = 39{,}66574 + 25{,}8067\mathbf{X}^*{}_1 + 3{,}116416\mathbf{X}^*{}_2 + 3{,}964406\mathbf{X}^*{}_3$$

Jika variabel $\mathbf{X}^*{}_1, \mathbf{X}^*{}_2, \mathbf{X}^*{}_3$dikembalikan ke dalam bentuk variabel asli $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ dengan mensubstitusikan persamaan (2.8) maka

$$\mathbf{X}^*{}_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}{}^{\frac{1}{2}}}$$

Sehingga diperoleh

$$\mathbf{X}^*{}_1 = \frac{\mathbf{X}_1 - 1035{,}07}{2897{,}959}$$

$$\mathbf{X}^*{}_2 = \frac{]_2 - 90{,}4}{165{,}2137}$$

$$\mathbf{X}^*{}_3 = \frac{\mathbf{X}_3 - 124{,}4304348}{241{,}5551877}$$

Diperoleh model regresi linear berganda untuk variabel bebas X.

$$\mathbf{Y} = 39{,}67 + 25{,}8\left(\frac{\mathbf{X}_1 - 1035{,}07}{2897{,}96}\right) + 3{,}12\left(\frac{\mathbf{X}_2 - 90{,}4}{165{,}21}\right) + 3{,}96\left(\frac{\mathbf{X}_3 - 124{,}43}{241{,}56}\right)$$

$$= 39{,}67 + 0{,}0089\mathbf{X}_1 - 9{,}23 + 0{,}019\mathbf{X}_2 - 1{,}7 + 0{,}016\mathbf{X}_3 - 2{,}042$$

$$= 26{,}7 + 0{,}0089\mathbf{X}_1 + 0{,}0189\mathbf{X}_2 + 0{,}016\mathbf{X}_3$$

4.2.4. Simulasi Sampel Ke-5:

Langkah-langkah untuk menyelesaikannya adalah sebagai berikut:

4.2.5.3. Uji Multikolinearitas

Untuk menguji ada tidaknya multikolinearitas, akan digunakan nilai toleransi dan VIF. Dengan menggunakan bantuan SPSS 16.0, dapat diperoleh nilai Toleransi dan VIF untuk data di atas pada tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2).

Berdasarkan tabel **Coefficients**[a] (lampiran 2) untuk sampel ke-5, terlihat bahwa nilai VIF untuk X_1 dan X_2 melebihi 10 dan nilai toleransi untuk X_1 dan X_2 kurang dari 0,1. Maka dapat disimpulkan bahwa terdapat multikolinearitas pada data.

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode *Principal Component Analysis* (PCA)

Selanjutnya dilakukan proses untuk menghilangkan adanya multikolinearitas. Metode pertama yang digunakan adalah dengan metode PCA. Langkah-langkahnya sebagai berikut:

1). KMO dan *Barlett Test*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-5 pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai KMO = 0,782 berada pada 0,5 dan 1, maka analisis faktor layak digunakan.

Sedangkan *Barlett Test* digunakan untuk menguji apakah benar variabel-variabel yang dilibatkan berkorelasi.

Hipotesis:

H_0= tidak ada korelasi antar variabel bebas

H_1= ada korelasi antar variabel bebas

Kriteria uji dengan melihat *ρ-value* (signifikansi). Terima H_0 jika Sig. > 0,05. Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-5pada tabel **KMO and Bartlett's Test** menunjukkan bahwa nilai *chi-square* = 137,659 dengan derajat kebebasan 3, dan *ρ-value* (0,000) < 0,05, maka H_0 ditolak. Artinya terdapat korelasi antar variabel bebas.

2). *Anti Image Matriks* (MSA)

Berdasarkan kriteria angka MSA, terlihat pada tabel **Anti-image Matrices** (lampiran 3) untuk sampel ke-5 bahwa semua angka MSA memiliki nilai di atas 0,5. Artinya analisis dapat dilanjutkan.

3). *Communalities*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-5 pada tabel **Communalities** terlihat bahwa untuk variabel X_1, diperoleh nilai sebesar 0,957 = 95,7%. Hal ini berarti 95,7% variabel X_1 dapat dijelaskan oleh faktor yang terbentuk. Demikian juga untuk variabel X_2 dan X_3.

4). *Total Variance Explained*

Dari (lampiran 3) untuk sampel ke-5 tabel **Total Variance Explained** terlihat bahwa angka *eigenvalues* di bawah 1 tidak dapat digunakan dalam menghitung jumlah faktor yang terbentuk, sehingga proses *factoring* seharusnya berhenti pada pada satu faktor saja.

Faktor satu memiliki *eigenvalues* sebesar 2,877, artinya faktor satu ini dapat menjelaskan 2,877 atau 95,893% dari total *Communalitie*.

5). *Component Matriks dan Component Score Coefficiens Matriks*

Berdasarkan tabel **Component Matrix^a** (lampiran 3) untuk sampel ke-5, terlihat bahwa hanya satu faktor yang terbentuk dari ketiga variabel. Hal tersebut berarti bahwa satu faktor adalah jumlah yang paling optimal untuk mereduksi ketiga variabel bebas tersebut.

Dengan menggunakan tabel **Component Score Coefficient Matrix** (lampiran 3) untuk sampel ke-5, diperoleh persamaan untuk faktor baru yang terbentuk adalah sebagai berikut: $F_1 = 0{,}34x_1 + 0{,}342x_2 + 0{,}339x_3$. Skor-skor faktor yang dihasilkan dapat digunakan untuk menggantikan skor-skor pada variabel bebas yang asli. Setelah komponen hasil PCA yang bebas multikolinearitas diperoleh maka komponen-komponen tersebut diregresikan atau dianalisis pengaruhnya terhadap variabel tak bebas (Y) dengan menggunakan analisis regresi linear.

Model Regresi yang Ideal

Setelah didapatkan variabel bebas baru (F_1) yang bebas multikolinearitas melalui teknik PCA, maka langkah berikutnya adalah meregresikan variabel bebas yang baru (F_1) terhadap variabel tak bebas (Y). Karena variabel bebas baru (F_1) yang terbentuk hanya satu, maka pada model tersebut digunakan analisis regresi linear sederhana sebagai berikut:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 F_1 + \varepsilon$$

Dimana: $F_1 = 0{,}34x_1 + 0{,}342x_2 + 0{,}339x_3$

Berdasarkan tabel **Coefficients[a]** (lampiran 4) untuk sampel ke-5, diperoleh model regresi sebagai berikut: $Y = 410{,}485 + 71{,}808F_1$.

4.2.5.3. Mengatasi Masalah Multikolinearitas dengan Menggunakan Metode Regresi Ridge

Langkah-langkahnya sebagai berikut:

Berdasarkan variabel-variabel yang digunakan dalam data diperoleh model regresi $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3$. Variabel penjelas X_1, X_2, X_3 ditransformasikan ke dalam bentuk baku sesuai dengan persamaan (12).

$\mathbf{X}^*_{ij} = \frac{\mathbf{X}_{ij} - \bar{\mathbf{X}}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$, dengan $i = 1, 2, 3$.

Dari data pada lampiran 5 sesuai dengan persamaan (2.8) diperoleh:

$$S_{11} = \sum (X_1 - \bar{X}_1)^2 = 580626178{,}2 \qquad \sqrt{S_{11}} = 24096{,}18597$$

$$S_{22} = \sum (X_2 - \bar{X}_2)^2 = 8632016{,}52 \qquad \sqrt{S_{22}} = 2938{,}02936$$

$$S_{33} = \sum (X_3 - \bar{X}_3)^2 = 1{,}11559E + 11 \qquad \sqrt{S_{33}} = 334004{,}4122$$

Sehingga berdasarkan data pada lampiran 5 dengan menggunakan persamaan (2.8) diperoleh nilai variabel penjelas dalam bentuk baku ($\mathbf{X}^*$) yang terangkum pada lampiran 6.

Berdasarkan data pada lampiran 6 diperoleh:

$$\sum \mathbf{X}^*_1 \mathbf{X}^*_2 = 0{,}947532$$

$$\sum \mathbf{X}^*_1 \mathbf{X}^*_3 = 0{,}925725$$

$$\sum \mathbf{X}^*_2 \mathbf{X}^*_3 = 0{,}941869$$

Dengan menggunakan persamaan (2.12) diperoleh matriks koefisien korelasi **R**.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0{,}947532 & 0{,}925725 \\ 0{,}947532 & 1 & 0{,}941869 \\ 0{,}925725 & 0{,}941869 & 1 \end{bmatrix}$$

Invers dari matrik **R** adalah

$$\mathbf{R}^{-1} = \begin{bmatrix} 10{,}8253835 & -7{,}25194012 & -3{,}19094883 \\ -7{,}25194012 & 13{,}71678268 & -6{,}20610836 \\ -3{,}19094883 & -6{,}20610836 & 9{,}799278889 \end{bmatrix}$$

Model regresi linear berganda untuk data yang dibakukan pada lampiran 3 yang sesuai dengan persamaan (2.18) adalah $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R} = (\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$ diperoleh

$$\mathbf{X}^{*} = \begin{bmatrix}
1 & 0{,}053998738 & 0{,}060312535 & 0{,}014719 \\
1 & 0{,}247174538 & 0{,}162898304 & 0{,}03837139 \\
1 & -0{,}073589919 & -0{,}057623658 & -0{,}08772575 \\
1 & -0{,}067074365 & -0{,}042987998 & -0{,}0458640 \\
1 & -0{,}022685597 & -0{,}025118878 & -0{,}02719661 \\
1 & 0{,}045386285 & 0{,}008236814 & 0{,}0496514 \\
1 & -0{,}037966024 & 0{,}026037861 & -0{,}03677732 \\
1 & -0{,}022967799 & -0{,}022940547 & -0{,}0062388 \\
1 & -0{,}07741625 & -0{,}028250228 & -0{,}05144779 \\
1 & 0{,}117397681 & 0{,}08223199 & 0{,}10324351 \\
1 & -0{,}074345225 & -0{,}053028742 & -0{,}0658937 \\
1 & -0{,}117654984 & -0{,}093702263 & -0{,}10841111 \\
1 & 0{,}250241413 & 0{,}092579061 & -0{,}01222675 \\
1 & 0{,}038260676 & 0{,}018583885 & 0{,}02629842 \\
1 & -0{,}08819389 & -0{,}075799106 & -0{,}07089364 \\
1 & -0{,}119941652 & -0{,}082980791 & -0{,}11825529 \\
1 & -0{,}106852444 & -0{,}07300812 & -0{,}11730021 \\
1 & 0{,}112903194 & 0{,}082368135 & -0{,}11659962 \\
1 & -0{,}096805211 & -0{,}089345601 & -0{,}11026438 \\
1 & -0{,}11240104 & -0{,}087405525 & -0{,}0972406 \\
1 & 0{,}067797602 & 0{,}00180393 & 0{,}06679017 \\
1 & 0{,}179022674 & 0{,}06340985 & 0{,}13866946 \\
1 & 0{,}006555545 & -0{,}026310152 & 0{,}13866946 \\
1 & -0{,}114297606 & -0{,}085329304 & -0{,}10563869 \\
1 & -0{,}811886315 & 0{,}921025514 & 0{,}88033332 \\
1 & 0{,}038945432 & 0{,}034819257 & 0{,}02669489 \\
1 & -0{,}028441695 & -0{,}035499986 & 0{,}023627293 \\
1 & -0{,}015935207 & -0{,}062627012 & -0{,}07322894 \\
1 & 0{,}052326274 & -0{,}037678316 & 0{,}164229 \\
1 & 0{,}101415899 & 0{,}082334099 & -0{,}09216581 \\
1 & 0{,}037855104 & 0{,}015929044 & 0{,}08597555 \\
1 & 0{,}088850727 & 0{,}119093432 & 0{,}13357971 \\
1 & -0{,}08588647 & -0{,}07072768 & -0{,}08527968
\end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*} = \begin{bmatrix} 33 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0{,}947531771 & 0{,}925724615 \\ 0 & 0{,}947531771 & 1 & 0{,}94186867 \\ 0 & 0{,}925724615 & 0{,}94186867 & 1 \end{bmatrix}$$

$$(\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*})^{-1} = \begin{bmatrix} 0{,}03030303 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10{,}82638 & -7{,}2519401 & -3{,}19094883 \\ 0 & -7{,}25194 & 13{,}7167827 & -6{,}2061084 \\ 0 & -3{,}19095 & -6{,}2061084 & 9{,}799278889 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 13546 \\ 404{,}4529093 \\ 374{,}2841426 \\ 414{,}7788003 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y}'\mathbf{Y} = [6058380]$$

Untuk mendapatkan taksiran koefisien regresi ridge maka harus dicari konstanta k yang tepat sedemikian hingga persamaan (2.18) mempunyai solusi yang stabil.untuk memperoleh nilai konstanta k yang sesuai maka digunakan metode iterasi.

Jika digunakan metode kuadrat terkecil sesuai dengan persaman (2.7) diperoleh $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R = \left(\mathbf{X}'\mathbf{X} + k\mathbf{I}\right)^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}\,\mathbf{Y}$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^{*\prime}\mathbf{X}^{*})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 410{,}4848485 \\ 340{,}5337509 \\ -373{,}256214 \\ 451{,}096658 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}' = [410{,}4848485 \quad 340{,}5337509 \quad -373{,}256214 \quad 451{,}096658]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\hat{\boldsymbol{\beta}} = 627269{,}4125$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y} = 5745559{,}07$$

$$s^2 = \frac{\mathbf{Y}'\mathbf{Y} - \hat{\boldsymbol{\beta}}'\mathbf{X}'\mathbf{Y}}{n-p} = \frac{6058380 - 5745559{,}07}{33-4} = 9475{,}422047$$

Dengan $n = 33$ dan $p = 4$.

Sesuai dengan persamaan (3.1)

$$T = \frac{tr\,(X'X)^{-1}}{p} = \frac{34{,}371748}{4} = 8{,}592937035$$

Dan $20T^{-1,3} = 1{,}220803814$

Sehingga prosedur iterasinya adalah

Iterasi ke-1

Diambil $k_0 = \frac{ps^2}{\hat{\beta}'\hat{\beta}} = \frac{37901{,}68819}{627269{,}4425} = 0{,}060423298$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = (\mathbf{X'X} + k_0\mathbf{I})^{-1}\mathbf{X'Y}$$

$$= \begin{bmatrix} 0{,}030247647 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5{,}489996168 & -3{,}07301959 & -2{,}063179604 \\ 0 & -3{,}07301959 & 6{,}18729832 & -2{,}81288854 \\ 0 & -2{,}063179604 & -2{,}81288854 & 5{,}242536394 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 13546 \\ 404{,}4529093 \\ 374{,}2841426 \\ 414{,}7768003 \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} 409{,}7346 \\ 214{,}4993 \\ -93{,}8106 \\ 287{,}2144 \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)' = [409{,}7346 \quad 214{,}4993 \quad -93{,}8106 \quad 287{,}2144]$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)'\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0) = 305184{,}9242$$

Sehingga diperoleh

$$k_1 = \frac{ps^2}{\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)'\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)} = \frac{37901{,}68819}{305184{,}9242} = 0{,}124192531$$

Sesuai dengan persamaan (3.1) diperoleh

$$\frac{k_1 - k_0}{k_0} = \frac{0{,}124192531 - 0{,}060423298}{0{,}060423298} = 1{,}055374931 < 20T^{-1,3}$$

Karena $\frac{k_1 - k_0}{k_0} < 20T^{-1,3}$ maka iterasi dihentikan.

Selanjutnya digunakan nilai k_1 dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)$ sebagai hasil akhir iterasi.

Elemen-elemen dari maks $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)$ merupakan koefisien regresi ridge sehingga diperoleh:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R0} = 409{,}7346$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R1} = 214{,}4993$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R2} = -93{,}8106$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{R3} = 287{,}2144$$

Jadi diperoleh model regresi linear berganda untuk data dalam bentuk baku sebagai berikut:

$$\mathbf{Y} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R0} + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R1}\mathbf{X}^*{}_1 + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R2}\mathbf{X}^*{}_2 + \hat{\boldsymbol{\beta}}_{R3}\mathbf{X}^*{}_3$$

$$\mathbf{Y} = 409{,}7346 + 214{,}4993\mathbf{X}^*{}_1 - 93{,}8106\mathbf{X}^*{}_2 + 287{,}2144\mathbf{X}^*{}_3$$

Jika variabel $\mathbf{X}^*{}_1, \mathbf{X}^*{}_2, \mathbf{X}^*{}_3$ dikembalikan ke dalam bentuk variabel asli $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \mathbf{X}_3$ dengan mensubstitusikan persamaan (2.8) maka

$$\mathbf{X}^*{}_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_i}{S_{ii}^{\frac{1}{2}}}$$

Sehingga diperoleh

$$\mathbf{X}^*{}_1 = \frac{\mathbf{X}_1 - 3299{,}43636}{24096{,}18597}$$

$$\mathbf{X}^*{}_2 = \frac{\mathbf{X}_2 - 305{,}3}{2938{,}02936}$$

$$\mathbf{X}^*{}_3 = \frac{\mathbf{X}_3 - 43083{,}78788}{334004{,}4122}$$

Diperoleh model regresi linear berganda untuk variabel bebas X.

$$\mathbf{Y} = 409{,}74 + 214{,}5\left(\frac{\mathbf{X}_1 - 3299{,}44}{24096{,}19}\right) - 93{,}8\left(\frac{\mathbf{X}_2 - 305{,}3}{2938{,}03}\right) + 287{,}2\left(\frac{\mathbf{X}_3 - 43083{,}79}{334004{,}4}\right)$$

$$= 409,74 + 0,009\mathbf{X}_1 - 29,37 - 0,032\mathbf{X}_2 + 9,75 + 0,00086\mathbf{X}_3 + 37,05$$

$$= 353,06 + 0,0089\mathbf{X}_1 - 0,032\mathbf{X}_2 + 0,00086\mathbf{X}_3$$

5. Perbandingan Metode PCA dan Regresi Ridge

Langkah terakhir dalam metode penelitian ini adalah membandingkan metode *Principal Component Analysis* dan Regresi Ridge dilihat dari besarnya nilai *Means Square Error* (MSE). Setelah didapatkan persamaan-persamaan baru hasil perhitungan sebelumnya, maka persamaan-persamaan tersebut digunakan untuk mencari nilai MSE(Lampiran 7). Maka didapatkan nilai MSE sebagai berikut:

Data Sampel ke	Metode PCA	Metode Regresi Ridge
1	4494744,234	4,35E+24
2	7,29E+24	255458832,5
3	3,19E+36	1,46E+24
4	11334390,91	5,327067883
5	3,61E+17	9663,669174

Dari kelima data sampel, nilai MSE yang menggunakan metode Regresi Ridge untuk sampel kedua sampai sampel kelima nilai MSE-nya lebih kecil. Jadi bisa disimpulkan bahwa metode Regresi Ridge lebih efektif dibandingkan dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA).

6. Pembahasan

Data yang terjadi multikolinearitas berarti terjadi penyimpangan terhadap asumsi klasik model regresi linear. Untuk mengatasi masalah tersebut digunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan Regresi Ridge.

Metode PCA 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 PCA 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. Metode PCA dilakukan dengan menggunakan bantuan analisis faktor dalam SPSS. Dan didapatkan persamaan dengan variabel bebas baru (F_1) dari kelima data sampel yang disimulasikan, untuk sampel ke-1: $Y = 87{,}121 + 17{,}568F_1$, dengan $F_1 = 0{,}367x_1 + 0{,}357x_2 + 0{,}337x_3$, untuk sampel ke-2: $Y = 108532{,}4 + 94404{,}721F_1$, dengan $F_1 = 0{,}335x_1 + 0{,}333x_2 + 0{,}335x_3$, untuk sampel ke-3: $Y = 8{,}330E9 + 8{,}405E9F_1$, dengan $F_1 = 0{,}337x_1 + 0{,}334x_2 + 0{,}337x_3$, untuk sampel ke-4: $Y = 39{,}67 + 6{,}96F_1$, dengan $F_1 = 0{,}34x_1 + 0{,}335x_2 + 0{,}338x_3$, untuk sampel ke-5: $Y = 410{,}485 + 71{,}808F_1$, dengan $F_1 = 0{,}34x_1 + 0{,}342x_2 + 0{,}339x_3$.

Metode kedua yang digunakan dalam penelitian ini untuk mengatasi multikolinearitas yaitu dengan metode Regresi Ridge. Regresi Ridge digunakan untuk mengurangi multikolinearitas dengan cara menentukan penduga yang bias tetapi cenderung mempunyai jumlah kuadrat residual yang lebih kecil daripada taksiran yang diperoleh dengan kuadrat terkecil. Metode Regresi Ridge ini didasarkan pada modifikasi metode kuadrat terkecil, yakni dengan menambahkan suku $k\mathbf{I}$ pada $(\mathbf{X'X})$ sebelum diinverskan sehingga melemahnya multikolinearitas. Dengan menggunakan prosedur iterasi dapat ditentukan nilai k yang cukup kecil yang memberikan taksiran koefisien regresi cukup stabil. Nilai k adalah konstanta yang berada dalam interval [0,1]. Pemilihan nilai k dengan menggunakan metode iterasi ini didasarkan pada perubahan relatif k_j yang memenuhi $\frac{k_j - k_{j-1}}{k_{j-1}} < 20T^{-1,3}$ maka iterasi dihentikan. Jadi nilai k bukan bersifat subyektif karena hanya bergantung pada analisis. Berdasarkan perhitungan, untuk sampel ke-1 nilai k_1 dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)$ digunakan sebagai hasil akhir iterasi karena $\frac{k_j - k_{j-1}}{k_{j-1}} < 20T^{-1,3}$ dimana $\frac{k_1 - k_0}{k_0} = 0,99 < 20T^{-1,3} = 152,02$. Jadi iterasi pertama merupakan hasil akhir iterasi. Sehingga diperoleh nilai $k_1 = 0,000000158587$ dan elemen-elemen dari matriks $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_0)$ merupakan koefisien metode Regresi Ridge. Jadi model regresi linear berganda untuk variabel X yang baru sebagai berikut:

$\mathbf{Y = 6596831431 + 1027{,}16X_1 + 1036{,}37X_2 + 845{,}76X_3}$. Untuk sampel ke-2, nilai k_3 dan $\hat{\boldsymbol{\beta}}_R(k_2)$ digunakan sebagai hasil akhir iterasi karena $\frac{k_3-k_2}{k_2} = 0{,}026 < 207^{-1,3} = 0{,}0336$. Jadi iterasi ketiga merupakan hasil akhir iterasi. Sehingga diperoleh nilai $k_3 - 0{,}003017139$ dan elemen-elemen dari matriks $\hat{a}_R(k_2)$ merupakan koefisien metode Regresi Ridge. Jadi model regresi linear berganda untuk variabel X yang baru sebagai berikut:$\mathbf{Y - -39747{,}99 - 25{,}906X_1 + 0{,}956X_2 - 0{,}846X_3}$. Untuk sampel ke-3, nilai k_3 dan $\hat{a}_R(k_2)$ digunakan sebagai hasil akhir iterasi karena $\frac{k_3-k_2}{k_2} = -0{,}0071 < 207^{-1,3} = 0{,}0336$. Jadi iterasi ketiga merupakan hasil akhir iterasi. Sehingga diperoleh nilai $k_3 - 0{,}0556$ dan elemen-elemen dari matriks $\hat{a}_R(k_2)$ merupakan koefisien metode Regresi Ridge. Jadi model regresi linear berganda untuk variabel X yang baru sebagai berikut: $\mathbf{Y - 5053446562 + 153{,}67X_1 + 38{,}8X_2 + 4{,}22X_3}$. Untuk sampel ke-4, nilai k_1 dan $\hat{a}_R(k_0)$ digunakan sebagai hasil akhir iterasi karena $\frac{k_1-k_0}{k_0} = 0{,}05 < 207^{-1,3} = 0{,}32$. Jadi iterasi pertama merupakan hasil akhir iterasi. Sehingga diperoleh nilai $k_1 - 0{,}0023$ dan elemen-elemen dari matriks $\hat{a}_R(k_0)$ merupakan koefisien metode Regresi Ridge. Jadi model regresi linear berganda untuk variabel X yang baru sebagai berikut:$\mathbf{Y - 26{,}7 + 0{,}0089X_1 + 0{,}0189X_2 + 0{,}016X_3}$. Untuk sampel ke-5, nilai k_1 dan $\hat{a}_R(k_0)$ digunakan sebagai hasil akhir iterasi karena $\frac{k_1 - k_0}{k_0} = 1{,}055 < 20T^{-1,3} = 1{,}22$. Jadi iterasi pertama merupakan hasil akhir iterasi. Sehingga diperoleh nilai $k_1 - 0{,}124$ dan elemen-elemen dari matriks $\hat{\beta}_R(k_0)$ merupakan koefisien metode Regresi Ridge. Jadi model regresi linear berganda untuk variabel X yang baru sebagai berikut: $\mathbf{Y} = 353{,}064 + 0{,}0089\mathbf{X}_1 - 0{,}0319\mathbf{X}_2 + 0{,}00086\mathbf{X}_3$.

Setelah data yang mengandung multikolinearitas tadi diatasi dengan kedua metode, selanjutnya dihitung berapa besarnya *Means Square Error* (MSE) dari masing-masing data sampel untuk kedua metode. MSE digunakan untuk membandingkan metode mana yang lebih efektif, dilihat dari nilai MSE mana yang lebih kecil. Setelah dilakukan perhitungan didapatkan nilai MSE dari masing-masing data sampel untuk kedua metode. Nilai MSE yang diperoleh dengan menggunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA), untuk sampel ke-1: 449474,42; untuk sampel ke-2: 7,29396E+19; untuk sampel ke-3: 3,19E+36; untuk sampel ke-4: 11334390,91; dan untuk sampel ke-5: 3,61036E+12. Dan nilai MSE yang diperoleh dengan menggunakan metode Regresi Ridge, untuk sampel ke-1: 4,35196E+19; untuk sampel ke-2: 255458832,5; untuk sampel ke-3: 1,46382E+19; untuk sampel ke-4: 5,327067883; dan untuk sampel ke-5: 9663,669.

Dari kelima data sampel, empat diantaranya nilai MSE-nya lebih kecil yang menggunakan metode Regresi Ridge, yaitu untuk sampel ke-2 sampai sampel ke-5. Jadi bisa disimpulkan bahwa metode Regresi Ridge lebih efektif dibandingkan dengan metode *Principal Component Analysis*

(PCA). Dikatakan lebih efektif karena semakin kecil nilai MSE berarti semakin kecil nilai *error* antara persamaan baru $(\hat{Y})$ yang terbentuk dengan persamaan asalnya (Y). $\hat{Y}$ hanyalah prediksi nilai Y yang didasarkan pada X, dan setiap prediksi akan mengandung *error* dalam jumlah tertentu. Semakin besar error yang dihasilkan berarti semakin buruk prediksi yang dilakukan.

BAB V

PENUTUP

5.1. Simpulan

Berdasarkan uraian yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1). Metode *Principal Component Analysis* (PCA) digunakan untuk mengatasi multikolinearitas yang 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 PCA 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. Metode PCA dilakukan dengan menggunakan bantuan analisis faktor dalam SPSS.

2). Metode regresi ridge pada hakikatnya mengusahakan sifat-sifat jumlah kuadrat k MSE menjadi lebih kecil dengan cara menambahkan suatu konstanta positif yang kecil pada diagonal matriks persamaan normal. Hal ini akan menyebabkan taksiran regresi ridge menjadi stabil walaupun menjadi bias. Dengan menggunakan prosedur iterasi dapat ditentukan nilai k yang cukup kecil memberikan taksiran koefisien regresi cukup stabil. Pemilihan nilai k dengan menggunakan metode iterasi ini didasarkan pada perubahan relatif k_j yang memenuhi $\frac{k_j - k_{j-1}}{k_{j-1}} < 20T^{-1,3}$ maka iterasi dihentikan. Jadi nilai [illegible] bukan bersifat subyektif karena hanya bergantung pada analisis.

3). Setelah dibandingkan antara metode *Principal Component Analysis* (PCA) dan Regresi Ridge dengan membandingkan nilai *Means Square Error* (MSE), diperoleh hasil bahwa empat diantara lima data yang disimulasikan dengan menggunakan metode Regresi Ridge nilai MSE-nya jauh lebih kecil. Jadi metode Regresi Ridge lebih efektif dibanding dengan metode PCA dalam mengatasi multikolinearitas.

5.2. Saran

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan sedikit sumbangan pemikiran sebagia usaha untuk mengkaji bidang ilmu pengetahuan khususnya bidang matematika. Saran yang dapat penyusun sumbangkan sehubungan dengan hasil penelitian ini dalah sebagai berikut:

1). Jika pada suatu model regresi terjadi penyimpangan asumsi multikolinearitas, maka harus dilakukan tindakan perbaikan untuk menghilangkan multikolinearitas tersebut.

2). Bila melakukan tindakan perbaikan untuk menghilangkan multikolinearitas sebaiknya menggunakan metode Regresi Ridge karena lebih efektif dibandingkan metode PCA.

DAFTAR PUSTAKA

Anton, Howard. 1992. *Aljabar Linear Elementer*. Jakarta: Penerbit Erlangga.

Ariyanto, dkk. 2005. *Pengembangan Analisis Multivariate dengan SPSS 12*. Jakarta: Penerbit Salemba Infotek.

Gujarati, D. N, dkk. 1995. *Basics Ekonometrics*, Mc Graw Hill, Inc. New York.

Hasan, Iqbal. 2008. *Pokok-Pokok Materi Statistik 2*. Jakarta: Bumi Aksara.

Masriah. 2007. *Permasalahan yang dapat Terjadi dalam Model Linear Analisis Regresi dan Aplikasinya*. Skripsi, Program Studi Matematika, Fakultas MIPA UNNES.

Nyoman, S. I. 1984. *Matriks*. Jakarta: Penerbit Erlangga.

Santoso, Singgih. 2003. *Buku Latihan SPSS Statistik Multivariat*. Jakarta: PT Gramedia Jakarta.

Sembiring, R. K. 1995. *Analisis Regresi. ITB*. Bandung.

Sukestiyarno. 2008. *Workshop Olah Data Penelitian dengan SPSS*. Diktat Mta Kuliah Model Linear.

Sumodiningrat, G. 1998. *Ekonometrika Pengantar*. Yogyakarta: BPFE.

Supranto, J. 2005. *Ekonometri*. Bogor: Ghalia Indonesia.

Usman, Husaini. 2009. *Pengantar Statistika*. Jakarta: Bumi Akasara.

Widianingsih, Nur. 2008. *Penggunaan Metode Regresi Ridge untuk Mengatasi Multikolinearitas dalam Analisis Regresi Linear Bergandadan Simulasinya pada Data yang Mempengaruhi Pajak Daerah Kabupaten Pati.* Skripsi, Program Studi Matematika, Fakultas MIPA UNNES.

Yuniastuti, Anita. 2010. *Pendeteksian Multikolinearitas dan Autokorelasi dalam Analisis Regresi Beserta Konsekuensi dan Tindakan Perbaikannya*. Skripsi, Program Studi Matematika, Fakultas MIPA UNNES.

LAMPIRAN 1 (Data Sampel)

a. Data Sampel ke-1

Tabel

Data Mengenai Konsumsi (Y), Pendapatan Upah (X_1), Pendapatan Non Upah (X_2) dan Non Pertanian (X_3) di Amerika Serikat Dalam Milyar dollar

No	Tahun	Y	X_1	X_2	X_3
1	1936	62,8	43,41	17,1	3,96
2	1937	65	46,44	18,65	5,48
3	1938	63,9	44,35	17,09	4,37
4	1939	67,5	47,82	19,28	4,51
5	1940	71,3	51,02	23,24	4,88
6	1941	76,6	58,71	28,11	6,37
7	1945	86,3	87,69	30,29	8,96
8	1946	95,7	76,73	28,26	9,76
9	1947	98,3	75,91	27,91	9,31
10	1948	100,3	77,62	32,3	9,85
11	1949	103,2	78,01	31,39	7,21
12	1950	108,9	83,57	35,61	7,39
13	1951	108,5	90,59	37,58	7,98
14	1952	111,4	95,47	35,17	7,42

Sumber : L.R. Klein dan A.S. Goldberger, *An Economic Model of The United States, 1929 – 1952,* North Holland Publishing Company, Amsterdam, 1964, Hal 131

*Data-data untuk tahun-tahun perang 1942 – 1944 hilang.

b. Data Sampel ke-2

Tabel

Data Jumlah Uang Beredar (Y), Pengeluaran Pemerintah (X_1),

Gross Domestik Product (X_2) dan Impor Barang (X_3)

Tahun	Y	X1	X2	X3
1983	21469	585	75832	185
1984	18385	412	62665	200
1985	23417	766	86554	466
1986	28661	971	93638	471
1987	35885	1075	113718	575
1988	42998	1304	134105	804
1989	54704	1829	156851	1329
1990	86470	2495	198597	1995
1991	97105	2771	228450	2271
1992	118053	3554	269884	3054
1993	145303	3744	287976	3244
1994	186514	4504	372221	4004
1995	224368	4960	456381	4460
1996	366534	5955	557659	5455
1997	178120	2945	283782	2445

Sumber : Yuniastuti (2010: 71)

c. Data Sampel ke-3

Tahun	Bulan	Pajak Hotel (X1)	Pajak Restoran(X2)	PPJ (X3)	PAD (Y)
2005	Januari	5150300	3998620	8408287	1920585050
	Februari	5145090	3551650	8810500	1521415050
	Maret	5078200	2960000	8872000	1337062456
	April	5077089	2936421	6042363	1694564590
	Mei	5138650	2836421	6799672	1262534213
	Juni	5314265	2340550	7670050	2982534500
	Juli	5078200	2455700	8700005	2515960015
	Agustus	5023485	2908000	9029018	2532364590
	September	5740587	2867950	9366525	2551232512
	Oktober	4763500	3018825	6189756	2392551236
	Nopember	4810000	3886000	7174000	2289255413
	Desember	4648263	4662800	10355819	4033006542
2006	Januari	4491750	4556775	19329150	4207208400
	Februari	5455137	4777069	18045670	5199210540
	Maret	5935041	6900601	19435982	5816501423
	April	5685072	6763500	20505888	5249345215
	Mei	5488912	6680605	13516075	5465405001
	Juni	6380700	7299435	15240700	5993624858
	Juli	6989260	7045000	12412524	6672015470
	Agustus	6096778	7759850	12280501	7010326807
	September	6460000	7093455	10323600	7090691234
	Oktober	7143500	8494110	19409800	7106138715
	Nopember	8703500	9704400	96472100	7832054811
	Desember	7760700	8904140	64861300	7503658933
2007	Januari	6176000	7726340	74389950	7409254114
	Februari	9271900	10085600	109254141	8122547980
	Maret	9603500	10554500	211201548	9252154770
	April	7751050	10726560	105654214	10396443210
	Mei	9632898	12054250	117065482	10223056891
	Juni	9786341	12589632	125002154	11058238856
	Juli	9836451	12959863	118095821	12504276510
	Agustus	9823615	13654928	199001245	15925487012
	September	9925632	14256395	206054792	19762147205
	Oktober	10536210	156254121	219085473	19812031200
	Nopember	10536210	156254135	257056783	20112500523
	Desember	81181520	658813257	2972241500	53112321420

Sumber : Widianingsih (2008: 80 – 82)

d. Data Sampel ke-4

Data Konsumsi Ayam Per kapita (Y), Pendapatan Real Per kapita (X_1), Harga Babi Eceran Real Per Unit (X_2) dan Harga Sapi Eceran Real Per Unit (X_3)

Tahun	Y	X_1	X_2	X_3
1960	27,8	397,5	50,7	78,3
1961	29,9	413,3	52	79,2
1962	29,8	439,2	54	79,2
1963	30,8	459,7	55,3	79,2
1964	31,2	492,9	54,7	77,4
1965	33,3	528,6	63,7	80,2
1966	35,6	560,3	69,8	80,4
1967	36,4	624,6	65,9	83,9
1968	36,7	666,4	64,5	85,5
1969	38,4	717,8	70	93,7
1970	40,4	768,2	73,2	106,1
1971	40,3	843,3	67,8	104,8
1972	41,8	911,6	79,1	114
1973	40,4	931,1	95,4	124,1
1974	40,7	1021,5	94,2	127,6
1975	40,1	1165,9	123,5	142,9
1976	42,7	1349,6	129,9	143,6
1977	44,1	1449,4	117,6	139,2
1978	46,7	1575,5	130,9	165,5
1979	50,6	1759,1	129,8	203,3
1980	50,1	1994,2	128	219,6
1981	51,7	2258,1	141	221,6
1982	52,9	2478,7	168,2	232,6

Sumber : Gujarati (1995: 228)

e. Data Sampel ke-5

Perusahaan	Kompensasi(Y)	Penjualan(X1)	Keuntungan(X2)	Pekerja(X3)
1	450	4600,6	128,1	48000
2	387	9255,4	783,9	55900
3	368	1526,2	136	13783
4	277	1683,2	179	27765
5	676	2752,8	231,5	34000
6	454	2205,8	329,5	26500
7	507	2384,6	381,8	30800
8	496	2746	237,9	41000
9	487	1434	222,3	25900
10	383	470,6	63,7	8600
11	311	1508	149,5	21075
12	271	464,4	30	6874
13	524	9329,3	577,3	39000
14	498	2377,5	250,7	34300
15	343	1174,3	82,6	19405
16	354	409,3	61,5	3586
17	324	724,7	90,8	3905
18	225	578,9	63,3	4139
19	254	966,8	42,8	6255
20	208	591	48,5	10605
21	518	4933,1	310,6	65392
22	406	7613,2	491,6	89400
23	332	3457,4	228	55200
24	340	545,3	54,6	7800
25	698	22862,8	3011,3	337119
26	306	2361	203	52000
27	613	2614,1	201	50500
28	302	1013,2	121,3	18625
29	540	4560,3	194,6	97937
30	293	855,7	63,4	12300
31	528	4211,6	352,1	71800
32	456	5440,4	655,2	87700
33	417	1229,9	97,5	14600

Sumber : Chatteree, S. and Price B., 1997. *Regression Analysis by Example*. John Willey: New York.

Lampiran 2 (Uji Multikolinearitas)

Sampel ke-1

Coefficientsa

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
	B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1 (Constant)	18.702	6.845		2.732	.021		
X1	.380	.312	.385	1.218	.251	.081	12.297
X2	1.419	.720	.539	1.969	.077	.108	9.230
X3	.533	1.400	.059	.381	.711	.336	2.977

a.Dependent Variable:Y

Sampel ke-2

Coefficients[a]

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
	B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1 (Constant)	-29775.725	28692.518		-1.038	.322		
X1	-62.668	63.169	-1.109	-.992	.342	.002	511.133
X2	1.063	.204	1.603	5.207	.000	.026	38.752
X3	27.655	67.696	.477	.409	.691	.002	556.456

a. Dependent Variable: Y

Sampel ke-3

Coefficients[a]

Model	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.	Collinearity Statistics	
	B	Std. Error	Beta			Tolerance	VIF
1 (Constant)	1.029E9	4.496E9		.229	.820		
X1	905.854	837.067	1.225	1.082	.287	.004	242.391
X2	56.274	25.323	.684	2.222	.033	.056	17.912
X3	-18.713	23.212	-.990	-.806	.426	.004	285.258

a. Dependent Variable:Y

Sampel ke-4

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients B	Unstandardized Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.	Collinearity Statistics Tolerance	Collinearity Statistics VIF
1	(Constant)	27.103	3.323		8.157	.000		
	X1	.010	.006	.816	1.585	.130	.020	49.210
	X2	.015	.053	.072	.283	.781	.084	11.966
	X3	.009	.063	.063	.145	.887	.028	35.798

a.DependentVariableY

Sampel ke-5

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients B	Unstandardized Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.	Collinearity Statistics Tolerance	Collinearity Statistics VIF
1	(Constant)	344.455	25.221		13.657	.000		
	X1	.014	.014	.483	.997	.327	.092	10.825
	X2	-.127	.131	-.529	-.970	.340	.073	13.717
	X3	.001	.001	.639	1.387	.176	.102	9.799

a. Dependent Variable: Y

Lampiran 3 (Output Metode *Principal Component Analysis*)

Sampel ke-1

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.666
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	36.774
	df	3
	Sig.	.000

Anti-image Matrices

		X2	X3	X4
Anti-image Covariance	X2	.081	-.082	-.085
	X3	-.082	.108	.027
	X4	-.085	.027	.336
Anti-image Correlation	X2	.601[a]	-.873	-.514
	X3	-.873	.647[a]	.141
	X4	-.514	.141	.809[a]

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Communalities

	Initial	Extraction
X2	1.000	.954
X3	1.000	.905
X4	1.000	.805

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.664	88.787	88.787	2.664	88.787	88.787
2	.288	9.599	98.386			
3	.048	1.614	100.000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Component Matrixa

	Component
	1
X2	.977
X3	.951
X4	.897

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Component Score Coefficient Matrix

	Component
	1
X2	.367
X3	.357
X4	.337

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Data Sampel ke-2

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.744
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	120.366
	df	3
	Sig.	.000

Anti-image Matrices

		X1	X2	X3
Anti-image Covariance	X1	.002	.000	-.002
	X2	.000	.026	-.002
	X3	-.002	-.002	.002
Anti-image Correlation	X1	.679[a]	.027	-.965
	X2	.027	.959[a]	-.287
	X3	-.965	-.287	.661[a]

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Communalities

	Initial	Extraction
X1	1.000	.996
X2	1.000	.988
X3	1.000	.997

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Total Variance Explained

Compo nent	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.981	99.375	99.375	2.981	99.375	99.375
2	.018	.593	99.968			
3	.001	.032	100.000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Component Matrix[a]

	Component
	1
X1	.998
X2	.994
X3	.998

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Component Score Coefficient Matrix

	Component
	1
X1	.335
X2	.333
X3	.335

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

Component Scores.

Data sampel ke-3

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.711
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	276.394
	Df	3
	Sig.	.000

Anti-image Matrices

		X1	X2	X3
Anti-image Covariance	X1	.004	.003	-.004
	X2	.003	.056	-.006
	X3	-.004	-.006	.004
Anti-image Correlation	X1	.663[a]	.204	-.969
	X2	.204	.892[a]	-.431
	X3	-.969	-.431	.633[a]

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Communalities

	Initial	Extraction
X1	1.000	.990
X2	1.000	.972
X3	1.000	.994

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.956	98.522	98.522	2.956	98.522	98.522
2	.042	1.414	99.936			
3	.002	.064	100.000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Component Matrix[a]

	Component
	1
X1	.995
X2	.986
X3	.997

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Component Score Coefficient Matrix

	Component
	1
X1	.337
X2	.334
X3	.337

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
Component Scores.

Sampel ke-4

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.728
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	122.130
	df	3
	Sig.	.000

Anti-image Matrices

		X1	X2	X3
Anti-image Covariance	X1	.020	-.022	-.021
	X2	-.022	.084	.003
	X3	-.021	.003	.028
Anti-image Correlation	X1	.646[a]	-.525	-.871
	X2	-.525	.866[a]	.063
	X3	-.871	.063	.709[a]

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Communalities

	Initial	Extraction
X1	1.000	.988
X2	1.000	.957
X3	1.000	.977

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.923	97.417	97.417	2.923	97.417	97.417
2	.065	2.173	99.590			
3	.012	.410	100.000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Component Matrix[a]

	Component
	1
X1	.994
X2	.978
X3	.988

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Component Score Coefficient Matrix

	Component
	1
X1	.340
X2	.335
X3	.338

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
Component Scores.

Sampel ke-5

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.782
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	137.659
	df	3
	Sig.	.000

Anti-image Matrices

		X1	X2	X3
Anti-image Covariance	X1	.092	-.049	-.030
	X2	-.049	.073	-.046
	X3	-.030	-.046	.102
Anti-image Correlation	X1	.796[a]	-.595	-.310
	X2	-.595	.736[a]	-.535
	X3	-.310	-.535	.820[a]

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Communalities

	Initial	Extraction
X1	1.000	.957
X2	1.000	.968
X3	1.000	.953

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.877	95.893	95.893	2.877	95.893	95.893
2	.075	2.490	98.382			
3	.049	1.618	100.000			

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Component Matrix[a]

	Component
	1
X1	.978
X2	.984
X3	.976

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 1 components extracted.

Component Score Coefficient Matrix

	Component
	1
X1	.340
X2	.342
X3	.339

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

Component Scores.

Lampiran 4 (Output Persamaan Baru yang Terbentuk)

Data Sampel ke-1

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	87.121	1.736		50.191	.000
	REGR factor score 1 for analysis 1	17.568	1.801	.942	9.753	.000

a. Dependent Variable: Y

Data Sampel ke-2

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	108532.400	7159.491		15.159	.000
	REGR factor score 1 for analysis 1	94404.721	7410.778	.962	12.739	.000

a. Dependent Variable: Y

Data Sampel ke-3

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
		B	Std. Error	Beta		
1	(Constant)	8.330E9	6.639E8		12.546	.000
	REGR factor score 1 for analysis 1	8.408E9	6.733E8	.906	12.487	.000

a. Dependent Variable: Y

Data Sampel ke-4

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients B	Unstandardized Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.
1	(Constant)	39.670	.519		76.398	.000
	REGR factor score 1 for analysis 1	6.960	.531	.944	13.109	.000

a. Dependent Variable: Y

Data Sampel ke-5

Coefficients[a]

Model		Unstandardized Coefficients B	Unstandardized Coefficients Std. Error	Standardized Coefficients Beta	t	Sig.
1	(Constant)	410.485	18.041		22.754	.000
	REGR factor score 1 for analysis 1	71.808	18.320	.576	3.920	.000

a. Dependent Variable: Y

Lampiran 5 (Transformasi Variabel Bebas dalam Bentuk Baku)

Data Sampel ke-1

Tabel Transformasi Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	$X_1 - \bar{X}_1$	$X_2 - \bar{X}_2$	$X_3 - \bar{X}_3$	$(X_1 - \bar{X}_1)^2$	$(X_2 - \bar{X}_2)^2$	$(X_3 - \bar{X}_3)^2$
1	-24,9714	-10,1842	-3,0007	623,57224	103,71968	9,00429
2	-21,9414	-8,6343	-1,4807	481,42629	74,55089	2,19251
3	-24,0314	-10,1943	-2,5907	577,50956	103,92346	6,71180
4	-20,5614	-8,00429	-2,4507	422,77234	64,06859	6,00600
5	-17,3614	-4,04429	-2,0807	301,41920	16,35625	4,32937
6	-9,67143	0,82571	-0,5907	93,53653	0,68180	0,34894
7	19,30857	3,00571	1,99929	372,82093	9,03432	3,99714
8	8,34857	0,97571	2,79929	69,69864	0,95202	7,83600
9	7,52857	0,62571	2,34929	56,67939	0,39152	5,51914
10	9,23857	5,01571	2,88929	85,35120	25,15739	8,34797
11	9,62857	4,10571	0,24929	92,70939	16,85689	0,06214
12	15,18857	8,32571	0,42929	230,69270	69,31752	0,18429
13	22,20857	10,29571	1,01929	493,22064	106,00173	1,03894
14	27,08857	7,88571	0,45929	733,79070	62,18449	0,21094
Jumlah				4635,19977	653,19654	55,78949

Data Sampel ke-2

Tabel Transformasi Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	$X_1 - \bar{X}_1$	$X_2 - \bar{X}_2$	$X_3 - \bar{X}_3$	$(X_1 - \bar{X}_1)^2$	$(X_2 - \bar{X}_2)^2$	$(X_3 - \bar{X}_3)^2$
1	-1939,667	-149388,87	-1878,87	3762306,778	22317033484	3530139,95
2	-2112,667	-162555,87	-1863,87	4463360,444	26424409788	3473998,95
3	-1758,667	-138666,87	-1597,87	3092908,444	19228499911	2553177,88
4	-1553,667	-131582,87	-1592,87	2413880,111	17314050800	2537224,22
5	-1449,667	-111502,87	-1488,87	2101533,444	12432889275	2216723,95
6	-1220,667	-91115,867	-1259,87	1490027,111	8302101158	1587264,02
7	-695,6667	-68369,867	-734,867	483952,1111	4674438668	540029,018
8	-29,66667	-26623,867	-68,8667	880,1111111	708830276,3	4742,61778
9	246,33333	3229,13333	207,1333	60680,11111	10427302,08	42904,2178
10	1029,3333	44663,1333	990,1333	1059527,111	1994795479	980364,018
11	1219,3333	62755,1333	1180,133	1486773,778	3938206760	1392714,68
12	1979,3333	147000,133	1940,133	3917760,444	21609039200	3764117,35
13	2435,3333	231160,133	2396,133	5930848,444	53435007243	5741454,95
14	3430,3333	332438,133	3391,133	11767186,78	1,10515E+11	11499785,3
15	420,33333	58561,1333	381,1333	176680,1111	3429406337	145262,618
Jumlah				42208305,3	3,0633E+11	40009904

Data Sampel ke-3

Tabel Transformasi Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	$X_1 - \bar{X}_1$	$X_2 - \bar{X}_2$	$X_3 - \bar{X}_3$	$(X_1 - \bar{X}_1)^2$	$(X_2 - \bar{X}_2)^2$	$(X_3 - \bar{X}_3)^2$
1	-3783569,6	-29343921	-1,3E+08	1,43154E+13	8,61066E+14	1,8006E+16
2	-3788779,6	-29790891	-1,3E+08	1,43549E+13	8,87497E+14	1,7898E+16
3	-3855669,6	-30382541	-1,3E+08	1,48662E+13	9,23099E+14	1,7881E+16
4	-3856780,6	-30406120	-1,4E+08	1,48748E+13	9,24532E+14	1,8646E+16
5	-3795219,6	-30506120	-1,4E+08	1,44037E+13	9,30623E+14	1,844E+16
6	-3619604,6	-31001991	-1,3E+08	1,31015E+13	9,61123E+14	1,8204E+16
7	-3855669,6	-30886841	-1,3E+08	1,48662E+13	9,53997E+14	1,7927E+16
8	-3910384,6	-30434541	-1,3E+08	1,52911E+13	9,26261E+14	1,7839E+16
9	-3193282,6	-30474591	-1,3E+08	1,01971E+13	9,28701E+14	1,7749E+16
10	-4170369,6	-30323716	-1,4E+08	1,7392E+13	9,19528E+14	1,8606E+16
11	-4123869,6	-29456541	-1,4E+08	1,70063E+13	8,67688E+14	1,8338E+16
12	-4285606,6	-28679741	-1,3E+08	1,83664E+13	8,22528E+14	1,7487E+16
13	-4442119,6	-28785766	-1,2E+08	1,97324E+13	8,2862E+14	1,5194E+16
14	-3478732,6	-28565472	-1,2E+08	1,21016E+13	8,15986E+14	1,5512E+16
15	-2998828,6	-26441940	-1,2E+08	8,99297E+12	6,99176E+14	1,5168E+16
16	-3248797,6	-26579041	-1,2E+08	1,05547E+13	7,06445E+14	1,4905E+16
17	-3444957,6	-26661936	-1,3E+08	1,18677E+13	7,10859E+14	1,6661E+16
18	-2553169,6	-26043106	-1,3E+08	6,51868E+12	6,78243E+14	1,6219E+16
19	-1944609,6	-26297541	-1,3E+08	3,78151E+12	6,91561E+14	1,6947E+16
20	-2837091,6	-25582691	-1,3E+08	8,04909E+12	6,54474E+14	1,6981E+16
21	-2473869,6	-26249086	-1,3E+08	6,12003E+12	6,89014E+14	1,7495E+16
22	-1790369,6	-24848431	-1,2E+08	3,20542E+12	6,17444E+14	1,5174E+16
23	-230369,61	-23638141	-4,6E+07	53070157723	5,58762E+14	2,1272E+15
24	-1173169,6	-24438401	-7,8E+07	1,37633E+12	5,97235E+14	6,0422E+15
25	-2757869,6	-25616201	-6,8E+07	7,60584E+12	6,5619E+14	4,6517E+15
26	338030,39	-23256941	-3,3E+07	1,14265E+11	5,40885E+14	1,1115E+15
27	669630,39	-22788041	68608371	4,48405E+11	5,19295E+14	4,7071E+15
28	-1182819,6	-22615981	-3,7E+07	1,39906E+12	5,11483E+14	1,3645E+15
29	699028,39	-21288291	-2,6E+07	4,88641E+11	4,53191E+14	6,5166E+14
30	852471,39	-20752909	-1,8E+07	7,26707E+11	4,30683E+14	3,0944E+14
31	902581,39	-20382678	-2,4E+07	8,14653E+11	4,15454E+14	6,0012E+14
32	889745,39	-19687613	56408068	7,91647E+11	3,87602E+14	3,1819E+15
33	991762,39	-19086146	63461615	9,83593E+11	3,64281E+14	4,0274E+15
34	1602340,4	122911581	76492296	2,56749E+12	1,51073E+16	5,8511E+15
35	1602340,4	122911595	1,14E+08	2,56749E+12	1,51073E+16	1,3102E+16
36	72247650	625470717	2,83E+09	5,21972E+15	3,91214E+17	8,0069E+18
JUMLAH				5,50962E+15	4,44862E+17	8,4319E+18

Data Sampel ke-4

Tabel Transformasi Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	$X_1 - \bar{X}_1$	$X_2 - \bar{X}_2$	$X_3 - \bar{X}_3$	$(X_1 - \bar{X}_1)^2$	$(X_2 - \bar{X}_2)^2$	$(X_3 - \bar{X}_3)^2$
1	-637,56522	-39,7	-46,1304	406489,4064	1576,09	2128,01701
2	-621,76522	-38,4	-45,2304	386591,9856	1474,56	2045,79223
3	-595,86522	-36,4	-45,2304	355055,3573	1324,96	2045,79223
4	-575,36522	-35,1	-45,2304	331045,1334	1232,01	2045,79223
5	-542,16522	-35,7	-47,0304	293943,1229	1274,49	2211,8618
6	-506,46522	-26,7	-44,2304	256507,0164	712,89	1956,33136
7	-474,76522	-20,6	-44,0304	225402,0116	424,36	1938,67919
8	-410,46522	-24,5	-40,5304	168481,6947	600,25	1642,71614
9	-368,66522	-25,9	-38,9304	135914,0425	670,81	1515,57875
10	-317,26522	-20,4	-30,7304	100657,2182	416,16	944,359622
11	-266,86522	-17,2	-18,3304	71217,04425	295,84	336,004839
12	-191,76522	-22,6	-19,6304	36773,8986	510,76	385,35397
13	-123,46522	-11,3	-10,4304	15243,65991	127,69	108,79397
14	-103,96522	5	-0,33043	10808,76643	25	0,10918715
15	-13,565217	3,8	3,169565	184,0151229	14,44	10,0461437
16	130,83478	33,1	18,46957	17117,74034	1095,61	341,124839
17	314,53478	39,5	19,16957	98932,12947	1560,25	367,472231
18	414,33478	27,2	14,76957	171673,3121	739,84	218,140057
19	540,43478	40,5	41,06957	292069,7543	1640,25	1686,70919
20	724,03478	39,4	78,86957	524226,3664	1552,36	6220,40832
21	959,13478	37,6	95,16957	919939,5312	1413,76	9057,24614
22	1223,0348	50,6	97,16957	1495814,079	2560,36	9441,9244
23	1443,6348	77,8	108,1696	2084081,386	6052,84	11700,6548
JUMLAH				8398168,672	27295,58	58348,9087

Data Sampel ke-5

Tabel Transformasi Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	$X_1 - \bar{X}_1$	$X_2 - \bar{X}_2$	$X_3 - \bar{X}_3$	$(X_1 - \bar{X}_1)^2$	$(X_2 - \bar{X}_2)^2$	$(X_3 - \bar{X}_3)^2$
1	1301,1636	-177,2	4916,212	1693026,809	31399,84	24169141,6
2	5955,9636	478,6	12816,21	35473502,84	229057,96	164255293
3	-1773,236	-169,3	-29300,8	3144367,201	28662,49	858536170
4	-1616,236	-126,3	-15318,8	2612219,983	15951,69	234665262
5	-546,6364	-73,8	-9083,79	298811,314	5446,44	82515202,2
6	-1093,636	24,2	-16583,8	1196040,496	585,64	275022020
7	-914,8364	76,5	-12283,8	836925,5722	5852,25	150891445
8	-553,4364	-67,4	-2083,79	306291,8086	4542,76	4342171,92
9	-1865,436	-83	-17183,8	3479852,827	6889	295282566
10	-2828,836	-241,6	-34483,8	8002315,172	58370,56	1189131626
11	-1791,436	-155,8	-22008,8	3209244,245	24273,64	484386744
12	-2835,036	-275,3	-36209,8	8037431,183	75790,09	1311148738
13	6029,8636	272	-4083,79	36359255,47	73984	16677323,4
14	-921,9364	-54,6	-8783,79	849966,6586	2981,16	77154929,5
15	-2125,136	-222,7	-23678,8	4516204,564	49595,29	560684995
16	-2890,136	-243,8	-39497,8	8352888,2	59438,44	1560075247
17	-2574,736	-214,5	-39178,8	6629267,342	46010,25	1534977420
18	-2720,536	-242	-38944,8	7401318,106	58564	1516696503
19	-2332,636	-262,5	-36828,8	5441192,405	68906,25	1356359617
20	-2708,436	-256,8	-32478,8	7335627,536	65946,24	1054871662
21	1633,6636	5,3	22308,21	2668856,877	28,09	497656328
22	4313,7636	186,3	46316,21	18608556,71	34707,69	2145191505
23	157,96364	-77,3	12116,21	24952,51041	5975,29	146802596
24	-2754,136	-250,7	-35283,8	7585267,11	62850,49	1244945687
25	19563,364	2706	294035,2	382725196,8	7322436	8,6457E+10
26	-938,4364	-102,3	8916,212	880662,8086	10465,29	79498838,6
27	-685,3364	-104,3	7416,212	469685,9313	10878,49	55000202,2
28	-2286,236	-184	-24458,8	5226876,71	33856	598232304
29	1260,8636	-110,7	54853,21	1589777,11	12254,49	3008874880
30	-2443,736	-241,9	-30783,8	5971847,415	58515,61	947641596
31	912,16364	46,8	28716,21	832042,4995	2190,24	824620839
32	2140,9636	349,9	44616,21	4583725,292	122430,01	1990606384
33	-2069,536	-207,8	-28483,8	4282980,76	43180,84	811326172
Jumlah				580626178,2	8632016,52	1,1156E+11

Lampiran 6 (Variabel Bebas dalam Bentuk Baku)

Data Sampel ke-1

Tabel Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$X_1^*X_2^*$	$X_1^*X_3^*$	$X_2^*X_3^*$
1	9,1591	4,05825	1,20552	37,1699	11,0414	4,89229
2	7,07124	2,91696	0,29354	20,6265	2,07569	0,85624
3	8,48252	4,06623	0,89859	34,4919	7,62233	3,65388
4	6,20973	2,50682	0,8041	15,5667	4,99323	2,01573
5	4,42728	0,63997	0,57963	2,83334	2,56617	0,37095
6	1,37387	0,02668	0,04672	0,03665	0,06418	0,00125
7	5,47603	0,35349	0,53515	1,93571	2,93049	0,18917
8	1,02374	0,03725	1,0491	0,03813	1,07401	0,03908
9	0,83251	0,01532	0,73892	0,01275	0,61516	0,01132
10	1,25365	0,98434	1,11765	1,23401	1,40114	1,10014
11	1,36173	0,65956	0,00832	0,89814	0,01133	0,00549
12	3,38844	2,7122	0,02467	9,19011	0,0836	0,06692
13	7,24448	4,14754	0,1391	30,0468	1,00768	0,57691
14	10,778	2,4331	0,02824	26,224	0,30439	0,06871
Jumlah				180,305	35,7908	13,8481

Data Sampel ke-2

Tabel Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$X_1^*X_2^*$	$X_1^*X_3^*$	$X_2^*X_3^*$
1	-0,05097	-0,044	-0,04621	0,002243	0,002355	0,002033
2	-0,05104	-0,04467	-0,04607	0,00228	0,002352	0,002058
3	-0,05194	-0,04555	-0,04605	0,002366	0,002392	0,002098
4	-0,05196	-0,04559	-0,04703	0,002369	0,002443	0,002144
5	-0,05113	-0,04574	-0,04676	0,002339	0,002391	0,002139
6	-0,04876	-0,04648	-0,04646	0,002267	0,002266	0,00216
7	-0,05194	-0,04631	-0,04611	0,002405	0,002395	0,002135
8	-0,05268	-0,04563	-0,046	0,002404	0,002423	0,002099
9	-0,04302	-0,04569	-0,04588	0,001966	0,001974	0,002096
10	-0,05618	-0,04546	-0,04697	0,002554	0,002639	0,002136
11	-0,05556	-0,04416	-0,04664	0,002454	0,002591	0,00206
12	-0,05774	-0,043	-0,04554	0,002483	0,002629	0,001958
13	-0,05985	-0,04316	-0,04245	0,002583	0,00254	0,001832
14	-0,04687	-0,04283	-0,04289	0,002007	0,00201	0,001837
15	-0,0404	-0,03964	-0,04241	0,001602	0,001714	0,001681
16	-0,04377	-0,03985	-0,04204	0,001744	0,00184	0,001675
17	-0,04641	-0,03997	-0,04445	0,001855	0,002063	0,001777
18	-0,0344	-0,03905	-0,04386	0,001343	0,001509	0,001712
19	-0,0262	-0,03943	-0,04483	0,001033	0,001175	0,001768
20	-0,03822	-0,03836	-0,04488	0,001466	0,001715	0,001721
21	-0,03333	-0,03936	-0,04555	0,001312	0,001518	0,001793
22	-0,02412	-0,03726	-0,04242	0,000899	0,001023	0,00158
23	-0,0031	-0,03544	-0,01588	0,00011	4,93E-05	0,000563
24	-0,01581	-0,03664	-0,02677	0,000579	0,000423	0,000981
25	-0,03715	-0,03841	-0,02349	0,001427	0,000873	0,000902
26	0,004554	-0,03487	-0,01148	-0,00016	-5,2E-05	0,0004
27	0,009021	-0,03417	0,023627	-0,00031	0,000213	-0,00081
28	-0,01594	-0,03391	-0,01272	0,00054	0,000203	0,000431
29	0,009417	-0,03192	-0,00879	-0,0003	-8,3E-05	0,000281
30	0,011485	-0,03111	-0,00606	-0,00036	-7E-05	0,000188
31	0,01216	-0,03056	-0,00844	-0,00037	-0,0001	0,000258
32	0,011987	-0,02952	0,019426	-0,00035	0,000233	-0,00057
33	0,013361	-0,02862	0,021855	-0,00038	0,000292	-0,00063
34	0,021587	0,184281	0,026342	0,003978	0,000569	0,004854
35	0,021587	0,184281	0,039419	0,003978	0,000851	0,007264
36	0,973336	0,937766	0,974472	0,912762	0,948489	0,913827
Jumlah				0,965113	0,997845	0,970436

Data Sampel ke-3

Tabel Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$X_1^*X_2^*$	$X_1^*X_3^*$	$X_2^*X_3^*$
1	-0,11096	-0,2973	-0,12706	0,032988	0,014099	0,037776
2	-0,10973	-0,29717	-0,12744	0,032608	0,013983	0,037871
3	-0,11155	-0,29587	-0,1272	0,033005	0,01419	0,037635
4	-0,11158	-0,29886	-0,12655	0,033348	0,014121	0,037821
5	-0,1099	-0,16456	-0,11217	0,018085	0,012327	0,018458
6	-0,1051	-0,16291	-0,11266	0,017122	0,011841	0,018354
7	-0,11155	-0,15645	-0,11255	0,017453	0,012555	0,017609
8	-0,11305	-0,17431	-0,11129	0,019705	0,012581	0,019399
9	-0,09345	-0,11203	-0,09469	0,010469	0,008848	0,010608
10	-0,09282	-0,08573	-0,09537	0,007958	0,008852	0,008176
11	-0,09155	-0,1176	-0,09925	0,010766	0,009087	0,011672
12	-0,09597	-0,13275	-0,08945	0,01274	0,008584	0,011874
13	-0,07292	0,041548	-0,06421	-0,00303	0,004682	-0,00267
14	-0,07392	0,059094	-0,06912	-0,00437	0,005109	-0,00408
15	-0,0772	0,039591	-0,0638	-0,00306	0,004925	-0,00253
16	-0,06763	0,02596	-0,05971	-0,00176	0,004038	-0,00155
17	-0,01833	0,034798	-0,08646	-0,00064	0,001585	-0,00301
18	-0,02128	0,031164	-0,07986	-0,00066	0,0017	-0,00249
19	-0,03198	0,041374	-0,09068	-0,00132	0,0029	-0,00375
20	-0,00171	0,031856	-0,08918	-5,5E-05	0,000153	-0,00284
21	0,03555	0,080423	-0,09868	0,002859	-0,00351	-0,00794
22	0,026899	0,11199	-0,0639	0,003012	-0,00172	-0,00716
23	0,06954	0,171969	0,08893	0,011959	0,006184	0,015293
24	0,071103	0,069458	0,23106	0,004939	0,016429	0,016049
25	0,000454	0,187351	0,110067	8,51E-05	5E-05	0,020621
26	0,085076	0,271116	0,146538	0,023066	0,012467	0,039729
27	0,09414	0,283701	0,279038	0,026708	0,026269	0,079163
28	0,863525	0,188394	0,670544	0,162683	0,579032	0,126327
29	0,183972	0,328241	0,264842	0,060387	0,048723	0,086932
30	0,191926	0,297508	0,310277	0,0571	0,05955	0,09231
Jumlah				0,584155	0,909638	0,705665

Data Sampel ke-4

Tabel Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$X_1^*X_2^*$	$X_1^*X_3^*$	□ $_2^*X_3^*$
1	-0,22	-0,24029	-0,19097	0,052866	0,042015	0,04589
2	-0,21455	-0,23243	-0,18725	0,049868	0,040174	0,043521
3	-0,20562	-0,22032	-0,18725	0,045301	0,038501	0,041254
4	-0,19854	-0,21245	-0,18725	0,042181	0,037176	0,039781
5	-0,18709	-0,21608	-0,1947	0,040426	0,036425	0,042071
6	-0,17477	-0,16161	-0,18311	0,028244	0,032001	0,029592
7	-0,16383	-0,12469	-0,18228	0,020427	0,029862	0,022728
8	-0,14164	-0,14829	-0,16779	0,021004	0,023766	0,024882
9	-0,12722	-0,15677	-0,16117	0,019943	0,020503	0,025265
10	-0,10948	-0,12348	-0,12722	0,013518	0,013928	0,015709
11	-0,09209	-0,10411	-0,07589	0,009587	0,006988	0,0079
12	-0,06617	-0,13679	-0,08127	0,009052	0,005378	0,011117
13	-0,0426	-0,0684	-0,04318	0,002914	0,00184	0,002953
14	-0,03588	0,030264	-0,00137	-0,00109	4,91E-05	-4,1E-05
15	-0,00468	0,023001	0,013121	-0,00011	-6,1E-05	0,000302
16	0,045147	0,200347	0,076461	0,009045	0,003452	0,015319
17	0,108537	0,239084	0,079359	0,025949	0,008613	0,018973
18	0,142975	0,164635	0,061144	0,023539	0,008742	0,010066
19	0,186488	0,245137	0,170021	0,045715	0,031707	0,041679
20	0,249843	0,238479	0,326507	0,059582	0,081576	0,077865
21	0,330969	0,227584	0,393987	0,075323	0,130397	0,089665
22	0,422033	0,30627	0,402267	0,129256	0,16977	0,123202
23	0,498156	0,470905	0,447805	0,234584	0,223076	0,210874
Jumlah				0,957131	0,985878	0,940567

Data Sampel ke-5

Tabel Variabel Bebas dalam Bentuk Baku

No	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$X_1^*X_2^*$	$X_1^*X_3^*$	$X_2^*X_3^*$
1	0,053999	-0,06031	0,014719	-0,00326	0,000795	-0,00089
2	0,247175	0,162898	0,038371	0,040264	0,009484	0,006251
3	-0,07359	-0,05762	-0,08773	0,004241	0,006456	0,005055
4	-0,06707	-0,04299	-0,04586	0,002883	0,003076	0,001972
5	-0,02269	-0,02512	-0,0272	0,00057	0,000617	0,000683
6	-0,04539	0,008237	-0,04965	-0,00037	0,002253	-0,00041
7	-0,03797	0,026038	-0,03678	-0,00099	0,001396	-0,00096
8	-0,02297	-0,02294	-0,00624	0,000527	0,000143	0,000143
9	-0,07742	-0,02825	-0,05145	0,002187	0,003983	0,001453
10	-0,1174	-0,08223	-0,10324	0,009654	0,012121	0,00849
11	-0,07435	-0,05303	-0,06589	0,003942	0,004899	0,003494
12	-0,11765	-0,0937	-0,10841	0,011025	0,012755	0,010158
13	0,250241	0,092579	-0,01223	0,023167	-0,00306	-0,00113
14	-0,03826	-0,01858	-0,0263	0,000711	0,001006	0,000489
15	-0,08819	-0,0758	-0,07089	0,006685	0,006252	0,005374
16	-0,11994	-0,08298	-0,11826	0,009953	0,014184	0,009813
17	-0,10685	-0,07301	-0,1173	0,007801	0,012534	0,008564
18	-0,1129	-0,08237	-0,1166	0,0093	0,013164	0,009604
19	-0,09681	-0,08935	-0,11026	0,008649	0,010674	0,009852
20	-0,1124	-0,08741	-0,09724	0,009824	0,01093	0,008499
21	0,067798	0,001804	0,06679	0,000122	0,004528	0,00012
22	0,179023	0,06341	0,138669	0,011352	0,024825	0,008793
23	0,006556	-0,02631	0,036276	-0,00017	0,000238	-0,00095
24	-0,1143	-0,08533	-0,10564	0,009753	0,012074	0,009014
25	0,811886	0,921026	0,880333	0,747768	0,714731	0,810809
26	-0,03895	-0,03482	0,026695	0,001356	-0,00104	-0,00093
27	-0,02844	-0,0355	0,022204	0,00101	-0,00063	-0,00079
28	-0,09488	-0,06263	-0,07323	0,005942	0,006948	0,004586
29	0,052326	-0,03768	0,164229	-0,00197	0,008593	-0,00619
30	-0,10142	-0,08233	-0,09217	0,00835	0,009347	0,007588
31	0,037855	0,015929	0,085976	0,000603	0,003255	0,00137
32	0,088851	0,119093	0,13358	0,010582	0,011869	0,015908
33	-0,08589	-0,07073	-0,08528	0,006075	0,007324	0,006032
Jumlah				0,947532	0,925725	0,941869

Lampiran 7 (Nilai *Means Square Error* (MSE))

Data Sampel Ke-1

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode *Principal Component Analysis*

NO	$\hat{X}_1$	$\hat{X}_2$	$\hat{X}_3$	F_i	$\hat{Y}$	$Y_i - \hat{Y}$	$(Y_i - \hat{Y})^2$
1	15,93147	6,1047	1,33452	23,37069	497,69728	-434,89728	189135,6458
2	17,04348	6,65805	1,84676	25,54829	535,95336	-470,95336	221797,0661
3	16,27645	6,10113	1,47269	23,85027	506,12254	-442,22254	195560,7779
4	17,54994	6,88296	1,51987	25,95277	543,05926	-475,55926	226156,613
5	18,72434	8,29668	1,64456	28,66558	590,71791	-519,41791	269794,9646
6	21,54657	10,03527	2,14669	33,72853	679,66382	-603,06382	363685,965
7	32,18223	10,81353	3,01952	46,01528	895,51744	-809,21744	654832,8636
8	28,15991	10,08882	3,28912	41,53785	816,85795	-721,15795	520068,7871
9	27,85897	9,96387	3,13747	40,96031	806,71173	-708,41173	501847,1736
10	28,48654	11,5311	3,31945	43,33709	848,467	-748,167	559753,8556
11	28,62967	11,20623	2,42977	42,26567	829,64429	-726,44429	527721,3073
12	30,67019	12,71277	2,49043	45,87339	893,02472	-784,12472	614851,5695
13	33,24653	13,41606	2,68926	49,35185	954,1343	-845,6343	715097,3707
14	35,03749	12,55569	2,50054	50,09372	967,16747	-855,76747	732337,9678
Jumlah							6292641,928
Means Square Error (MSE)							449474,4234

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode Regresi Ridge

NO	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$\hat{Y}$	$Y_i - \hat{Y}$	$(Y_i - \hat{Y})^2$
1	44588,9	17721,98	3349,226	6,6E+09	-6596897028	4,35191E+19
2	47701,18	19328,36	4634,788	6,6E+09	-6596903030	4,35191E+19
3	45554,42	17711,62	3695,989	6,6E+09	-6596898329	4,35191E+19
4	49118,66	19981,27	3814,396	6,6E+09	-6596904278	4,35191E+19
5	52405,56	24085,31	4127,329	6,6E+09	-6596911978	4,35192E+19
6	60304,4	29132,45	5387,518	6,6E+09	-6596926179	4,35194E+19
7	90071,42	31391,74	7578,047	6,6E+09	-6596960386	4,35199E+19
8	78813,77	29287,9	8254,658	6,6E+09	-6596947692	4,35197E+19
9	77971,5	28925,17	7874,064	6,6E+09	-6596946103	4,35197E+19
10	79727,94	33474,85	8330,777	6,6E+09	-6596952864	4,35198E+19
11	80128,54	32531,75	6097,96	6,6E+09	-6596950086	4,35198E+19
12	85839,53	36905,25	6250,197	6,6E+09	-6596960317	4,35199E+19
13	93050,17	38946,9	6749,198	6,6E+09	-6596970069	4,352E+19
14	98062,7	36449,24	6275,57	6,6E+09	-6596972107	4,352E+19
Jumlah						6,09274E+20
Means Square Error (MSE)						4,35196E+19

Data Sampel Ke-2

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode *Principal Component Analysis*

NO	$\hat{X}_1$	$\hat{X}_2$	$\hat{X}_3$	F_1	$\hat{Y}$	$Y_i - \hat{Y}$	$(Y_i - \hat{Y})^2$
1	195,975	25252,06	61,975	25510,01	2,41E+09	-2,4E+09	5,80016E+18
2	138,02	20867,45	67	21072,47	1,99E+09	-2E+09	3,95783E+18
3	256,61	28822,48	156,11	29235,2	2,76E+09	-2,8E+09	7,61774E+18
4	325,285	31181,45	157,785	31664,52	2,99E+09	-3E+09	8,93628E+18
5	360,125	37868,09	192,625	38420,84	3,63E+09	-3,6E+09	1,31564E+19
6	436,84	44656,97	269,34	45363,15	4,28E+09	-4,3E+09	1,83403E+19
7	612,715	52231,38	445,215	53289,31	5,03E+09	-5E+09	2,53091E+19
8	835,825	66132,8	668,325	67636,95	6,39E+09	-6,4E+09	4,07717E+19
9	928,285	76073,85	760,785	77762,92	7,34E+09	-7,3E+09	5,38932E+19
10	1190,59	89871,37	1023,09	92085,05	8,69E+09	-8,7E+09	7,55727E+19
11	1254,24	95896,01	1086,74	98236,99	9,27E+09	-9,3E+09	8,60071E+19
12	1508,84	123949,6	1341,34	126799,8	1,2E+10	-1,2E+10	1,43291E+20
13	1661,6	151974,9	1494,1	155130,6	1,46E+10	-1,5E+10	2,14474E+20
14	1994,925	185700,4	1827,425	189522,8	1,79E+10	-1,8E+10	3,20109E+20
15	986,575	94499,41	819,075	96305,06	9,09E+09	-9,1E+09	8,26569E+19
Jumlah							1,09409E+21
Means Square Error (MSE)							7,29396E+19

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode Regresi Ridge

NO	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$\hat{Y}$	Y_i $\hat{Y}$	$(Y_i-\hat{Y})^2$
1	-15154,95686	72528,65646	-156,6	17469,10911	3999,890892	15999127,15
2	-10673,23458	59935,22862	-169,297	9344,70626	9040,29374	81726910,9
3	-19843,92642	82783,59177	-394,463	22797,21212	619,7878803	384137,0166
4	-25154,6378	89559,00323	-398,695	24257,67977	4403,320226	19389229,02
5	-27848,85236	108764,2915	-486,73	40680,7189	-4795,7189	22998919,79
6	-33781,30556	128263,2065	-680,575	54053,33523	-11055,3352	122220436,9
7	-47381,90787	150018,3602	-1124,98	61763,48119	-7059,48119	49836274,72
8	-64635,24337	189945,8485	-1688,74	83873,87389	2596,126106	6739870,76
9	-71785,2743	218498,4118	-1922,37	105042,776	-7937,77597	63008287,34
10	-92069,60118	258127,4913	-2585,17	123724,7295	-5671,7295	32168515,52
11	-96991,72393	275431,3795	-2746	135945,6625	9357,337465	87559764,44
12	-116680,2149	356006,5544	-3389,33	196189,0166	-9675,01664	93605946,91
13	-128493,3095	436500,432	-3775,33	264483,8018	-40115,8018	1609277552
14	-154269,6891	533366,6266	-4617,58	334731,3626	31802,63744	1011407748
15	-76292,9025	271420,0758	-2069,66	153309,523	24810,47697	615559767,5
Jumlah						3831882488
Means Square Error (MSE)						255458832,5

Data Sampel Ke-3

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode *Principal Component Analysis*

NO	X_1	X_2	X_3	F_1	$\hat{Y}$	$Y_t-\hat{Y}$	$(Y_t-\hat{Y})^2$
1	1735651	1335539	2833593	5904783	4,96E+16	-5E+16	2,46311E+33
2	1733895	1186251	2969139	5889285	4,95E+16	-4,9E+16	2,4502E+33
3	1711353	988640	2989864	5689857	4,78E+16	-4,8E+16	2,28706E+33
4	1710979	980764,6	2036276	4728020	3,97E+16	-4E+16	1,57919E+33
5	1731725	947364,6	2291489	4970579	4,18E+16	-4,2E+16	1,74538E+33
6	1790907	781743,7	2584807	5157458	4,33E+16	-4,3E+16	1,87909E+33
7	1711353	820203,8	2931902	5463459	4,59E+16	-4,6E+16	2,10868E+33
8	1692914	971272	3042779	5706966	4,8E+16	-4,8E+16	2,30084E+33
9	1934578	957895,3	3156519	6048992	5,08E+16	-5,1E+16	2,58489E+33
10	1605300	1008288	2085948	4699535	3,95E+16	-3,9E+16	1,56022E+33
11	1620970	1297924	2417638	5336532	4,49E+16	-4,5E+16	2,01184E+33
12	1566465	1557375	3489911	6613751	5,56E+16	-5,6E+16	3,09009E+33
13	1513720	1521963	6513924	9549606	8,03E+16	-8E+16	6,44238E+33
14	1838381	1595541	6081391	9515313	8E+16	-8E+16	6,39619E+33
15	2000109	2304801	6549926	10854835	9,12E+16	-9,1E+16	8,32381E+33
16	1915869	2259009	6910484	11085363	9,32E+16	-9,3E+16	8,68111E+33
17	1849763	2231322	4554917	8636003	7,26E+16	-7,3E+16	5,26867E+33
18	2150296	2438011	5136116	9724423	8,17E+16	-8,2E+16	6,68041E+33
19	2355381	2353030	4183021	8891431	7,47E+16	-7,5E+16	5,58494E+33
20	2054614	2591790	4138529	8784933	7,38E+16	-7,4E+16	5,45196E+33
21	2177020	2369214	3479053	8025287	6,75E+16	-6,7E+16	4,54985E+33
22	2407360	2837033	6541103	11785495	9,91E+16	-9,9E+16	9,81231E+33
23	2933080	3241270	32511098	38685447	3,25E+17	-3,3E+17	1,05723E+35
24	2615356	2973983	21858258	27447597	2,31E+17	-2,3E+17	5,32211E+34
25	2081312	2580598	25069413	29731323	2,5E+17	-2,5E+17	6,24459E+34
26	3124630	3368590	36733000	43226221	3,63E+17	-3,6E+17	1,31999E+35
27	3236380	3525203	71107000	77868583	6,54E+17	-6,5E+17	4,28351E+35
28	2612104	3582671	35722000	41916775	3,52E+17	-3,5E+17	1,24123E+35
29	3246287	4026120	39429000	46701406	3,93E+17	-3,9E+17	1,54076E+35
30	3297997	4204937	42125000	49627934	4,17E+17	-4,2E+17	1,73991E+35
31	3314884	4328594	39766000	47409478	3,98E+17	-4E+17	1,58784E+35
32	3310558	4560746	67063000	74934304	6,3E+17	-6,3E+17	3,96677E+35
33	3344938	4761636	69422000	77528574	6,52E+17	-6,5E+17	4,24619E+35
34	3550703	52104000	73803000	1,29E+08	1,09E+18	-1,1E+18	1,18394E+36
35	3550703	52104000	86609000	1,42E+08	1,2E+18	-1,2E+18	1,42976E+36
36	27358172	2,2E+08	1E+09	1,25E+09	1,05E+19	-1E+19	1,10091E+38
Jumlah							1,15012E+38
Means Square Error (MSE)							3,19477E+36

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode Regresi Ridge

NO	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$\hat{Y}$	Y_t $\hat{Y}$	$(Y_t-\hat{Y})^2$
1	791440535,8	155135153,2	35473018,48	6035495269	-4114910219	1,69325E+19
2	790639921,2	137793980,6	37169881,25	6019050345	-4497635295	2,02287E+19
3	780361013,7	114839633	37429338,46	5986076547	-4649014091	2,16133E+19
4	780190287,7	113924834,5	25491619,68	5973053304	-4278488714	1,83055E+19
5	789650294	110045117,2	28686567,26	5981828540	-4719294327	2,22717E+19
6	816636844,3	90806724,03	32358532,17	5993248662	-3010714162	9,0644E+18
7	780361013,7	95274218,54	36703723,14	5965785517	-3449825502	1,19013E+19
8	771953024,1	112822180	38091768,56	5976313535	-3443948945	1,18608E+19
9	882149244	111268353,2	39515648,6	6086379808	-3535147296	1,24973E+19
10	732001435,3	117121876,8	26113443,68	5928683318	-3536132082	1,25042E+19
11	739147035,6	150765815,5	30265788,33	5973625201	-3684369788	1,35746E+19
12	714293101,2	180903459,8	43689298,28	5992332421	-1959325879	3,83896E+18
13	690241932,8	176789989,5	81546133,62	6002024618	-1794816218	3,22137E+18
14	838284478,6	185336774	76131367,24	6153199182	-953988641,8	9,10094E+17
15	912030761,1	267723813	81996838,2	6315197974	-498696551,3	2,48698E+17
16	873618319,3	262404681,8	86510575,11	6275980138	-1026634923	1,05398E+18
17	843474643,1	259188590,1	57021837,9	6213131633	-747726632	5,59095E+17
18	980514654,8	283197444,9	64297714	6381456376	-387831517,6	1,50413E+17
19	1074031353	273326086,1	52366158,92	6453170160	218845309,7	4,78933E+16
20	936884695,5	301060245,4	51809178,13	6343200681	667126126,1	4,45057E+17
21	992700592,5	275206003,1	43553372,24	6364906530	725784704,3	5,26763E+17
22	1097733233	329547457,9	81886381,16	6562613634	543525081,5	2,9542E+17
23	1337456595	376503288,8	406998070,6	7174404517	657650294,2	4,32504E+17
24	1192577630	345455462,9	273637911,5	6865117566	638541367	4,07735E+17
25	949058646,9	299760152,2	313837535,7	6616102897	793151217,3	6,29089E+17
26	1424801954	391292771,3	460923153,9	7330464441	792083538,8	6,27396E+17
27	1475758536	409484765,9	891020539,1	7829710402	1422444368	2,02335E+18
28	1191094726	416160207,5	445735723,1	7106437218	3290005992	1,08241E+19
29	1480276092	467670826,6	493877766,9	7495271247	2727785644	7,44081E+18
30	1503855497	488442134,8	527361128,3	7573105322	3485133534	1,21462E+19
31	1511555841	502806051,1	498224577,9	7566033032	4938243478	2,43862E+19
32	1509583348	529772608,4	839549701,6	7932352220	7993134792	6,38902E+19
33	1525260181	553107827,8	869307320,9	8001121891	11761025314	1,38322E+20
34	1619086983	6062218215	924281370,6	13659033131	6152998069	3,78594E+19
35	1619086983	6062218758	1084475353	13819227656	6293272867	3,96053E+19
36	12475068576	25560092121	12539340970	55627948229	-2515626809	6,32838E+18
Jumlah						5,26974E+20
Means Square Error (MSE)						1,46382E+19

Data Sampel Ke-4

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode *Principal Component Analysis*

NO	$\hat{X}_1$	$\hat{X}_2$	$\hat{X}_3$	F_I	$\hat{Y}$	$Y_t - \hat{Y}$	$(Y_t - \hat{Y})^2$
1	135,15	16,9845	26,4654	178,5999	1282,725	-1254,93	1574838
2	140,522	17,42	26,7696	184,7116	1325,263	-1295,36	1677965
3	149,328	18,09	26,7696	194,1876	1391,216	-1361,42	1853453
4	156,298	18,5255	26,7696	201,5931	1442,758	-1411,96	1993625
5	167,586	18,3245	26,1612	212,0717	1515,689	-1484,49	2203708
6	179,724	21,3395	27,1076	228,1711	1627,741	-1594,44	2542242
7	190,502	23,383	27,1752	241,0602	1717,449	-1681,85	2828616
8	212,364	22,0765	28,3582	262,7987	1868,749	-1832,35	3357503
9	226,576	21,6075	28,899	277,0825	1968,164	-1931,46	3730554
10	244,052	23,45	31,6706	299,1726	2121,911	-2083,51	4341019
11	261,188	24,522	35,8618	321,5718	2277,81	-2237,41	5006002
12	286,722	22,713	35,4224	344,8574	2439,878	-2399,58	5757972
13	309,944	26,4985	38,532	374,9745	2649,493	-2607,69	6800060
14	316,574	31,959	41,9458	390,4788	2757,402	-2717	7382102
15	347,31	31,557	43,1288	421,9958	2976,761	-2936,06	8620453
16	396,406	41,3725	48,3002	486,0787	3422,778	-3382,68	11442509
17	458,864	43,5165	48,5368	550,9173	3874,054	-3831,35	14679277
18	492,796	39,396	47,0496	579,2416	4071,192	-4027,09	16217466
19	535,67	43,8515	55,939	635,4605	4462,475	-4415,78	19499070
20	598,094	43,483	68,7154	710,2924	4983,305	-4932,71	24331580
21	678,028	42,88	74,2248	795,1328	5573,794	-5523,69	30511199
22	767,754	47,235	74,9008	889,8898	6233,303	-6181,6	38212216
23	842,758	56,347	78,6188	977,7238	6844,628	-6791,73	46127564
Jumlah							2,61E+08
Means Square Error (MSE)							11334391

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode Regresi Ridge

NO	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$\hat{Y}$	$Y_i - \hat{Y}$	$(Y_i - \hat{Y})^2$
1	3,539788	0,956351	1,28506	32,48218	-4,68218	21,92284
2	3,680489	0,980872	1,299831	32,66218	-2,76218	7,629624
3	3,911132	1,018598	1,299831	32,93055	-3,13055	9,800319
4	4,093687	1,04312	1,299831	33,13762	-2,33762	5,464481
5	4,389338	1,031802	1,270289	33,39241	-2,19241	4,806679
6	4,707251	1,201569	1,316243	33,92605	-0,62605	0,391935
7	4,989543	1,316633	1,319525	34,32669	1,273314	1,621329
8	5,562143	1,243067	1,376967	34,88316	1,516838	2,300797
9	5,934377	1,216659	1,403227	35,25525	1,444752	2,08731
10	6,392101	1,320405	1,537805	35,9513	2,448704	5,996153
11	6,840919	1,380767	1,741314	36,66398	3,736016	13,95781
12	7,509694	1,278907	1,719978	37,20956	3,090436	9,550794
13	8,117915	1,492058	1,870969	38,18193	3,618074	13,09046
14	8,291565	1,799524	2,03673	38,8288	1,571197	2,46866
15	9,096588	1,776888	2,094172	39,66863	1,031367	1,063718
16	10,38249	2,329572	2,345276	41,75832	-1,65832	2,750029
17	12,01836	2,450295	2,356764	43,5264	-0,8264	0,682944
18	12,90709	2,218281	2,284551	44,11091	-0,01091	0,000119
19	14,03003	2,469158	2,716187	45,91636	0,783641	0,614094
20	15,66501	2,448409	3,336561	48,15096	2,449035	5,997773
21	17,75861	2,414455	3,604077	50,47812	-0,37812	0,142977
22	20,10867	2,659673	3,636901	53,10623	-1,40623	1,977478
23	22,07314	3,172745	3,817433	55,7643	-2,8643	8,204234
Jumlah						122,5226
Means Square Error (MSE)						5,327068

Data Sampel Ke-5

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode *Principal Component Analysis*

NO	$\hat{X}_1$	$\hat{X}_2$	$\hat{X}_3$	F_i	$\hat{Y}$	$Y_i - \hat{Y}$	$(Y_i - \hat{Y})^2$
1	1564,204	43,8102	16272	17880,01	1284339	-1283889	1,65E+12
2	3146,836	268,0938	18950,1	22365,03	1606399	-1606012	2,58E+12
3	518,908	46,512	4672,437	5237,857	376530,5	-376163	1,41E+11
4	572,288	61,218	9412,335	10045,84	721782,2	-721505	5,21E+11
5	935,952	79,173	11526	12541,13	900963,6	-900288	8,11E+11
6	749,972	112,689	8983,5	9846,161	707443,6	-706990	5E+11
7	810,764	130,5756	10441,2	11382,54	817767,9	-817261	6,68E+11
8	933,64	81,3618	13899	14914	1071355	-1070859	1,15E+12
9	487,56	76,0266	8780,1	9343,687	671361,9	-670875	4,5E+11
10	160,004	21,7854	2915,4	3097,189	222813,5	-222430	4,95E+10
11	512,72	51,129	7144,425	7708,274	553926,2	-553615	3,06E+11
12	157,896	10,26	2330,286	2498,442	179818,6	-179548	3,22E+10
13	3171,962	197,4366	13221	16590,4	1191734	-1191210	1,42E+12
14	808,35	85,7394	11627,7	12521,79	899575,1	-899077	8,08E+11
15	399,262	28,2492	6578,295	7005,806	503483,4	-503140	2,53E+11
16	139,162	21,033	1215,654	1375,849	99207,45	-98853,4	9,77E+09
17	246,398	31,0536	1323,795	1601,247	115392,8	-115069	1,32E+10
18	196,826	21,6486	1403,121	1621,596	116854	-116629	1,36E+10
19	328,712	14,6376	2120,445	2463,795	177330,6	-177077	3,14E+10
20	200,94	16,587	3595,095	3812,622	274187,2	-273979	7,51E+10
21	1677,254	106,2252	22167,89	23951,37	1720310	-1719792	2,96E+12
22	2588,488	168,1272	30306,6	33063,22	2374614	-2374208	5,64E+12
23	1175,516	77,976	18712,8	19966,29	1434150	-1433818	2,06E+12
24	185,402	18,6732	2644,2	2848,275	204939,4	-204599	4,19E+10
25	7773,352	1029,865	114283,3	123086,6	8839010	-8838312	7,81E+13
26	802,74	69,426	17628	18500,17	1328870	-1328564	1,77E+12
27	888,794	68,742	17119,5	18077,04	1298486	-1297873	1,68E+12
28	344,488	41,4846	6313,875	6699,848	481513,1	-481211	2,32E+11
29	1550,502	66,5532	33200,64	34817,7	2500600	-2500060	6,25E+12
30	290,938	21,6828	4169,7	4482,321	322277	-321984	1,04E+11
31	1431,944	120,4182	24340,2	25892,56	1859704	-1859176	3,46E+12
32	1849,736	224,0784	29730,3	31804,11	2284200	-2283744	5,22E+12
33	418,166	33,345	4949,4	5400,911	388239,1	-387822	1,5E+11
Jumlah							1,19E+14
Means Square Error (MSE)							3,61E+12

Nilai *Means Square Error* (MSE) dengan Metode Regresi Ridge

NO	X_1^*	X_2^*	X_3^*	$\hat{Y}$	$Y_i - \hat{Y}$	$(Y_i - \hat{Y})^2$
1	40,95358866	-4,09020366	41,27577364	431,202775	18,79722504	353,3356692
2	82,38965451	-25,0297475	48,06907806	458,492601	-71,4926014	5111,192058
3	13,58591641	-4,34244885	11,85216642	374,15925	-6,15925029	37,9363641
4	14,9834979	-5,715429	23,87545532	386,207141	-109,20714	11926,19954
5	24,50485564	-7,39174198	29,23700633	399,413736	276,5862637	76499,96126
6	19,6355749	-10,5208595	22,7876667	384,965998	69,03400162	4765,69338
7	21,22721548	-12,1907866	26,48528809	388,585333	118,4146667	14022,03328
8	24,44432345	-7,59609251	35,25638999	405,168237	90,83176276	8250,409126
9	12,7651711	-7,09798808	22,27171953	381,002519	105,9974811	11235,46601
10	4,189183764	-2,03392641	7,395242778	362,614116	20,38588356	415,5842484
11	13,42390377	-4,77350076	18,12264437	379,836664	-68,8366637	4738,486268
12	4,133992648	-0,95789313	5,911034751	362,150751	-91,1507506	8308,459332
13	83,04749701	-18,4330568	33,53656609	451,214623	72,78537737	5297,711159
14	21,16401275	-8,00479358	29,49497992	395,717815	102,2821846	10461,64529
15	10,45337547	-2,63739908	16,68659141	377,566184	-34,5661841	1194,821084
16	3,643503856	-1,96368091	3,083644256	357,827084	-3,82708351	14,64656819
17	6,451129354	-2,89922320	3,357956168	359,973479	-35,9734786	1294,091165
18	5,153247941	-2,0211545	3,559175565	359,754885	-134,754885	18158,87912
19	8,606253428	-1,3665942	5,378749253	365,682025	-111,68205	12472,87466
20	5,260959636	-1,54859389	9,11936624	365,895348	-157,895348	24930,94101
21	43,91343482	-9,91738686	56,2313623	443,291027	74,70897343	5581,430711
22	67,77113012	-15,696675	76,87612841	482,014199	-76,0141994	5778,158516
23	30,77705896	-7,27998778	47,46713969	424,027827	-92,0278272	8469,120976
24	4,854147698	-1,7433655	6,707313217	362,881712	-22,8817117	523,5727318
25	203,5199119	-96,1501193	289,892657	750,326066	-52,326066	2738,017178
26	21,01713316	-6,4817435	44,71542145	412,314427	-106,314427	11302,75748
27	23,27017696	-6,41788396	43,42555352	413,341463	199,6585372	39863,53146
28	9,019296621	-3,87308122	16,01586009	374,225692	-72,2256918	5216,550556
29	40,59484641	-6,21353343	84,21719674	471,662126	68,33787397	4670,065019
30	7,617264231	-2,02434748	10,576917	369,23345	-76,23345	5811,538908
31	37,49079121	-11,2424724	61,74167808	441,053613	86,94638676	7559,674171
32	48,42931439	-20,9203859	75,4142781	455,986823	0,013177139	0,000173637
33	10,94831515	-3,11315267	12,55471448	373,453493	43,54650672	1896,298247
Jumlah						318901,0827
Means Square Error (MSE)						9663,669174